



**PHÉNOLOGIE DES SPECTRES DE RÉFLECTANCE DE LA
VÉGÉTATION LITTORALE D'UN MARAIS INTERTIDAL
DE L'ESTUAIRE DU SAINT-LAURENT (ISLE-VERTE, QC)**

Mémoire présenté

dans le cadre du programme de maîtrise en géographie
en vue de l'obtention du grade de Maître ès sciences (M.Sc.)

PAR

© **BRIGITTE LÉGARÉ**

décembre 2021

Composition du jury :

Christian Nozais, président du jury, UQAR

Simon Bélanger, directeur de recherche, UQAR

Pascal Bernatchez, codirecteur de recherche, UQAR

Laura Zoffoli, examinatrice externe, Université de Nantes

Dépôt initial le 7 août 2021

Dépôt final le 13 décembre 2021

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À RIMOUSKI
Service de la bibliothèque

Avertissement

La diffusion de ce mémoire ou de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire « *Autorisation de reproduire et de diffuser un rapport, un mémoire ou une thèse* ». En signant ce formulaire, l'auteur concède à l'Université du Québec à Rimouski une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de son travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, l'auteur autorise l'Université du Québec à Rimouski à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de son travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits moraux ni à ses droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, l'auteur conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont il possède un exemplaire.

À ma famille, qui a toujours cru
en moi.

REMERCIEMENTS

Je voudrais tout d'abord témoigner ma reconnaissance à mon directeur de recherche, Simon Bélanger, qui m'a donné la possibilité de réaliser une maîtrise, qui m'a fait confiance, soutenu et toujours permis de travailler librement à mon projet.

Je remercie également mon codirecteur de recherche, Pascal Bernatchez, pour son expérience, son support et ses commentaires constructifs à l'égard de mon travail.

Je salue par ailleurs la précieuse contribution des membres du jury d'évaluation qui ont lu et commenté mon mémoire. De plus, je remercie la contribution du Réseau Québec Maritime (RQM) qui a subventionné ce projet de maîtrise.

Je tiens à remercier également les gens du laboratoire Aquatel, Carlos Araujo, Lucas Barbedo de Freitas, François Danhiez, Raphael Mabit, Soham Mukerjee, Rakesh Kumar Singh et Véronique Thériault pour leur aide et support ainsi que Jimmy Mayrand et Loic Théberge Dallaire pour leur aide sur lors des activités terrains.

Enfin, je remercie mes parents, Simon et Claire, de même que mes sœurs Christianne et Martine de m'avoir soutenue dans mes choix et d'avoir cru en moi.

RÉSUMÉ

Les écosystèmes possédant un climat tempéré froid sont grandement affectés par une variabilité saisonnière engendrant ainsi une évolution de la végétation (phénologie). Vu la courte saison de croissance de la végétation, ces changements consistent à la germination, croissance, sénescence, et la mort des plants. La nécessité de documenter ces changements est une priorité afin de quantifier l'état de l'écosystème, réaliser un suivi saisonnier et pour cartographier la répartition de la végétation. L'objectif du mémoire était de documenter et caractériser le cycle saisonnier de la végétation intertidale de la mi-mai à la fin octobre. Les propriétés biophysiques, de spectres de réflectance *in situ* ont été acquises pour quatre espèces végétales du marais de L'Isle-Verte (zostère, macroalgues, spartine alterniflore et l'arroche hastée) et une surface vaseuse dénudée de végétation. En parallèle, des séries temporelles d'images multispectrales ont été analysées. Bien que l'on observe des changements bio-physiques chez la végétation, l'évolution des spectres de réflectance *in situ* ne varie pas chez toutes les espèces. Selon le moment de la collecte des données tel qu'en juin et juillet, les spectres de toutes les espèces végétales présenteront des formes relativement similaires. Des indices de végétation, dont l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI), ont été calculés à partir des réflectances *in situ* et des images multispectrales provenant de deux capteurs (Sentinel-2 MSI et PlanetScope), lesquels étaient fortement corrélés. L'indice NDVI a permis de bien identifier la phénologie pour l'arroche hastée et la spartine alterniflore, mais pas pour la zostère et les macroalgues qui montraient peu de variation saisonnière. Le potentiel de la série temporelle Sentinel-2 pour cartographier les types de végétation a été démontré en appliquant un algorithme de classification par arbre de décisions aléatoires (XGBoost). La classification a été validée à l'aide de mesures *in situ* et de photos aériennes. Cette classification a montré que la meilleure représentation de la réalité du terrain était obtenue avec l'image acquise à la fin septembre. La compréhension de la variabilité saisonnière a permis d'identifier les moments clés de la végétation, sa répartition et son impact sur chaque espèce du littoral. Enfin, des recommandations pour de futures études sur la végétation intertidale sont proposées.

Mots clés : phénologie de la végétation, signature spectrale, écosystème côtier, télédétection, capteurs multispectraux

ABSTRACT

Ecosystems with a cold temperate climate are greatly affected by seasonal variability resulting in changes in vegetation (phenology). Given the short growing season of vegetation, these changes consist of germination, growth, senescence, and death of plants. The need to document these changes is a priority in order to quantify the state of the ecosystem, conduct seasonal monitoring, and map the distribution of vegetation. The objective of the dissertation was to document and characterize the seasonal cycle of intertidal vegetation in a cold temperate saltmarsh from mid-May to late October. The biophysical properties of *in situ* reflectance spectra were acquired for four plant species of the L'Isle-Verte (eelgrass, macroalgae, cordgrass, and creeping saltbush) and a muddy surface devoid of vegetation. In parallel, time series of multispectral images were analyzed. Although bio-physical changes in vegetation are observed, the evolution of *in situ* reflectance spectra does not vary in all species. Depending on the time of data collection such as June and July, the spectra of all plant species will show relatively similar shapes. Vegetation indices, including the normalized difference vegetation index (NDVI), were calculated from *in situ* reflectances and multispectral images from two sensors (Sentinel-2 MSI and PlanetScope), which were highly correlated. The NDVI provided a good identification of phenology for both creeping saltbush and cordgrass, but not for eelgrass and macroalgae that remained relatively stable. The potential of the Sentinel-2 time series to map vegetation types was demonstrated by applying a random decision tree classification algorithm (XGBoost). The classification was validated using *in situ* measurements and aerial photos. This classification showed that the best representation of the terrain reality was obtained with the image acquired at the end of September. The understanding of seasonal variability allowed the identification of the key moments of vegetation, its distribution and its impact on each species of the intertidal zone. Finally, recommendations for future studies on intertidal vegetation are proposed.

Keywords: vegetation phenology, spectral signature, coastal ecosystem, remote sensing, multispectral sensors

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS.....	x
RÉSUMÉ.....	xi
ABSTRACT.....	xiii
TABLE DES MATIÈRES.....	xv
LISTE DES TABLEAUX.....	xvii
LISTE DES FIGURES.....	xix
LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES.....	xxiii
INTRODUCTION GÉNÉRALE.....	1
MISE EN CONTEXTE.....	1
APPORT DE LA TELEDETECTION.....	2
OBJECTIFS DE LA RECHERCHE.....	5
QUESTION DE RECHERCHE.....	5
STRUCTURE DU MEMOIRE.....	6
CHAPITRE 1 Cadre théorique.....	7
1.1 LES HABITATS COTIERS DE L'ESTUAIRE DU SAINT-LAURENT.....	7
1.1.1 Les écosystèmes côtiers et la végétation de l'Isle -Verte.....	8
1.2 NOTIONS DE TELEDETECTION.....	12
1.2.1 Réflectance.....	12
1.2.2 Traitement des images satellitaires.....	19
1.2.3 Classification.....	21
CHAPITRE 2 Phénologie des spectres de réflectance dans la végétation intertidale évaluée à l'aide de capteurs multispectraux <i>in situ</i> et spatiaux : implications pour la classification des habitats côtiers.....	24

2.1	RESUME.....	25
2.2	ABSTRACT.....	27
2.3	INTRODUCTION.....	28
2.4	MATERIALS AND METHODS	30
	2.4.1 Study area.....	30
	2.4.2 <i>In situ</i> measurement	32
	2.4.3 Satellite data.....	38
	2.4.4 Classification.....	39
	2.4.5 Statistics analysis	40
2.5	RESULTS.....	41
	2.5.1 Phenology of biophysical parameters	41
	2.5.2 Spectral signatures of vegetation types and sediments	43
	2.5.3 Classification of vegetation type.....	51
	2.5.4 Remote sensing of coastal vegetation phenology	55
2.6	DISCUSSION.....	65
2.7	CONCLUSION	70
	CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVE	73
	ANNEXE 1	77
	ANNEXE 2	80
	RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	83

LISTE DES TABLEAUX

Table 1. Composition, percentage coverage at the beginning and the end of season, and the vegetation biomass harvested at the end of the season in g/m ²	33
Table 2. Dates, sky, tidal levels and number of stations of the <i>in situ</i> data collection.	35
Table 3. Vegetation indices applied to the reflectance spectra and the satellite images.	38
Table 4. List of the images acquired for the study and the water level went the sensor collected the images.	39
Table 5. Model validation statistics (overall accuracy, Kappa coefficient, and mean F1-score) of the XGBoost models using the change spectra.	52
Table 6. Model validation statistics (overall accuracy, Kappa coefficient, and mean F1-score) of the XGBoost models using the identical spectra over the Sentinel-2 MSI images.	55
Table 7. r values of the LAI versus VIs relationships obtain for the <i>Zostera marina</i> and the <i>Spartina alterniflora</i> . Highest (<i>bold</i>) and lowest (<i>italic</i>) values are highlighted.....	56

LISTE DES FIGURES

Figure 1. Profils longitudinaux schématiques de l'Isle-Verte adapté de Quintin <i>et al.</i> (2006).	8
Figure 2. Spectres de réflectance non-normalisés de la spartine alterniflore récoltée au courant de l'année 2019 à L'Isle-Verte comparé à un spectre de référence tirée de la littérature (Kokaly <i>et al.</i> , 2017).	14
Figure 3. Spectres de réflectance non-normalisés de l'arroche hastée récoltée au courant de l'année 2019 à L'Isle-Verte comparé à un spectre de référence tirée de la littérature (Kokaly <i>et al.</i> , 2017).	16
Figure 4. Spectres de réflectance non-normalisés de la zostère marine récoltée au courant de l'année 2019 à L'Isle-Verte comparé à un spectre de référence tirée de la littérature (Bargain <i>et al.</i> , 2013).	17
Figure 5. Spectres de réflectance non-normalisés des macroalgues récoltées au courant de l'année 2019 à L'Isle-Verte comparé à un spectre de référence tirée de la littérature (Thorhaug <i>et al.</i> , 2007).	18
Figure 6. Spectres de réflectance non-normalisés des sédiments récoltés au courant de l'année 2019 à L'Isle-Verte comparé à un spectre de référence tirée de la littérature (Kokaly <i>et al.</i> , 2017).	19
Figure 7. True-colour image of Ile-Verte from PlanetScope captured on September 3rd, 2019. The outer red box delimits the subset used for the study area, and the black dots identified the 13 harvest sites.	31
Figure 8. Drone images collected on 1st September, 2019 presenting the delimitation of the four zones of the study site and the transect of 13 plots.	32
Figure 9. Acquisition of the emerge surface reflectance with the ASD (A.) and the vegetation target such as CS (B.), EG (C.), SC (D.), and MA (E.).	35
Figure 10. Evolution of a) the leaf's and stem length and b) leaf area index (LAI) of the EG and the SC and the steam length of the CS from the 23 th May to the 25 th October 2019.	42

Figure 11. Mean reflectance spectra for four vegetation species and sediment and their standard deviation (shaded area): a) raw spectra; b) MSC-corrected spectra.	44
Figure 12. SAM analyses were applied on the reflectance spectra of four vegetation species and sediment.....	45
Figure 13. MSC-corrected reflectance spectra collected through the summer for four vegetation species and sediment collected from the 17 th May to the 25 th October 2019 for CS (A.), SC (B.), EG (C.), MA (D.) and SD.	47
Figure 14. SAM analyses were applied on the reflectance spectra of four vegetation species and sediment collected from 17 th May to the 25 th October 2019 for CS (A.), SC (B.), EG (C.), MA (D.) and SD (E.).	49
Figure 15. SAM analyses applied on the reflectance spectra according to the vegetation species and sediment over time collected from May to the end of October for CS (A), SC (B), EG (C), MA (D) and SD (E).	51
Figure 16. Seasonal changes in coastal and intertidal vegetation Sentinel-2 images of different seasonal cycle stages using XGBoost algorithm and by changing the <i>in situ</i> spectra.	53
Figure 17. Seasonal changes in coastal and intertidal vegetation Sentinel-2 images of different seasonal cycle stages using the XGBoost algorithm and the identical <i>in situ</i> spectra.	54
Figure 18. Linear relationship between the <i>in situ</i> MSC-Corrected NDVI and LAI for the A) <i>Zostera marina</i> and B) <i>Spartina alterniflora</i>	57
Figure 19. The linear relationship between the NDVI values from the <i>in situ</i> and multispectral sensor.	58
Figure 20. Seasonal evolution of the NDVI from the <i>in situ</i> spectra collected from May to the end of October of four vegetation species and sediment. Dashed lines are NDVI calculated on raw reflectance spectra.....	60
Figure 21. Evolution of the NDVI on the multispectral image from Sentinel-2 MSI and the homogenous cluster for four vegetations species and sediment were the NDVI values were extracted.....	62
Figure 22. Evolution of the NDVI value on the multispectral image from a) Sentinel-2 MSI and b) Planetscope by extracting the NDVI pixels values from homogenous cluster for four vegetations species and sediment.....	63

Figure 23. Evolution of the NDVI on the multispectral image from PlanetScope centered on the study site and the homogenous cluster for four vegetations species and sediment were the NDVI values were extracted.64

LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES

AC	Atmospheric correction
CS	Creeping saltbush (<i>Atriplex prostrata</i>)
EG	Eelgrass (<i>Zostera marina</i>)
LAI	Leaf area index
L_{cible}	Luminance de la cible
L_{ref}	Luminance d'une référence connue
L8	Landsat-8 OLI
MA	Macroalgae
MSC	Multiplicative scatter correction
NDVI	Normalize difference vegetation index
PS	PlanetScope
SAM	Spectral angle mapper
SC	Saltmarsh cordgrass (<i>Spartina alterniflora</i>)
SD	Sediment
S2	Sentinel-2 MSI
RE	Rapid-Eye
R_{cible}	Réflectance de la cible

INTRODUCTION GÉNÉRALE

MISE EN CONTEXTE

L'intérêt porté aux écosystèmes côtiers est grandissant (Salomons *et al.*, 2012 ; Sherman, 1994). Ces milieux productifs et dynamiques situés entre terre et mer jouent divers rôles essentiels (Boesch *et al.*, 1994 ; Poulin *et al.*, 2009 ; Zhang *et al.*, 2017). Ces rôles consistent entre autres à la stabilisation du littoral, la régulation des éléments nutritifs, la séquestration du carbone et à la fois la détoxification des eaux polluées (Arkema *et al.*, 2013 ; Béné *et al.*, 2012 ; Mcleod *et al.*, 2011 ; Perillo *et al.*, 2018 ; Zhang *et al.*, 2017). Ils offrent ainsi plusieurs services écologiques aux communautés côtières (Barbier *et al.*, 2011). L'intérêt marqué porté aux écosystèmes côtiers au cours des dernières décennies a également suscité le développement industriel et la surexploitation des ressources sur le littoral (Harley *et al.*, 2006). Les pressions anthropiques exercées sur ces écosystèmes et l'élévation du niveau de la mer liée au changement climatique contribuent à la perte de 20 à 70 % de ces écosystèmes (GIEC, 2009). Les environnements côtiers sont donc aujourd'hui parmi les écosystèmes les plus vulnérables au monde (Boesch *et al.*, 1994 ; Cahoon *et al.*, 2006 ; Gedan *et al.*, 2011 ; Lee *et al.*, 2006 ; Li *et al.*, 2007 ; Nicholls, 2004 ; Simenstad *et al.*, 2006). La vulnérabilité grandissante chez ces écosystèmes provoque des changements rapides dans les fonctions, la structure et la composition de ces milieux.

La végétation qui compose les habitats côtiers ainsi que le rehaussement de l'estran rend plusieurs services écologiques, dont la protection des communautés riveraines des dommages causés par les tempêtes et l'érosion (Arkema *et al.*, 2013 ; Gedan *et al.*, 2011 ; Kaplan *et al.*, 2009 ; Spalding *et al.*, 2014). En effet, la végétation intertidale permet de contribuer à la protection des côtes en dissipant l'énergie des vagues et en augmentant la sédimentation et/ou en réduisant l'érosion en captant les sédiments (Gedan *et al.*, 2011 ;

Shepard *et al.*, 2011). Une couverture végétale dense permet de réduire le débit de l'eau et la contrainte de cisaillement sur le fond marin, favorisant ainsi le dépôt de sédiments, ce qui peut créer une accrétion (Spalding *et al.*, 2014). Les racines et rhizomes elles-mêmes peuvent également présenter une barrière physique entre l'eau et le sol en améliorant la cohésion du sol et la résistance à la traction, ralentissant les taux d'érosion sur les côtes (Gedan *et al.*, 2011 ; Mckee et Cherry, 2009). En plus d'offrir de multiples avantages au-delà de la simple protection contre les tempêtes, ces écosystèmes ont un rôle biologique majeur (Barbier, 2007). En offrant une ressource alimentaire importante, ces milieux fournissent un abri et forment un habitat d'alevinage pour de nombreux organismes halieutiques (Ralph *et al.*, 2006).

La conservation de la végétation intertidale est importante pour maximiser son efficacité à réduire la vulnérabilité côtière et à soutenir l'adaptation au changement climatique (Spalding *et al.*, 2014). Malheureusement, il apparaît que dans bien des cas, ces habitats régressent négativement, voire disparaissent complètement (Ralph *et al.*, 2006 ; Silliman *et al.*, 2009 ; Waycott *et al.*, 2009). Par exemple, selon Duarte *et al.* (2013), la perte des herbiers à l'échelle globale est principalement causée par l'eutrophisation et la transformation côtière, tandis que les marais salés régressent en raison de changements dans l'utilisation des terres. De plus, la perte de végétation pionnière peut favoriser la colonisation de différentes espèces invasives (Ayers *et al.*, 2004 ; Zhu *et al.*, 2014). L'apparition de ces espèces risque d'impacter à court ou moyen termes les activités économiques ainsi que la structure et la balance des écosystèmes (Pejchar et Mooney, 2009). Le besoin d'informations explicites sur la répartition de ces écosystèmes devient plus important que jamais, puisque diverses activités de gestion en dépendent (Dekker *et al.*, 2006). La connaissance de ces écosystèmes est fondamentale afin de développer des outils permettant leur suivi et leur gestion face aux forçages auxquels ils sont soumis et que dans ce contexte, la télédétection offre un outil permettant d'avoir une vision synoptique.

APPORT DE LA TELEDETECTION

Traditionnellement, la cartographie des écosystèmes côtiers, en particulier ceux de la zone intertidale et subtidale, se réalisait au moyen de photographie aérienne et de relevés de terrain surfacique (Lundén et Gullström, 2003 ; Robin et Gourmelon, 2005 ; Reeves *et al.*, 2016). Au Québec, par exemple, les cartes d’herbiers de zostère (Lemieux et Lalumière, 1995), réalisées par photo-interprétation, n’ont été mises à jour que très récemment par le Ministère des Pêches et Océans (Provencher et Deslandes, 2012). Le développement des technologies de télédétection satellitaires de très haute résolution spatiale et la disponibilité grandissante en données multisources permettent aujourd’hui d’obtenir des informations rapides et précises sur tous types d’écosystèmes ainsi que sur leurs compositions. De plus, des données satellitaires d’archives, comme Landsat, débutant dans les années 1970 sont disponibles et permettent le suivi temporel de la végétation intertidale (Calleja *et al.*, 2017 ; Lyons *et al.*, 2012).

Les technologies de télédétection sont présentement largement utilisées pour cartographier tout type de végétation (Alkhatlan *et al.*, 2019 ; Hossain *et al.*, 2015 ; Jiménez et Díaz-Delgado, 2015 ; Kirkman, 2000 ; Phinn *et al.*, 2008 ; Xie *et al.*, 2008). Cependant, de la forêt à l’écosystème côtier, des observations *in situ* sont nécessaires pour établir des cartes précises et pour valider l’imagerie satellitaire. Les images satellitaires fournissent des informations à grande échelle sur la couverture végétale, telles que l’étendue spatiale, la densité, la biomasse, l’indice de surface foliaire, le type de végétation et l’évolution saisonnière (Hedley *et al.*, 2017 ; Knyazikhin *et al.*, 2000 ; Phinn *et al.*, 2008). Les progrès récents des capteurs, de leur nombre et des algorithmes de télédétection ont maintenant permis le suivi de la végétation intertidale à des échelles spatiales (< 10 mètres) et temporelles (hebdomadaire) relativement élevées. Dans ce contexte, divers capteurs multispectraux ont montré leur capacité à être utilisés pour cartographier la végétation ou les habitats côtiers dont les principaux sont Landsat-8 (Wang *et al.*, 2019), Sentinel-2 (Traganos *et al.*, 2018 ; Zoffoli *et al.*, 2020), RapidEye (Traganos et Reinartz, 2018) et PlanetScope (Wicaksono et Lazuardi, 2018).

La cartographie de la végétation intertidale au niveau de l'espèce à l'aide de l'imagerie satellitaire repose sur l'hypothèse que chaque type de végétation possède une signature spectrale qui lui est propre et est donc spectralement identifiable (Dekker, Arnold *et al.*, 2006 ; Xue et Su, 2017). Cependant, les spectres de la végétation se chevauchent fréquemment, peuvent changer rapidement au cours de la saison et ne se distinguent pas toujours à l'aide de capteurs multispectraux dus au faible nombre de bandes et à la résolution spatiale des images. De plus, les images provenant des écosystèmes côtiers sont souvent affectées par la marée provoquant une modification spectrale due à la superposition de la colonne d'eau lors de la submersion de la végétation. Par ailleurs, la forte turbidité des eaux, comme c'est le cas de l'estuaire du Saint-Laurent, en lien avec une concentration élevée en matières en suspension (Mohammadpour *et al.*, 2017) rend la cartographie en zone côtière à partir de l'imagerie encore plus difficile. En plus d'être un milieu turbide, la cartographie de la végétation intertidale submergée utilisant la technique de télédétection est donc limitée aux bandes visibles en raison de l'atténuation d'énergie substantielle par la colonne d'eau à une plus grande longueur d'onde dans le proche infrarouge (Alkhatlan *et al.*, 2019 ; Cho et Lu, 2010 ; Kirkman, 2000).

L'étude des spectres de réflectance est essentielle et peut être utilisée pour cartographier à l'aide de l'imagerie satellitaire (Dekker *et al.*, 2005). L'analyse des mesures spectrales à la fois du spectroradiomètre *in situ* et des capteurs spatiaux est essentielle pour développer des algorithmes ainsi que de tester leur validité et ainsi choisir la méthode de classification appropriée. De plus, la compréhension de l'évolution saisonnière, aussi appelée phénologie, des spectres de réflectance des différentes espèces végétales peut fournir des informations complémentaires permettant d'améliorer leur identification depuis l'espace (Bolton *et al.*, 2020 ; Drake *et al.*, 2003 ; Marzialetti *et al.*, 2019). Par exemple, elle peut aider à identifier le moment le plus approprié de la saison et les bandes spectrales qui maximisent la séparabilité spectrale des classes et ainsi faciliter l'identification des diverses espèces végétales composant les habitats côtiers.

OBJECTIFS DE LA RECHERCHE

Ce projet vise à tester le potentiel des capteurs multispectraux pour évaluer la dynamique saisonnière de trois écosystèmes côtiers (herbier, banc de macroalgues et marais maritime) et de leur végétation. Dans la région à l'étude, l'herbier est composé essentiellement de *Zostera marina* et les bancs de macroalgues de *Fucus vesiculosus* et *Ascophyllum nodosum*. Le marais maritime est composé d'un schorre inférieur dominé par la *Spartina alterniflora* et d'un schorre supérieur composé d'*Atriplex prostrata*. Afin d'atteindre l'objectif principal de l'étude, celle-ci a été subdivisée selon les sous-objectifs suivants :

1. Documenter l'évolution saisonnière des spectres de réflectance *in situ*, ainsi que les propriétés biophysiques de différents types de végétation intertidale étudiés.
2. Évaluer le potentiel de quatre capteurs spatiaux multispectraux (i.e, Sentinel-2 MSI, Landsat-8 OLI, RapidEye et PlanetScope) pour identifier l'évolution saisonnière des spectres de réflectance de la végétation.
3. Identifier le meilleur moment de la saison pour classifier les habitats côtiers.

QUESTION DE RECHERCHE

Voici les questions de recherche identifiées à partir des objectifs de recherche :

1. Est-ce qu'il est possible de percevoir une évolution saisonnière des spectres de réflectance *in situ* chez toutes les espèces végétales ?
2. Est-il possible de percevoir une évolution de la signature spectrale de végétation sur l'ensemble des capteurs multispectraux étudiés ?

3. Si une évolution des spectres de réflectance est observée *in situ* et sur les images satellitaires, est-ce que cette évolution est similaire ?
4. Quelle est la meilleure période de l'année pour distinguer les différents types de végétation sur la base de leur réflectance spectrale ?

STRUCTURE DU MEMOIRE

Le mémoire est organisé en 2 chapitres. Le premier chapitre comprend une revue de la littérature sur le contexte théorique de la télédétection en zone côtière et les propriétés optiques des composantes des écosystèmes côtiers. Le chapitre 2 présente les résultats sous forme d'un article scientifique qui sera soumis dans la revue *Remote Sensing*. Enfin, une conclusion générale fait la synthèse des travaux, des résultats et de leurs perspectives.

CHAPITRE 1

CADRE THEORIQUE

Le présent chapitre permet d'établir la base théorique sur laquelle se fonde ce projet. Elle est composée de deux sections. La première section présente les écosystèmes côtiers à l'étude qui caractérisent le littoral du St-Laurent. La seconde section présente les notions de base de la télédétection en milieux côtiers.

1.1 LES HABITATS COTIERS DE L'ESTUAIRE DU SAINT-LAURENT

La zone côtière est une zone de transition entre les écosystèmes purement terrestres et les écosystèmes purement marins (Henseler *et al.*, 2019). Au Canada, cette zone de transition est d'une longueur supérieure à 240 000 km (Lemmen *et al.*, 2016) dont près de 7000 km se situent au Québec (Conseil du Saint-Laurent, 2017). La côte est considérée comme une composante importante de la biosphère à la fois pour la diversité des types d'écosystèmes ainsi que pour ses fonctions, services et ressources (GIEC, 2009 ; Henseler *et al.*, 2019).

La zone côtière est donc un endroit où vont se rencontrer différents types d'écosystèmes tous caractérisés par des gradients tridimensionnels de leurs propriétés (climatiques, sédimentologiques et géomorphologiques) et par la dynamique des processus physiques, chimiques et biologiques (Queguiner, 2009). Le long des côtes du Québec maritime, 35 écosystèmes peuvent être identifiés faisant partie de 11 grands types d'écosystèmes selon Jobin *et al.*, (2021). Ces derniers sont : marais maritimes, marécage intertidal, bas estran rocheux, lagune, delta, plage, écueil et île, bas estran meuble, haut estran rocheux, chenal estuarien et intralittoral. La grande majorité de ces 11 grands écosystèmes

sont par la suite divisé en 3 sous-types, soit non végétalisés, à macroalgues et à zostère marine (Jobin *et al.*, 2021).

1.1.1 Les écosystèmes côtiers et la végétation de l'Isle -Verte

La végétation des zones côtières du Saint-Laurent est variée spatialement selon la géomorphologie et la topographie du territoire. En effet, le couvert végétal y est varié entre autre selon les saisons et principalement dû à la variation de la température. De plus, la présence d'eau ainsi que diverses contraintes physiques sur ces environnements génèrent ainsi des écosystèmes variés. Ainsi, peu d'espèces peuvent y vivre et un étagement de la végétation y est observable (figure 1). Quatre écosystèmes côtiers typiques peuvent être observés dans la zone côtière de L'Isle-Verte : 1) un schorre supérieur dominée par l'arroche hastée ; 2) un schorre inférieur dominé par la spartine alterniflore ; 3) une vasière et zone de macroalgues ; 4) un herbier de zostère marine relativement dense. La totalité de ces zones couvre une bande littorale d'une largeur de 600 m. Chacune de ces zones est unique et possède une composition et des caractéristiques différentes.

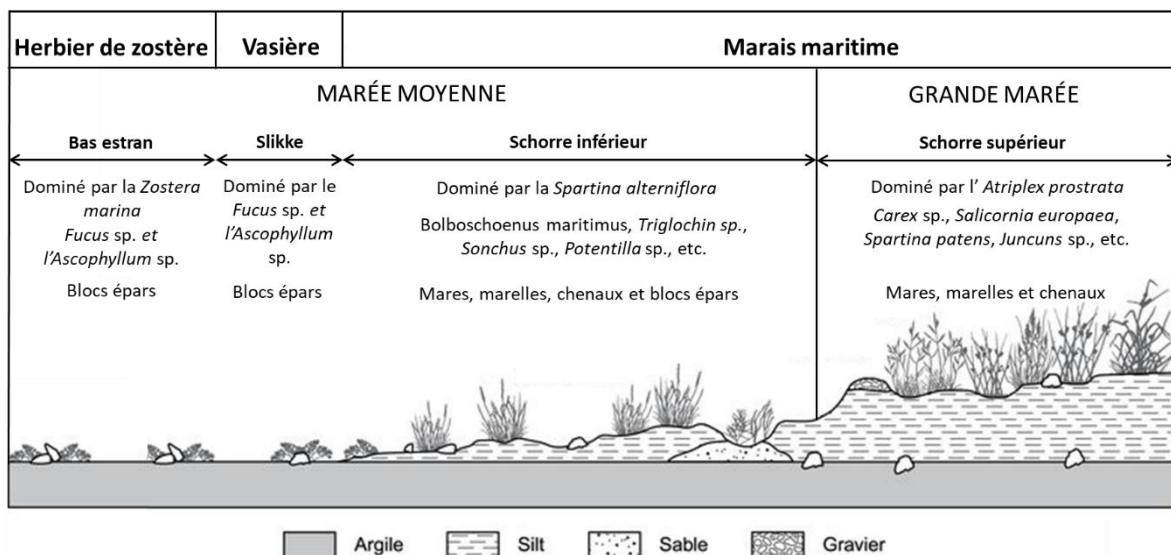


Figure 1. Profils longitudinaux schématiques de l'Isle-Verte adapté de Quintin *et al.* (2006).

1.1.1.1 Schorre supérieur

Le schorre supérieur se situe entre le niveau moyen des hautes mers et le niveau des plus hautes mers. Il est donc affecté que lors de très grandes marées ou lors de surcotes. Elle est principalement composée de plante herbacée tolérant peu la submersion prolongée. Plusieurs espèces composent cette zone de la côte telles que la salicorne d'Europe, le plantain maritime, le scirpe maritime, etc. La prairie d'herbacée de L'Isle-Verte est principalement composé d'arroche hastée.

L'arroche hastée (*Atriplex prostrata*) est une halophyte et est donc tolérante aux fortes salinités, mais elle ne supporte pas une immersion prolongée (Bassett et Munro, 1987). En hiver, les plants sont en dormance et ce n'est que lorsque les températures sont de 5 à 25 °C avec 8 h de lumière par jour que les plantes commencent à croître (Young *et al.*, 1980). La croissance se poursuit jusqu'en septembre et les plants peuvent atteindre jusqu'à 1 mètre de hauteur. Les plants produisent des fleurs de juillet à septembre (Bassett et Munro, 1987 ; Young *et al.*, 1980). Dès que le froid s'installe, l'appareil végétatif se détériore et les plants entrent en dormance.

1.1.1.2 Schorre inférieur

Les marais maritimes sont des zones d'accumulation de sédiments fins colonisées par de la végétation herbacée souvent dominée par la spartine alterniflore et le scirpe maritime selon le niveau de salinité. Ils se développent dans la zone de balancement des marées. Ce sont des habitats fragiles, particulièrement sensibles à l'érosion et la submersion côtière. Les schorres inférieurs sont affectés par plusieurs processus, dont les vagues et les courants, l'action des glaces, les cycles de gel-dégels, les activités biologiques ou anthropiques. Au Québec, la majorité des marais maritimes présentent des signes d'érosion et se retrouve tout le long des côtes de l'estuaire du Saint-Laurent (Bernatchez *et al.*, 2016 ; Bernatchez et Quintin, 2016).

Les marais maritimes sont présents tout au long du littoral de l'estuaire du Saint-Laurent (Dionne, 1968 ; Garneau, 1984). Ainsi, ces environnements se retrouvent dans l'ensemble de l'estuaire du Saint-Laurent. Le schorre inférieur de L'Isle-Verte est lui principalement composé de spartine alterniflore.

La spartine alterniflore (*Spartina alterniflora*) forme de vastes étendus dans la zone de balancement des marées, particulièrement sous le niveau moyen des hautes eaux. À l'hiver, les plants sont en dormance ou rasés par l'action des glaces. Ce n'est qu'à partir de mai que l'appareil végétatif se développe et que les plantes croissent. La croissance se poursuit jusqu'en août, puis en septembre, les plants produisent des fleurs puis de fruits groupés en épi. Plus tard en automne, l'appareil végétatif disparaît et les plants retournent en dormance (Ouyang et al., 2013 ; Teal, 1962).

1.1.1.3 Vasière et zone de macroalgue

Cette zone se situe dans la zone submergée lors de chaque marée et est la partie basse du marais maritime. Il s'agit d'une zone qui est caractérisée par la présence de vase et est généralement très pauvre en végétation. Bien l'absence de substrat dur n'est pas favorable à l'implantation de la végétation, le sédiment vaseux très stable permet la rétention de l'eau créant un milieu permettant la croissance du microphytobentos (Miller *et al.*, 1996). De plus, au sein de ce substrat meuble, des blocs rocheux sont répartis de façon hétérogène. Ces blocs rocheux permettent la fixation d'algues brunes tels que les fucus vésiculeux (*Fucus vesiculosus*) et l'ascophylle noueux (*Ascophyllum nodosum*) (Breeman, 1988).

Les fucus et ascophylles sont des algues brunes qui croissent lentement puisqu'une bonne partie de leur énergie est mobilisée pour la fabrication de tissus spécialisés soit pour la reproduction, soit pour la photosynthèse (Chabot et Rossignol, 2003). Ainsi ces algues sont observées tout au long de l'année, aussi bien l'été que l'hiver (Novaczek *et al.*, 1987). Elles prolifèrent et se reproduisent lorsque les températures deviennent plus chaudes soit

entre juillet et août. Lors des températures plus froides, elles sont en dormance (Searles, 1987). Elles sont fixées à des blocs rocheux par leurs crampons en patch répartis de façon hétérogène au sein du substrat meuble.

1.1.1.4 Herbier de zostère

Les herbiers de zostère (*Zostera marina*) sont répartis dans de nombreuses zones le long des côtes dans le monde (Short *et al.*, 2001). Ces zones sont généralement situées dans des eaux côtières peu profondes et abritées, avec un type de substrat approprié (vaseux et sableux) et d'autres conditions environnementales pour faciliter sa croissance telle que la disponibilité de la lumière (Harley *et al.*, 2006 ; Short *et al.*, 2001 ; Yang et Yang, 2009). Les pressions anthropiques, les tempêtes, l'élévation du niveau de la mer et les température trop chaude liée au changement climatique contribuent à la perte de la majorité de ces écosystèmes (GIEC, 2009 ; Harley *et al.*, 2006). Bien qu'à échelle globale les herbiers de zostère sont généralement en diminution, au Québec, les herbiers de zostère marine sont en pleine croissance et se retrouvent dans tout l'estuaire et dans le golfe du Saint-Laurent (Martel *et al.*, 2009 ; Provencher et Deslandes, 2012). Les herbiers se trouvant le plus à l'ouest occupent la partie supérieure de l'estuaire, au large de Les Prairies, près de Baie-Saint-Paul. À l'est, les herbiers sont dispersés le long de l'estuaire maritime et du golfe du Saint-Laurent, incluant les Îles-de-la-Madeleine, ainsi qu'à la pointe de la péninsule gaspésienne. Les herbiers se retrouvent dans la zone submergé par le marée soit dans la zone intertidale inférieur et pré littorale profondes (Provencher et Deslandes, 2012). La zostère croît dans les milieux calmes et les colonise jusqu'à environ cinq mètres de profondeur. Il est possible d'observer des densités variables de peuplement selon la profondeur. Ainsi, les peuplements se trouvant dans les eaux moins profondes sont beaucoup plus denses que ceux situés dans les eaux plus profondes (Jacobs et Pierson, 1981).

La zostère marine se reconnaît par ses feuilles rubanées au bout arrondi qui sont fixées à une courte tige (Chabot et Rossignol, 2003). Tout comme la spartine et l'arroche hastée,

les plants de zostères sont en dormance ou arrachés par les glaces au cours de l'hiver. C'est à partir de la mi-avril que les plants commencent à croître. Les bourgeons floraux peuvent être observés de mai à juin selon les températures du site, la floraison intervenant plus d'un mois après leur apparition. Lorsque les températures chutent en octobre, les fleurs meurent et les plants tombent en dormance. La croissance de la zostère montre une grande variabilité interrégionale et annuelle selon les conditions environnementales (Phillips et Backman, 1983).

1.2 NOTIONS DE TELEDETECTION

Maintenant que nous avons une vue d'ensemble de l'information pertinente concernant les écosystèmes d'intérêts, certains concepts et notions en lien avec la télédétection méritent d'être approfondis.

Tout d'abord, la notion de réflectance et de signature spectrale sera présentée. La section suivante portera sur le besoin de correction radiométrique et plus spécifiquement la correction atmosphérique. Finalement, les notions de classification termineront ce chapitre.

1.2.1 Réflectance

La télédétection passive se réalise au moyen du rayonnement électromagnétique solaire réfléchi par une cible et est mesurée par le capteur sous la forme d'un spectre de luminance ($L_{\text{cible}}(\lambda)$ ($\mu\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1} \text{nm}^{-1}$)). Ce spectre de luminance est par la suite normalisé par un spectre d'éclairement de la cible, qui peut également être obtenu en mesurant la luminance d'une référence connue ($L_{\text{ref}}(\lambda)$) pour ainsi obtenir la réflectance de surface ($R_{\text{cible}}(\lambda)$) de la cible (eq.1).

$$R_{cible}(\lambda) = L_{cible}(\lambda) / L_{ref}(\lambda) \quad (\text{Équation 1})$$

En calculant la valeur de réflectance à différentes longueurs d'onde (λ) du spectre lumineux, il est possible de construire un spectre de réflectance et d'en extraire les signatures spectrales de la cible. Chaque cible a un spectre de réflectance spécifique, la signature spectrale qui en est issue sera également spécifique à cette cible. En comparant les signatures spectrales des différentes cibles, nous pouvons les distinguer les unes des autres. Cependant, bien que les signatures spectrales de la végétation intertidale soient théoriquement distinctes, elles peuvent varier rapidement au cours de la saison selon le stade phénologique et peuvent être difficilement distinguables (Dekker *et al.*, 2006).

Tel que mentionné dans la section 1.1., la zone côtière de L'Isle-Verte est un milieu abritant une forte diversité végétale. Chaque élément qui compose le milieu tel que la spartine alterniflore, l'arroche hastée, les macroalgues, les sédiments et la zostère est donc une cible. Sur chaque cible, l'énergie qui y est réfléchi est mesurée permettant d'obtenir la réflectance et les signatures spectrales des cibles. À certaines longueurs d'onde, le spectre de réflectance de la cible nous permet d'identifier les pigments qui les composent. Par exemple, la réflectance dans le proche infrarouge (NIR) est caractéristique de la structure cellulaire de la végétation variant selon les espèces (Jensen, 2007). Dans cette section, une description du comportement spectral de chaque cible est fournie.

1.2.1.1 Spartine alterniflore

Les spectres de réflectance de la spartine alterniflore sont caractérisés par des valeurs plus élevées dans le NIR que dans le visible (Figure 2). Le stade de croissance ainsi que la période de l'année présentent de légères différences dans la magnitude et la forme des spectres de réflectance. De plus, il est possible d'observer deux bandes d'absorption qui résultent en deux creux dans la réflectance spectrale : dans le rouge (672 à 680 nm) et dans

le bleu (488 à 499 nm) dues à d'absorption de la chlorophylle et des caroténoïdes respectivement (Tian *et al.*, 2020).

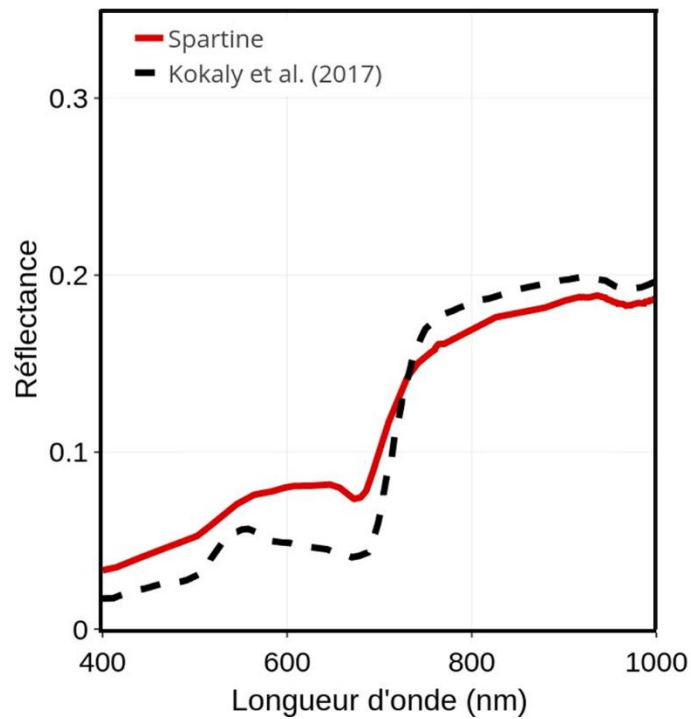


Figure 2. Spectres de réflectance non-normalisés de la spartine alterniflore récoltée au courant de l'année 2019 à L'Isle-Verte comparé à un spectre de référence tirée de la littérature (Kokaly *et al.*, 2017).

1.2.1.2 Arroche hastée

Les spectres de réflectance de l'arroche hastée sont caractéristiques de la végétation herbacée (Figure 3.). Il est possible d'observer un déplacement du pic de réflectance vers de plus longues longueurs d'onde entre le début et à la fin de la saison variant ainsi de 554 à 648 nm. Tout comme la spartine, l'arroche hastée possède deux bandes d'absorption : dans le rouge (673 à 678 nm) et dans le bleu (489 à 493 nm) dues à d'absorption de la chlorophylle et des caroténoïdes (Grašič *et al.*, 2017).

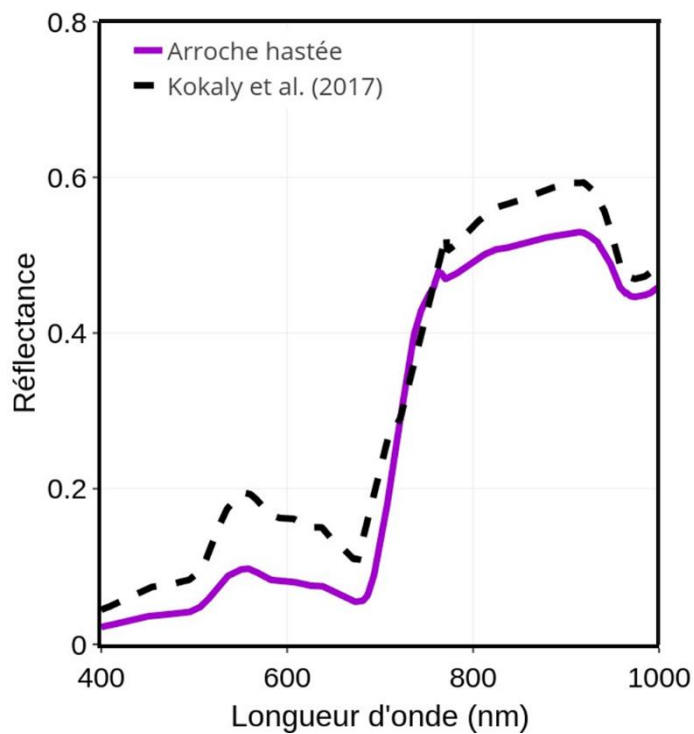
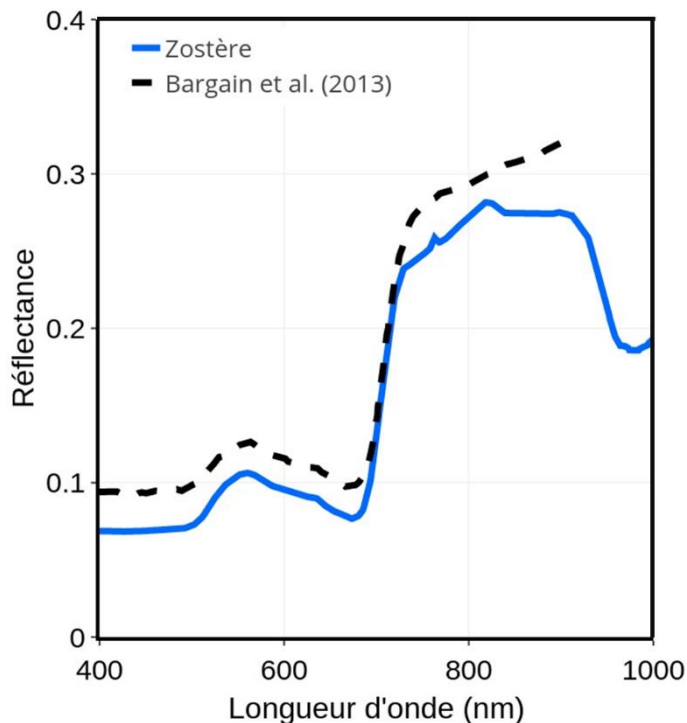


Figure 3. Spectres de réflectance non-normalisés de l'arroche hastée récoltée au courant de l'année 2019 à L'Isle-Verte comparé à un spectre de référence tirée de la littérature (Kokaly *et al.*, 2017).

1.2.1.3 Zostère marine

Les pigments photosynthétiques majoritaires de la zostère sont la chlorophylle-a et la chlorophylle-b (Durako, 2007). Ces derniers absorbent principalement la lumière dans les longueurs d'onde du rouge (situé à 660 nm pour la chlorophylle-a et à 645 nm pour la chlorophylle-b) et du bleu (situé à 430 nm pour la chlorophylle-a et à 445 nm pour la chlorophylle-b) et du vert (situé à 430 nm pour la chlorophylle-a et à 445 nm pour la chlorophylle-b) telle qu'observée sur la figure 4 (Durako, 2007 ; Wicaksono *et al.*, 2019). L'absence de pigment caroténoïde chez la zostère crée un large pic de réflectance dans la longueur d'onde du vert (près de 560 nm) (Bargain *et al.*, 2013 ; Thorhaug *et al.*,

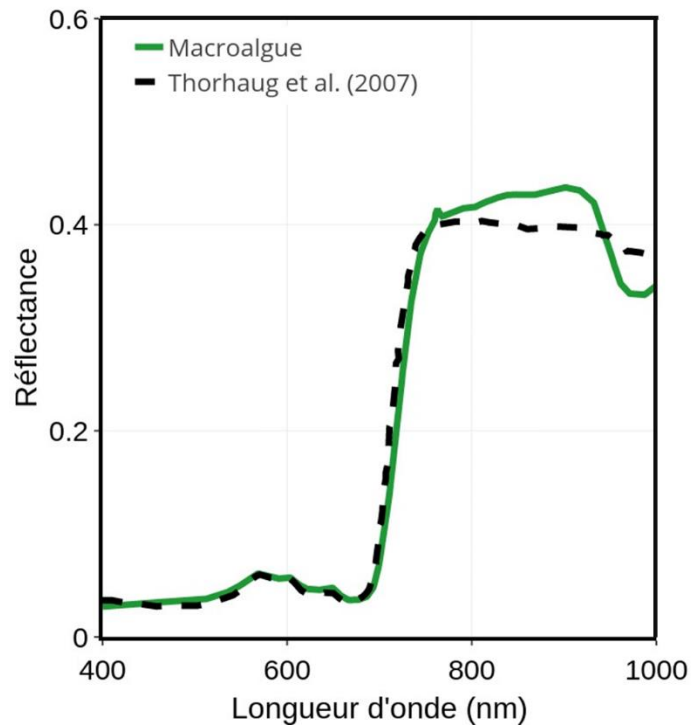


2007 ; Werdell et Roesler, 2003). Ce pic est, généralement, beaucoup plus important chez la zostère que chez les autres espèces considérées dans l'étude.

Figure 4. Spectres de réflectance non-normalisés de la zostère marine récoltée au courant de l'année 2019 à L'Isle-Verte comparé à un spectre de référence tirée de la littérature (Bargain *et al.*, 2013).

1.2.1.4 Macroalgue

Les algues brunes contiennent des pigments photosynthétiques de la chlorophylle-a, de la chlorophylle-c et des fucoxanthine (Alberte *et al.*, 1981). Ce pigment est considéré comme



étant un pigment accessoire dans les chloroplastes des algues brunes (Heilbron et Phipers, 1935). Ainsi, la présence de ces différents pigments entraîne une absorption importante de la lumière dans les longueurs d'onde du bleu (400 – 495 nm) et du rouge (620 – 700 nm) tel que présenté sur la figure 5. De plus, un pic de réflectance est généralement observé près de 568 et de 574 nm (Kutser *et al.*, 2006 ; Thorhaug *et al.*, 2007).

Figure 5. Spectres de réflectance non-normalisés des macroalgues récoltées au courant de l'année 2019 à L'Isle-Verte comparé à un spectre de référence tirée de la littérature (Thorhaug *et al.*, 2007).

1.2.1.5 Sédiment

Les sédiments qui composent le marais côtier de L'Isle-Verte sont principalement de la vase. Le spectre de réflectance de la vase augmente progressivement avec l'augmentation de la longueur d'onde (Figure 6.). Le spectre de réflectance montre une diminution de la réflectance centrée autour de 670 nm. Cette diminution traduit la présence de chlorophylle-a liée à celle de microphytobentos (Murphy *et al.*, 2005). Le microphytobentos également appelé microalgues benthiques sont des producteurs primaires microscopiques vivant en association avec des substrats (Cahoon, 2019). En raison de leur emplacement à la surface des sédiments, le microphytobentos joue un rôle important dans la modulation des flux de nutriments à l'interface sédiment-eau et ceci est particulièrement important en ce qui concerne les bilans d'oxygène et d'azote des sédiments (Sundbäck *et al.*, 1991 ; Wiltshire, 1993 ; Wiltshire et Kausch, 1996).

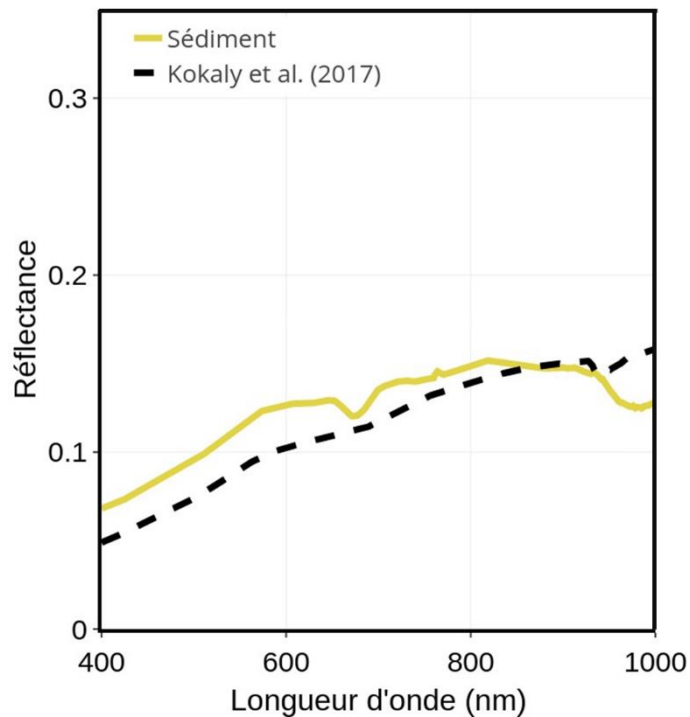


Figure 6. Spectres de réflectance non-normalisés des sédiments récoltés au courant de l'année 2019 à L'Isle-Verte comparé à un spectre de référence tirée de la littérature (Kokaly *et al.*, 2017).

1.2.2 Traitement des images satellitaires

L'utilisation de données de télédétection nécessite que les images numériques (provenant de tout capteur) soient corrigées radiométriquement avant toute analyse (Colwell, 1985 ; Teillet, 1986).

Selon l'analyse d'image, deux grandes catégories de corrections radiométriques peuvent être identifiables soit : les effets liés aux capteurs (l'étalonnage et le bruit) et les effets liés à la scène (les effets atmosphériques, condition d'illumination, l'angle de visée, etc.) (Teillet, 1986). Parmi ces effets, les corrections atmosphériques sont les plus

compliquées et grandement étudiées afin de réduire au maximum les effets indésirables, surtout lorsque les images sont acquises par satellite.

Tous ces effets (liée aux capteurs et à la scène) vont grandement influencer les données de télédétection et vont par la suite introduire des erreurs sur les traitements qui suivront. De plus, ces effets varieront selon le capteur et la plate-forme utilisés, et selon les conditions d'acquisition des données. Aussi, il peut être souhaitable de convertir et d'étalonner les données avec une unité de rayonnement ou réflexion connue pour faciliter la comparaison entre les données.

1.2.2.1 Correction atmosphérique

De nombreux chercheurs étudient les effets de l'atmosphère sur les données de télédétection et ont souligné l'importance de les corriger (Ahern *et al.*, 1979 ; O'Neill, 1978 ; Richardson, 1982 ; Slater et Jackson, 1982 ; Tanre *et al.*, 1983 ; Vanhellemont, 2019 ; Vanhellemont et Ruddick, 2016). La correction atmosphérique est un processus permettant d'éliminer la luminance provenant des constituants atmosphériques tels que les molécules d'air, les gaz (comme l'O₃, le NO₂) et les aérosols de la luminance totale mesurée par un capteur satellitaire. Pour la télédétection en milieu côtier, les effets de la surface de l'eau s'ajoutent également au signal atmosphérique sous la forme de reflets spéculaires solaires (sunglint) et de brisures de vague (whitecaps) (Gordon, 1997). La nécessité d'une correction atmosphérique sur les données de télédétection en zone côtière est impérative, car les signaux apportés par l'atmosphérique et la surface de la mer constituent environ 80% du signal total reçu par le capteur (Gordon, 1978).

Différentes méthodes de correction atmosphérique ont été développées pour éliminer les effets de l'atmosphère (Amin *et al.*, 2008 ; Fan *et al.*, 2017 ; Vanhellemont, 2019 ; Wang *et al.*, 2019). En effet, plusieurs algorithmes sont actuellement développés utilisant un ou

plusieurs modèles (modèle bio-optique, hypothèse d'homogénéité spatiale, hypothèse « bright pixel », hypothèse « dark pixel », etc.).

ACOLITE est un algorithme de correction atmosphérique utilisant l'hypothèse « dark pixel » et d'homogénéité spatiale basés sur les approximations différentes (Vanhellemont, 2019 ; Vanhellemont et Ruddick, 2018). Cet algorithme fut développé principalement pour les environnements côtiers, mais produit de bon résultat sur les images de nombreux environnements. Il peut être appliqué sur les images de nombreux capteurs telles que Sentinel-2 MSI, Landsat-8 OLI, RapidEye, PlanetScope, etc. Cet algorithme fut utilisé lors de cette recherche afin de comparer directement les données acquises par les différents capteurs.

1.2.3 Classification

Les progrès récents des technologies de télédétection satellitaire permettent dorénavant de couvrir une vaste zone géographique avec une fréquence temporelle élevée offrant ainsi la possibilité de dériver des informations sur l'utilisation des terres et la couverture des terres grâce au processus d'interprétation et de classification des images (Li *et al.*, 2014 ; Nath *et al.*, 2014). La classification d'images multispectrales consiste à classer les caractéristiques d'une image pour identifier des groupes homogènes de pixels qui représentent des classes thématiques pertinentes selon les applications. La classification des images utilise l'information spectrale contenue dans les valeurs provenant de bandes de l'image pour classer chaque pixel (Al-doski *et al.*, 2013 ; Li *et al.*, 2014 ; Nath *et al.*, 2014).

Pour générer des informations actualisées et précises sur les couvertures de sol (land cover), techniques de classification d'images de télédétection sont continuellement développées au cours des quatre dernières décennies. La majorité des techniques de classification considère le pixel comme unité d'analyse de base (Li *et al.*, 2014). Ainsi, chaque pixel est étiqueté comme une seule classe d'occupation des sols. Ces techniques de

classification sont les plus communes et peuvent être séparées en trois grandes méthodes : la méthode non supervisée, la méthode supervisée et la méthode de classification hybride (Alajlan *et al.*, 2012 ; Li *et al.*, 2014 ; Nath *et al.*, 2014 ; Zhang *et al.*, 2006).

La méthode de classification non supervisée est la technique la plus élémentaire, la plus simple et celle qui nécessite le moins d'intervention humaine (Nath *et al.*, 2014). Les algorithmes appartenant à cette catégorie regroupent d'abord les pixels en fonction de leurs propriétés (Lebarbier et Mary-Huard, 2014). Ensuite, les groupements, aussi appelés « cluster » sont associés à une classe de couverture de sol. Dans l'ensemble, aucun échantillon n'est nécessaire pour réaliser une classification non supervisée. Plusieurs algorithmes ont été développés utilisant la méthode non supervisée telle que k-means, Isodata, etc. (Li *et al.*, 2014). Après avoir choisi un algorithme de classification, un nombre de groupes doit être déterminé. Un petit nombre de groupe signifie que plus de pixels au sein des groupes seront bien distincts, mais plus il y aura de groupes, plus il y aura de variabilité au sein des groupes.

La méthode de classification supervisée nécessite des données d'entraînement et davantage d'intervention humaine. Pour chaque classe, des données d'entraînement représentatives de l'image entière seront nécessaires et devront être générées, et ce pour chaque classe (Al-doski *et al.*, 2013). Cela permettra de générer les informations spectrales des données d'entraînement et d'ensuite appliquer un algorithme de classification. Différents algorithmes ont été développés utilisant la méthode de la classification supervisée tels que le maximum de vraisemblance, les réseaux de neurones, les arbres de décision, la machine à vecteurs de support, etc. (Li *et al.*, 2014).

La méthode de classification hybride utilise les avantages de la méthode supervisée et non supervisée (Al-doski *et al.*, 2013 ; Gonçalves *et al.*, 2009). Cette méthode consiste à développer des patrons d'entraînement à l'aide de la classification non supervisée, puis de regrouper les pixels à l'aide d'un algorithme de classificateur supervisé (Pradhan *et al.*, 2010).

Ces méthodes de classification, bien que grandement utiliser et produise des résultats fiables, ont cependant des limites. Lorsqu'appliquée à des régions hétérogènes, la taille d'un objet peut être beaucoup plus petite que la taille d'un pixel dépendamment de la résolution du capteur (Li et al., 2014). Ainsi, un pixel peut non seulement contenir un seul type couverture de sols, mais un mélange de plusieurs types et ce variant selon la résolution spatial et spectrale du capteur utilisé (Al-doski et al., 2013 ; Li et al., 2014).

CHAPITRE 2
PHENOLOGIE DES SPECTRES DE REFLECTANCE DANS LA VEGETATION
INTERTIDALE EVALUEE A L'AIDE DE CAPTEURS MULTISPECTRAUX *IN*
***SITU* ET SPATIAUX : IMPLICATIONS POUR LA CLASSIFICATION DES**
HABITATS COTIERS

En préparation pour la revue *Remote sensing*

Brigitte Légaré¹, Simon Bélanger¹, Pascal Bernatchez¹, Mathieu Cusson²

¹ Université du Québec à Rimouski, Département de Biologie, Chimie et Géographie, groupes Québec-Océan et BORÉAS, 300 Allée des Ursulines, Rimouski, G5L 3A1, Canada

² Université du Québec à Chicoutimi, Département des sciences fondamentales, 555, boulevard de l'Université, Chicoutimi, G7H 2B1, Canada

2.1 RESUME

La végétation intertidale fournit nourriture et abri à la faune tout en protégeant les côtes de l'érosion. Il est donc essentiel de documenter cette végétation afin d'orienter les méthodes de classification permettant de classer les habitats côtiers. La variabilité saisonnière entraîne une évolution de cette végétation, principalement dans la zone climatique tempérée froide avec une courte saison de croissance, ce qui augmente la difficulté de créer des cartes précises. Cette étude se concentre sur la dynamique saisonnière de la végétation intertidale en utilisant les propriétés biophysiques, les spectres de réflectance *in situ* et les images multispectrales de l'Isle-Verte de mai à octobre pour l'année 2019. Les données *in situ* ont été acquises sur quatre espèces de végétation communément retrouvées dans les marais intertidaux du Saint-Laurent (la zostère, les macroalgues, la spartine alterniflore et l'arroche hastée). Les résultats indiquent que même lorsqu'une croissance substantielle de la végétation est observée, la variation des spectres *in situ* n'est pas significative en début de saison. En effet, il est possible d'observer des formes spectrales similaires qui empêche de les distinguer par télédétection multispectrale. Malgré tout, une nette distinction dans les spectres des espèces végétales est notée au fur et à mesure que la saison avance. Cette évolution est quantifiée à l'aide de l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) calculé à partir des données *in situ* et des images multispectrales provenant de deux sources, l'instrument multispectrale (MSI) à bord de Sentinel-2, et PlanetScope. Le NDVI calculé à l'aide des images satellitaires de télédétection est validé avec le NDVI *in situ* afin d'assurer l'applicabilité des données pour détecter l'évolution de la végétation. Les mesures *in situ* et satellitaire du NDVI suggère que la phénologie de la végétation intertidale peut être suivi par satellite si le nombre d'observations à marée basse est suffisant. Le potentiel de l'utilisation de séries chronologiques de données de télédétection pour cartographier la végétation est évalué pour la végétation intertidale exposée en appliquant un algorithme de classification par arbre de décision aléatoire aux données MSI. La carte de classification est validée en utilisant des mesures *in situ* avec une précision maximale de 86% à la fin du mois de septembre. La plus grande précision des cartes de végétation aidera à comprendre la

variabilité saisonnière et fournira des informations précises pour guider les futurs plans d'adaptation face au changement global dans la zone côtière.

L'article intitulé « *Phenology of reflectance spectra in coastal vegetation assessed using in situ and space-borne multispectral sensors: implications for coastal habitats classification* » sera soumis à la revue Remote Sensing. En tant que premier auteur, j'ai contribué à l'essentiel de la recherche sur l'élaboration des objectifs, au développement de la méthode et au traitement des données. Le professeur Simon Bélanger, second auteur, a fourni l'idée originale du projet, a aidé à la recherche, au développement de la méthode ainsi qu'à la révision de l'article. Le professeur Pascal Bernatchez, troisième auteur, a également contribué au développement de la méthode ainsi que sur la validation des résultats. Le professeur Mathieu Cusson, quatrième auteur, a fourni de l'assistance à la revue de la littérature, au développement des méthodes, ainsi qu'au financement du projet.

2.2 ABSTRACT

Intertidal vegetation provides food and shelter for wildlife while protecting the coastline from erosion. It is therefore essential to develop and improve mapping and monitoring methods of these vegetated habitats. Seasonal variability causes changes in vegetation, primarily in the cool temperate climate zone with a relatively short growing season, thereby increasing the difficulty of mapping them. This study focuses on the seasonal dynamics of intertidal vegetation using biophysical properties, *in situ* reflectance spectra, and multispectral imagery of Isle-Verte (QC, Canada) from May through October. *In situ* data was acquired on four vegetation species commonly found in St. Lawrence intertidal marshes (eelgrass, macroalgae, saltmarsh cordgrass, and creeping saltbush). The results of our field observation indicate that even when substantial vegetation growth is observed, the variation in *in situ* spectra is not significant at the beginning of the season. In fact, a general similarity in spectral patterns is observed, which may pose a challenge to distinguishing efforts by multispectral remote sensing. Nevertheless, a clear distinction in the spectra of plant species is noted as the season progresses. This evolution is quantified using the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) calculated from *in situ* data and multispectral imagery from the Multispectral Instrument (MSI) on-board Sentinel-2 and PlanetScope. The NDVI calculated from the satellite remote sensing images is validated with the *in situ* NDVI to ensure the applicability of the data to detect vegetation change. The *in situ* and satellite NDVI measurements suggest that the phenology of intertidal vegetation can be monitored by satellite if the number of observations covering the vegetation key moment at low tide is sufficient. The potential of using time series of remotely sensed data to map vegetation is evaluated for exposed intertidal vegetation by applying a random decision tree classification algorithm to the MSI data. The classification map is validated using *in situ* measurements with a maximum accuracy of 86% at the end of September. The higher accuracy of the vegetation maps will help understand seasonal variability and provide accurate information to guide future adaptation plans to global change in the coastal zone.

2.3 INTRODUCTION

Coastal ecosystems are productive and dynamic environments located between land and sea. These environments play various essential ecological and biogeochemical roles that benefit both terrestrial and marine ecosystems by sequestering carbon and nitrogen and also regulating biogeochemical cycles (Boesch and al., 1994; Zhang and al., 2017). With the increase in population, industrial development, and overexploitation of resources over the past decades, coastal and littoral environments are among the most vulnerable ecosystems in the world (Boesch et al., 1994 ; Cahoon et al., 2006 ; Gedan et al., 2011 ; Lee et al., 2006 ; Li et al., 2007 ; Nicholls, 2004 ; Simenstad et al., 2006). The anthropogenic pressures associated with coastal ecosystems and the increase in sea level linked to climate change contribute to the loss of 20 to 70% of these ecosystems (GIEC, 2009 ; Harley *et al.*, 2006). In addition, global warming causes a rise the intensity of storms and reduces the coastal ice cover in cold temperate regions and higher latitudes, leading to rapid changes in coastal environment functions and structure (Harley and al., 2006). The provision of spatially explicit/comprehensive/holistic/detailed? information on coastal vegetation distribution becomes more important than ever, given that any management activity would be relying on it (Dekker *et al.*, 2006).

Remote sensing technology is observed to be increasingly used to map vegetation covers varying from forest to coast and their temporal evolution (Hossain *et al.*, 2015 ; Xie *et al.*, 2008). However, *in situ* observations are needed to assess the mapping accuracy and to orient the development of satellite-based classification algorithms (Carlotto, 2009 ; Satyanarayana *et al.*, 2011). Optical remote sensing images provide much global information on vegetation cover, such as the spatial extent of absence-presence of vegetation, the density of biomass expressed as percent cover, biomass or leaf area index, type of vegetation, seasonal evolution (i.e., phenology) (Hedley *et al.*, 2017 ; Knyazikhin *et al.*, 2000 ; Phinn *et al.*, 2008). Recent advances in satellite remote sensing sensors and algorithms have now provided the ability to monitor coastal vegetation at relatively high spatial (< 10 meters pixel size) and temporal (weekly) scales (Zoffoli *et al.*, 2020). Space-borne sensors commonly

used to map coastal vegetation ecosystems, or habitats include Landsat-8 (Wang *et al.*, 2019), Sentinel-2 (Traganos *et al.*, 2018 ; Zoffoli *et al.*, 2020), RapidEye (Traganos et Reinartz, 2018) and PlanetScope (Wicaksono et Lazuardi, 2018).

Mapping coastal vegetation at the species level using satellite remote sensing imagery relies on the assumption that every type of vegetation reflects light in its unique way and thus is spectrally distinguishable from one another (Dekker, Arnold *et al.*, 2006 ; Xue et Su, 2017). However, spectra of coastal vegetation frequently overlap, change rapidly over the season, and are not always distinguishable by using multispectral sensors alone (?) due to a potentially low number of broad spectral bands. Furthermore, coastal ecosystem images are often affected by the tidal effect causing interferences from overlaying water columns. Thus, coastal submerged vegetation mapping using remote sensing technique is limited to visible bands due to the substantial energy attenuation by the water column at a longer wavelengths, especially in the near-infrared (Alkhatlan *et al.*, 2019 ; Cho et Lu, 2010 ; Kirkman, 2000).

Understanding vegetation spectral reflectance variability is essential and can be used to map using remote sensing images (Dekker *et al.*, 2005). Analysis of spectral measurements from both *in situ* spectrometer and space-borne sensors is crucial to determine an appropriate spectral resolutions and classification scheme. In addition, understanding the seasonal evolution, hereafter referred to as the phenology (Bolton *et al.*, 2020), of the reflectance spectra of different vegetation species can provide additional clues for distinguishing them from space (Drake *et al.*, 2003 ; Marzialetti *et al.*, 2019). That is, it can help identify the most appropriate moment in the season and the spectral bands that maximize their separability.

The first objective of this study was to document the seasonal evolution of *in situ* reflectance spectra, along with biophysical properties, of several vegetation types including eelgrass (*Zostera Marina*), macroalgae (*Ascophyllum nodosum*, *Fucus vesiculosus*), saltmarsh cordgrass (*Spartina alterniflora*) and Creeping saltbush (*Atriplex prostrata*) in a cold temperate intertidal coastal ecosystem. The second objective was to assess the potential of combining multispectral sensors onboard satellite constellations offering high spatial and temporal resolution (i.e., Sentinel-2 MSI, Landsat-8 OLI, RapidEye and PlanetScope) to

detect the seasonal evolution of the vegetation reflectance spectra after the application of appropriate atmospheric correction. Finally, by having multiple observations across the vegetation growing season, we identified the best seasonal window to classify coastal ecosystems in an intertidal zone located in a cold temperate climate with a relatively short growing season (< 6 months).

2.4 MATERIALS AND METHODS

2.4.1 Study area

The study area chosen to conduct the field experiment is the coastal saltmarsh and seagrass meadow next to the Baie de l'Isle-Verte National Wildlife Area located along the south shore of the St Lawrence Estuary, Québec, Canada (Figure 7). The Baie de l'Isle-Verte (BIV), located east of the sampling site, is a protected area of 322 hectares created in 1980 by Environment Canada to protect the intertidal cordgrass marsh of L'Isle-Verte and coastal habitats which are important for waterfowl and other animal species.

The sampling site is protected from wave's action by the Île Verte island (municipality of Notre-Dame-des-Sept-Douleurs) (69°27' W ; 47°58'30" N). This area is home to one of the largest eelgrass meadow of the St. Lawrence Estuary, known to be a vibrant and productive environment monitored by the Department of Fisheries and Oceans since the 1980s (Babin-Roussel *et al.*, 2011 ; Martel *et al.*, 2009).

The climate of the study area is mainly cold, humid and is highly influenced by estuarine and marine conditions. In winter, temperatures are below the freezing point and most of the bay is covered by ice with the mean winter temperature of -10.8 °C, and in summer, temperatures are also colder than inland due to the marine influenced with the mean annual temperature of 3.5 °C. The tide system is semi-diurnal, with an average tidal range of 3.5 m (Données Climatique Canada, 2021 ; Environment and Climate Change Canada, 2018). The spring tides can reach 4.7 m and is only 1.5 m during neap tides. The estuarine waters are brackish and relatively turbid in the study area, limiting the detection of submerged

vegetation by remote sensing (Environnement and Climate Change Canada, 2020 ; Gauthier *et al.*, 1980 ; La société de conservation de la baie de l'Isle-Verte, 1995). The marsh is divided in four zones based on the frequency of immersion, which is a function of elevation, the ice in winter, the water temperature and salinity (Figure 8): 1) the eelgrass bed of *Zostera marina* (EG) ; 2) the mud flat with microphytobenthos (SD) and algae zone composed of *Fucus* and *Ascophyllum* (MA); 3) the low marsh Cordgrass zone dominated by the saltmarsh cordgrass (*Spartina alterniflora*) (SC) and 4) High marsh zone mainly contains the Creeping saltbush (*Atriplex prostrata*) (CS) (Environment and Climate Change Canada, 2018 ; Gauthier *et al.*, 1980 ; Quintin *et al.*, 2006). During the winter, the ice mows the vegetation and create ice-made tidal pools which subsequently increases spatial variability (Dionne, 1968 ; Garneau, 1984).

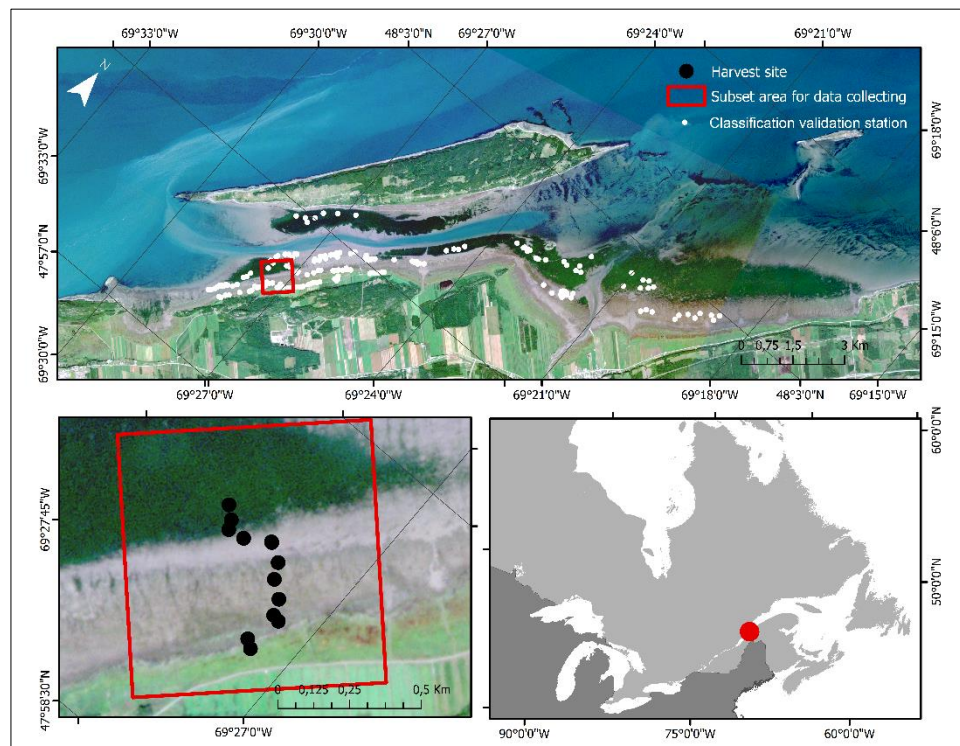


Figure 7. True-colour image of Ile-Verte from PlanetScope captured on September 3rd, 2019. The outer red box delimits the subset used for the study area, and the black dots identified the 13 harvest sites.

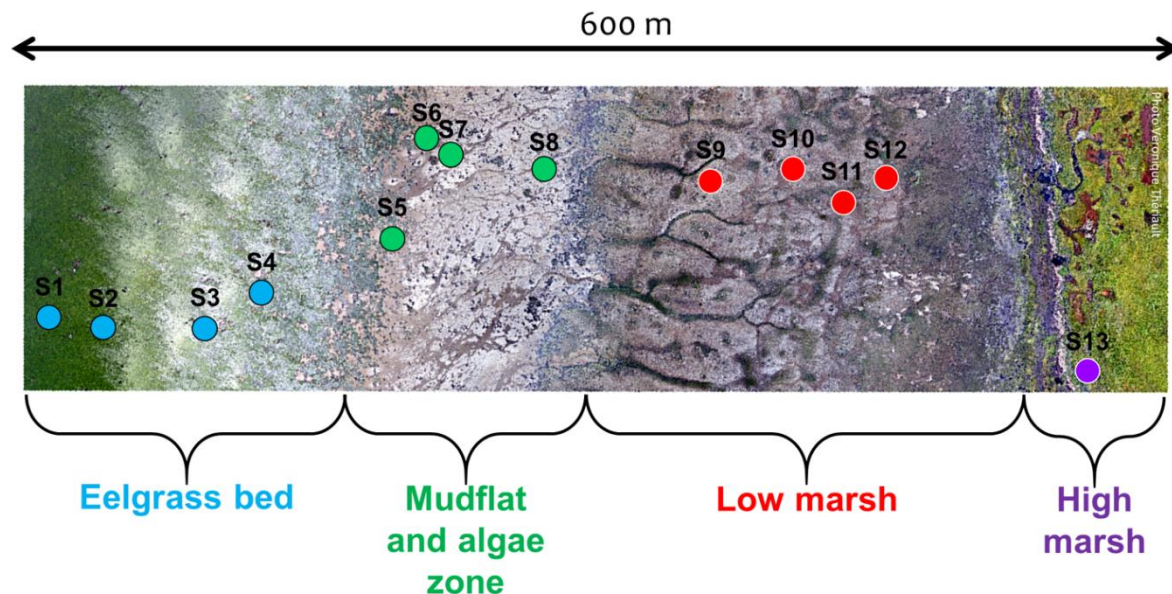


Figure 8. Drone images collected on 1st September, 2019 presenting the delimitation of the four zones of the study site and the transect of 13 plots.

2.4.2 *In situ* measurement

A 600-meter transect perpendicular to the shoreline was set up to cover the four zones identified previously. Thirteen stations, or plots, were placed along the transect, covering each zone of the coast, in relatively homogenous patches of vegetation ($>100\text{ m}^2$), except in the algae and mudflat zone where inhomogeneous boulder distribution creates more spatial heterogeneity. A complete species composition description, including their percentage cover estimates, was established for every plot (2500 cm^2) (Table 1.).

Each station, located using a handheld GPS and marked with a wooden post, was visited up to 10 times from May 17th to October 25th, 2019 (Table 2). All stations were sampled during low tide (emerged vegetation), approximately every two weeks during the rapidly growing phase, for the purpose of this study defined as mid-May to early August, and three to four weeks for the rest of the season until late October.

Table 1. Composition, percentage coverage at the beginning and the end of season, and the vegetation biomass harvested at the end of the season in g/m².

Station	Composition	Coverage beginning of the season (%)	Coverage end of the season (%)	Total Biomass (g/m ²)	Latitude (N)	Longitude (W)
1	EG	100	100	122.4	47° 58' 59.52"	-69° 27' 24.84"
2	EG	100	100	45.0	47° 58' 58.08"	-69° 27' 23.04"
3	EG	50	100	48.3	47° 58' 57.00"	-69° 27' 21.96"
4	EG	20	50	16.4	47° 58' 57.72"	-69° 27' 20.16"
5	SD	100	100	NA	47° 58' 57.36"	-69° 27' 19.44"
6	MA	100	100	476.7	47° 58' 59.16"	-69° 27' 15.12"
7	MA	100	100	1018.7	47° 58' 58.80"	-69° 27' 15.12"
8	MA	100	100	1009.0	47° 58' 57.72"	-69° 27' 12.24"
9	SC	75	100	72.4	47° 58' 56.28"	-69° 27' 10.80"
10	SC	90	100	200.6	47° 58' 54.84"	-69° 27' 08.28"
11	SC	100	100	146.8	47° 58' 53.04"	-69° 27' 06.84"
12	SC	100	100	219.7	47° 58' 52.68"	-69° 27' 06.12"
13	CS	100	100	40.4	47° 58' 48.36"	-69° 27' 06.48"

Plant allometry was determined for each station along with radiometric measurements and vertical photographs for vegetation percent cover every time the field was visited. Vegetation biomass was collected solely at the end of the season. More specifically, the plant allometry for eelgrass (EG), the creeping saltbush (CS), and the saltmarsh cordgrass (SC) was determined every sampling date. Furthermore, the number of leaves by plant and their length for EG and SC were measured on five plants chosen randomly inside the station. For the CS, the length of the stem was measured. The direct Leaf Area Index (LAI) was calculated using a similar method by Watson (2016) and applied for the EG and SC. Three shoots were collected on the field and photographed with their leaves flattened out on a white board next to a ruler. Leaf surfaces were determined using the software ImageJ (Rasband, 2012), essentially using the Wand Tool within the software. Leaf surface area was measured twice for the photosynthetic leaf surface (using only the green parts of the leaves) and for total leaf

surface (including the necrotic tissues). The LAI was then calculated based on the following equation by Watson (1947) :

$$LAI = (Leaf\ surface * Shoot\ density) / 10\ 000 \quad (\text{Equation 2})$$

where Leaf surface is the mean surfaces (cm^2) measured for the three shoots of a given quadrat and Shoot density is the density (shoots m^2) for the original value for the same quadrat.

2.4.2.1 *In situ* radiometry

Field radiometry was performed using a VIS-NIR Analytical Spectral Device (ASD) spectroradiometer (Handheld2-pro model) recording wavelengths from 325 to 1075 nm. The upwelling radiance (L , $\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1} \text{nm}^{-1}$) spectra were measured at nadir. To avoid any disturbance of the light field, the radiance measurements were collected with a 5-m optical fiber fitted to the ASD, having a field-of-view (FOV) of 25° . The fiber was attached at the end of a rod fixed to a tripod pointing the surface at nadir from 113 cm above the surface to obtain a 0.25 m^2 surface area (Figure 9a). For each spectrum recorded, the ASD collects five spectra and computes the average and standard deviation. Before each surface radiance measurement (L_{surf}), a calibrated white reference (spectralon plate, L_{ref}) with a known reflectance value was measured (99.57%) (L_{panel}). At least two set of measurements (replicates) were made at each site. More measurements were performed under changing illumination due to the presence of thin clouds or cloudy conditions, the number of measurements per station was adjusted accordingly

Table 2. Dates, sky, tidal levels and number of stations of the *in situ* data collection.

Date of sampling	Weather conditions	Tide level (m)	Number of stations visited
2019-05-17	Cloudy	0.5	10
2019-05-23	Partly cloudy	1.1	13
2019-06-05	Partly cloudy	0.5	13
2019-06-18	Clear sky	0.6	13
2019-07-04	Clear sky	0.3	13
2019-07-18	Partly cloudy	0.8	13
2019-08-13	Clear sky	0.9	13
2019-09-03	Clear sky	0.3	13
2019-10-01	Cloudy	0.2	13
2019-10-25	Cloudy	0.8	12



Figure 9. Acquisition of the emerge surface reflectance with the ASD (A.) and the vegetation target such as CS (B.), EG (C.), SC (D.), and MA (E.).

2.4.2.2 Surface reflectance correction and spectral analysis

The surface reflectance, R_{surf} , was calculated following eq. 3

$$R_{surf} = (L_{surf} * L_{panel} / L_{ref}) \quad (\text{Equation 3})$$

The calculated R_{surf} spectra were compared to one another by identifying the shape of the spectral response. Because the spectra were not collected on the same day and time of the day and under different sky conditions (Table 2), magnitude variation due to illumination differences was present. In addition, variations in R_{surf} can also arise from differences in sun-view geometry and instrument settings while collecting spectra in the field. Similar issues were observed by Zoffoli *et al.* (2020), who applied a correction following Fyfe (2003) to correct R_{surf} , which was also applied to the obtained *in situ* spectra.

Briefly, to identify the position and evolution of the absorption bands, the multiplicative scatter correction method (MSC; Isaksson and Kowalski, 1993, Fyfe, 2003) minimizes the uncertainty in reflectance spectra due to different measurement conditions, while keeping the main spectral features. Here the method was adapted to the present *in situ* radiometric datasets. MSC applies a simple correction to the raw reflectance value at each wavelength of the sample spectra based on a reference spectra. It uses the offset and the slope values estimated by linear least-squares regression of all the raw spectra collected in the field against a reference spectrum (Isaksson et Kowalski, 1993). In MSC, the linear regressions are fitted to a local wavelength region using a moving window of specified length. The reference spectra applied in the MSC to sample spectra was the mean spectrum of each station's spectrum collected during the summer.

To quantify the spectral similarity between the *in-situ* spectra from all the species collected in the field and their evolution, the spectral angle mapper (SAM ; rad) was used (Kruse *et al.*, 1993 ; Singh *et al.*, 2019). It is defined as :

$$SAM = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{k=1}^B x_k y_k}{\left(\sum_{k=1}^B x_k^2 \right)^{\frac{1}{2}} * \left(\sum_{k=1}^B y_k^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \right) \quad (\text{Equation 4})$$

where B is the number of spectral bands, k the wavelength associate, x the measured spectra and y the other spectra used to the comparison. SAM was applied on both raw and MSC-corrected spectra. However, only the latter are used for further analysis in order to identify spectral differences remaining after the normalization.

2.4.2.3 Spectral resampling to multispectral satellite sensors

The measured hyperspectral reflectance spectra were resampled to the multispectral bands of Landsat-8, Sentinel-2, Rapideye, and Planet Scope using the sensor spectral response function (SRF) provided by the space agencies. For all the sensors, only the visible and the near-infrared bands were used for the analysis.

2.4.2.4 Spectral vegetation indices

Many different vegetation indices (VIs) have previously been applied to multispectral remote sensing data (Bargain et al., 2012). In the present study, VIs suitable for Sentinel-2, Landsat-8, RapidEye and PlanetScope were tested (Table 3) to identify which indices respond best to seasonal variability (spectral bands are presented in the next section).

Table 3. Vegetation indices applied to the reflectance spectra and the satellite images.

Name	Equation	Source
Green-Red Vegetation Index (GRVI)	$p_{\text{green}} - p_{\text{red}} / p_{\text{green}} + p_{\text{red}}$	(Motohka <i>et al.</i> , 2010)
Normalized Difference Aquatic Vegetation Index (NDAVI)	$p_{\text{nir}} - p_{\text{blue}} / p_{\text{nir}} + p_{\text{blue}}$	(Villa <i>et al.</i> , 2014)
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	$p_{\text{nir}} - p_{\text{red}} / p_{\text{nir}} + p_{\text{red}}$	(Tucker, 1979)
Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)	$((p_{\text{nir}} - p_{\text{red}}) \div (p_{\text{nir}} + p_{\text{red}} + L)) \times (1 + L)$	(Huete, 1988)
Water Adjusted Vegetation Index (WAVI)	$((p_{\text{nir}} - p_{\text{blue}}) \div (p_{\text{nir}} + p_{\text{blue}} + L)) \times (1 + L)$	(Villa <i>et al.</i> , 2014)

2.4.3 Satellite data

Four multispectral sensors were used in this research from the beginning of May to the end of October 2019, covering the study area: Sentinel-2 Multispectral Instrument (MSI), Landsat-8 OLI, RapidEye and PlanetScope. Images from those sensors are easily accessible and free of charge (for research purposes in the case of PlanetScope). Those sensors have different spectral and spatial resolution, which is expected to affect the mapping result. (Table 2). (Traganos *et al.*, 2017)

A total of 16 images (Sentinel-2 (6), Landsat-8 (2), Rapideye (2) and Planetscope (6)) were selected based on dates, tide, and cloud cover, i.e. at low tide under clear sky (less than 15 % of cloud cover) (Table 4).

Table 4. List of the images acquired for the study and the water level went the sensor collected the images.

Sensors	Landsat 8	Water Level (m)	Sentinel-2	Water Level (m)	RapidEye	Water Level (m)	PlanetScope	Water Level (m)
Acquisition date	2019-08-14 2019-10-10	0.9 1.5	2019-05-05	0.6	2019-07-04 2019-09-03	0.6 0.3	2019-06-08	0.8
			2019-06-04	0.5			2019-06-18	0.6
			2019-07-04	0.6			2019-07-07	0.5
			2019-09-12	1.2			2019-08-15	0.8
			2019-09-30	0.1			2019-09-03	0.3
			2019-10-20	1.6			2019-10-03	0.8
Sources	USGS		Copernicus		Planet		Planet	

The Level 1 images of all sensors (top-of-atmosphere radiance) were subsequently atmospherically corrected to retrieve the surface reflectance, allowing comparison with the *in situ* measurements. The atmospheric correction was performed using ACOLITE (version Python 20190326.0), which is adapted to all sensors. The dark spectrum fitting method was adopted using the standard parameters proposed by ACOLITE (Vanhellemont, 2019).

The images were then reprojected, and the VIs was calculated for each image. Homogenous area of each vegetation species and sediment were delimited based on GPS collected on the field and from drone image (collected in September) to compare VIs from the images to the *in situ*. The VIs values were extracted from those area covering the stations visited in the field. For the macroalgae, due to the size of the patch, subpixel fractions were calculated base of the sensor pixel size using very high spatial resolution drone image. For each area, the mean values of the VIs were calculated.

2.4.4 Classification

Ghatkar et al. (2019) used a machine learning algorithm named Extreme Gradient boosted decision tree algorithm (hereafter referred to as XGBoost) (Chen et Guestrin, 2016)) to

identify algal species in the aquatic environment. The XGBoost algorithm was employed on multispectral data from Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) sensor to detect different types of algae with a significantly high accuracy. Therefore, XGBoost algorithm with the similar approach as Ghatkar et al. (2019) is employed in the present study to classify the different vegetation species.

To classify the vegetation, the XGBoost creates decision trees based on the input features and assigns specific weight to these features based on their significance in identifying a vegetation species, thereby defining the feature importance for the model. To train the XGBoost model (here after referred to as same spectra model) for classification of the vegetation species and sediment, the *in situ* surface reflectance spectra associated with the each class is used. The *in situ* dataset is divided into training and testing datasets with 4:1 ratio to train and test the model effectively. Furthermore, to identify the best time of the season to classify coastal habitats in an intertidal zone, XGBoost models (hereafter referred to as changed spectra models) are trained using the *in situ* surface reflectance collected closest to the date of satellite image acquisition.

The classification accuracy is evaluated using 170 different data points for which the vegetation class were known based on the information collected from the study area and photo-interpretation of drone images. A confusion matrix was generated and the overall accuracy, Kappa coefficient, and per-class F1-score is calculated to assess the performance of the classification. The Kappa coefficient is a value ranging between 0 and 1, which is a measure of accuracy that accounts for the random chance of correct classification (Foody, 1992). F1-score (ranges between 0–1) is the harmonic average of precision and recall for every class to deal with unbalanced validation data (Lipton *et al.*, 2014).

2.4.5 Statistics analysis

The VIs values from the reflectance spectra (*in situ*) and from the multispectral satellite images associated with all different vegetations types were statically analyzed. It was thus then possible to determine whether the value between vegetation types differed over the

season from in situ and satellite data. The accuracy have been evaluated using various statistical indicators, including the root mean squared difference (RMSD) and the mean relative difference (Bias) expressed respectively as:

$$RMSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2}{N}} \quad (\text{Equation 5})$$

$$Bias = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i - x_i \quad (\text{Equation 6})$$

where N is the number of samples in the data set, x_i the measured value, and y_i the estimated value of the parameter of interest.

2.5 RESULTS

2.5.1 Phenology of biophysical parameters

2.5.1.1 Leaves and stem length

Over the season, the number of leaves by plant, their length and the stem length for eelgrass (EG), *Spartina alterniflora* (SC) and *Atripex prostrata* (CS) were measured (Figure 10a). For the SC and the CS, the growth is positive until August with lengths reaching about 35 cm (except for station S9 at remain shorter than 20 cm), which is 30 times longer than at the beginning of the season in mid-May. We can see a fast decrease in the length of the stem and leaves from the peak in the middle of September until October where lengths were around 10 cm. In contrast, EG leaves length at the beginning of the season is much longer than the other species (10 to 25 cm already). The length of the leaf is proportional to their elevation relative to the sea level. The first three stations (S1-S3) are located the farthest north of the study area in deeper waters when submerged by high tides. More than twice shorter leaves were observed at station S4 located at the fringe the meadow in slightly shallower waters (Fig 8.). The growth of the leaves continues until September, reaching

lengths >20 cm with maximum of 80 cm. The leaves decrease at all stations from September to October.

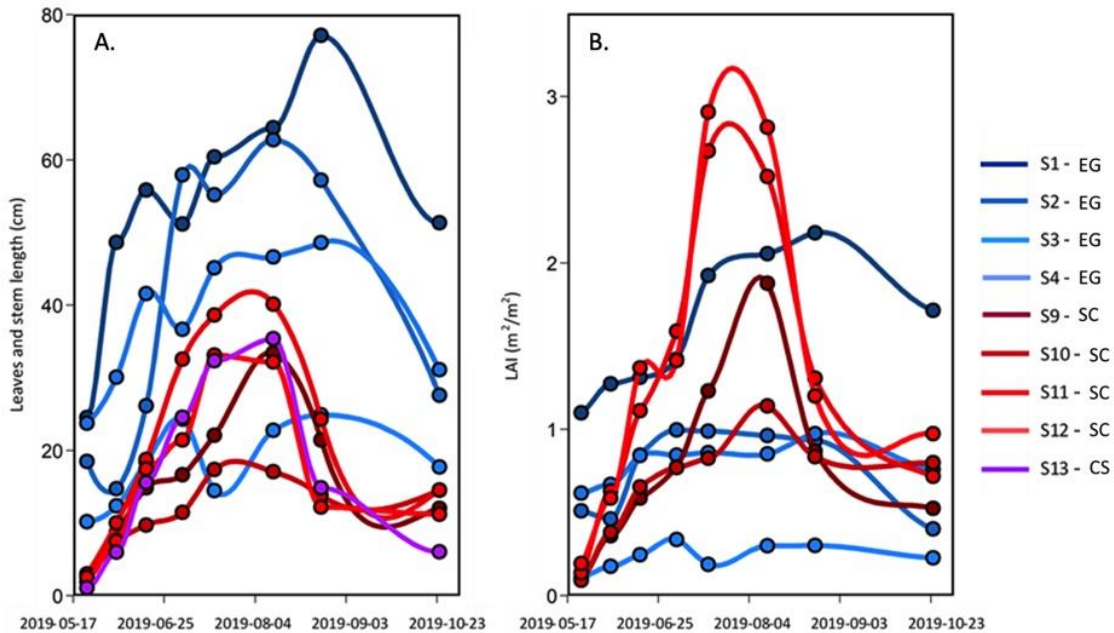


Figure 10. Evolution of a) the leaf's and stem length and b) leaf area index (LAI) of the EG and the SC and the stem length of the CS from the 23th May to the 25th October 2019.

2.5.1.2 Leaf area index

The leaf area index (LAI), a commonly used proxy to quantify the density of vegetation canopy, allows the estimation of plant canopies surface area per m² of the substrate (Figure 10 b). For the EG, we can see that the LAI is somewhat more stable throughout the season and lower than the SC in the middle of the summer. The seasonal evolution of EG LAI might be explained by necrosis on the leaves that mainly appears in the middle of the season (August), which reduced the LAI based on the green part of the leaves. As for the SC, the LAI increased from May to July (S11 and S12) or August (S9 and S10) reaching values > 1 m² m⁻² (maximum close to 3 m² m⁻²), and then decrease to values of 0.5 to <1 m² m⁻² in October.

2.5.2 Spectral signatures of vegetation types and sediments

2.5.2.1 Global variability

Figure 11a presents the average and standard deviation (shaded area) of each vegetation type calculated on all available raw and MSC-corrected spectra, respectively. As expected, much larger variability is observed in raw spectra compared to the MSC-corrected spectra, which is due to the seasonal evolution of the spectra, and to some extent, to the illumination conditions that varies from date to date (clear sky versus cloudy or partly cloudy; Table 1). Despite a marked seasonality in terms of leaf length and LAI (Figure 10), the standard deviation is much lower for *Spartina alterniflora* (SC) compared to the other surfaces. The largest variability is observed in the NIR for creeping saltbush, followed by macroalgae and eelgrass. Spectrally homogenous variability is also observed for bare sediments. The MSC normalisation removed most of the variability, including part of the seasonal variability. Interestingly, the spectral shape of the MSC-corrected spectra for MA in the visible bands shows virtually no variability, suggesting very stable pigment composition across the growing season for this type of vegetation. For comparison, EG and SA showed the largest variability in the visible bands after the application of the MSC.

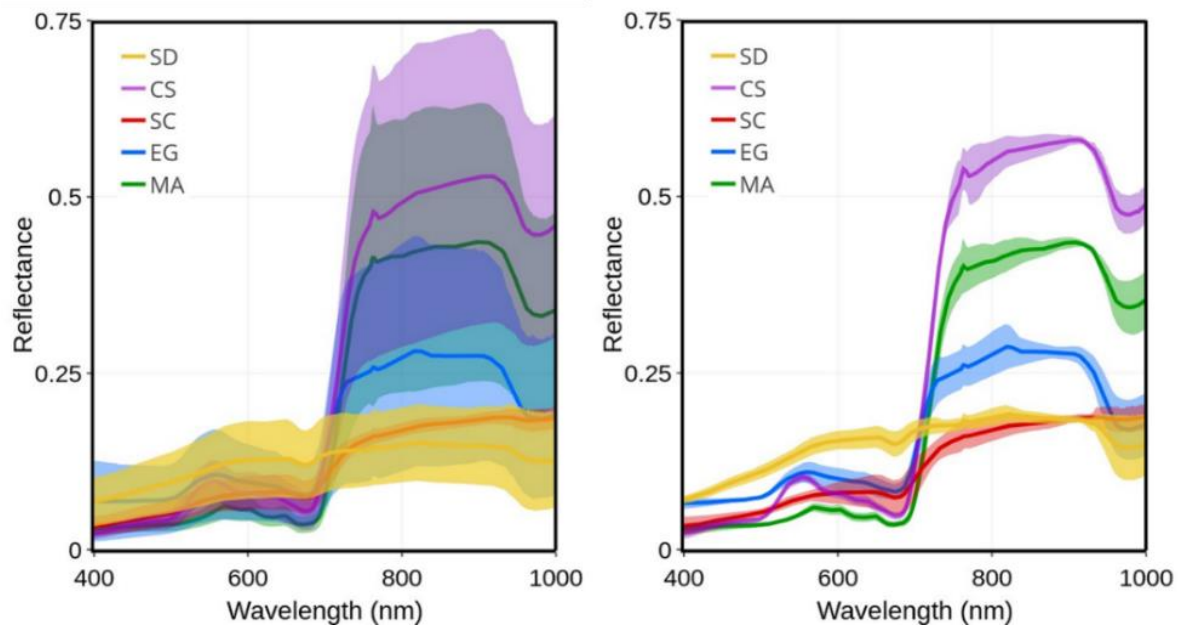


Figure 11. Mean reflectance spectra for four vegetation species and sediment and their standard deviation (shaded area): a) raw spectra; b) MSC-corrected spectra.

The SAM quantifies the spectral similarity and difference between the vegetation species spectra presented on Figure 12. The spectral differences between the EG and MA, EG and CS, MA and SC and all species with SD were highest, with SAM values > 0.23 rad (Fig 6). Between the different vegetation types, MA and CS shows the smallest differences (SAM = 0.1 rad), followed by SC versus CS (SAM = 0.17 rad). In contrast, the largest spectral differences are found between MA and the sediment (mudflat) (SAM = 0.52 rad).

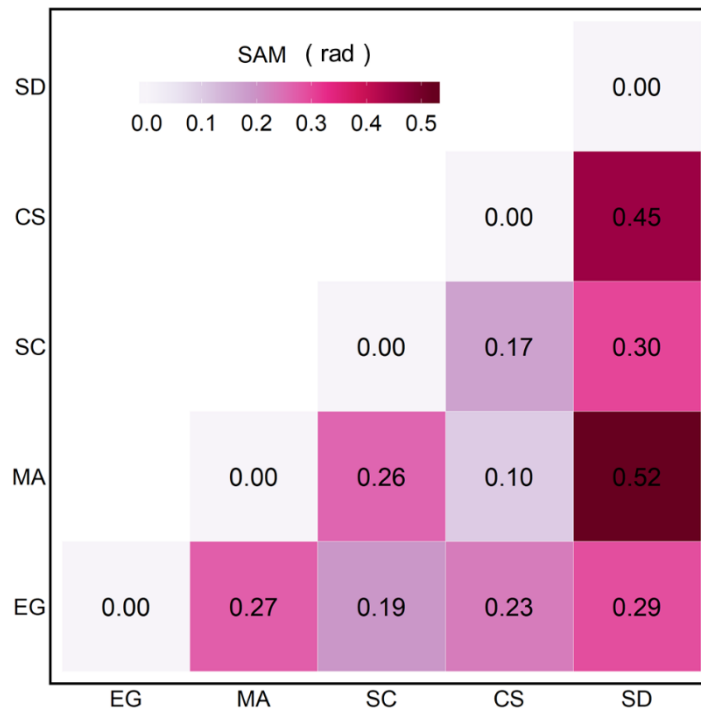


Figure 12. SAM analyses were applied on the reflectance spectra of four vegetation species and sediment.

2.5.2.2 Seasonal variability

In general, the spectral shape of vegetation species remains almost the same through the season. However, there can be spectral crossovers between species due to change in the absorption strength and pigment concentrations especially in the visible range. Therefore, it is necessary to consider intra-species spectral variability through the season to classify the vegetation effectively.

In the visible, the reflectance peak of healthy EG is stable over the season and is located between 555 and 564 nm (Figure 13c). The EG have higher reflectance in the beginning and at the end of the season. In the middle of the season, the EG has the lowest reflectance. Two major absorption bands are visible and located in the blue (489 - 496 nm) and red (671 – 677), respectively. Those absorptions bands are typical of the absorption feature of

chlorophyll and the carotenoids. For the EG, the absorption feature and peak of reflectance are exceptionally narrow compared to the other vegetation species.

The macroalgae spectra remained stable over the season (Figure 13 d), and only slight changes can be visible. The location of the peak reflectance is regular, around 568 to 574 nm. Still, two absorptions bands can be located, one in the green (504 – 520 nm) and the other in the red (671 – 678). The absorption feature and the peak of reflectance are also narrow, similar to the EG. The results of our analysis show that these slight differences between reflectance spectra of saltmarsh and coastal vegetation types are statistically significant to a greater or lesser degree, for different vegetation types (Figure 13.).

Other vegetation species were less stable over the season. The peak of reflectance is shifted to the longer wavelength in the beginning (May to end of June) and at the end (mid-September to November) of the season and are almost the same as the EG in the middle of the summer (July to the middle of September). For the SC, the peak reflectance location shifted from 556 to 648 nm from summer to fall (Fig 13b). Two absorptions bands can be visible, one located in the blue (488 - 499 nm) and the other in the red (672 – 680 nm). As for CS, the reflectance peak is located between 554 and 648 nm (Figure 13a). The absorption band location is highly similar to SC, where one is located in the blue between 489 and 493 nm and the red between 673 and 678 nm. This shift in the absorptions bands and the reflectance peak can mainly be explained by the composition of the dominant pigment changing over the season.

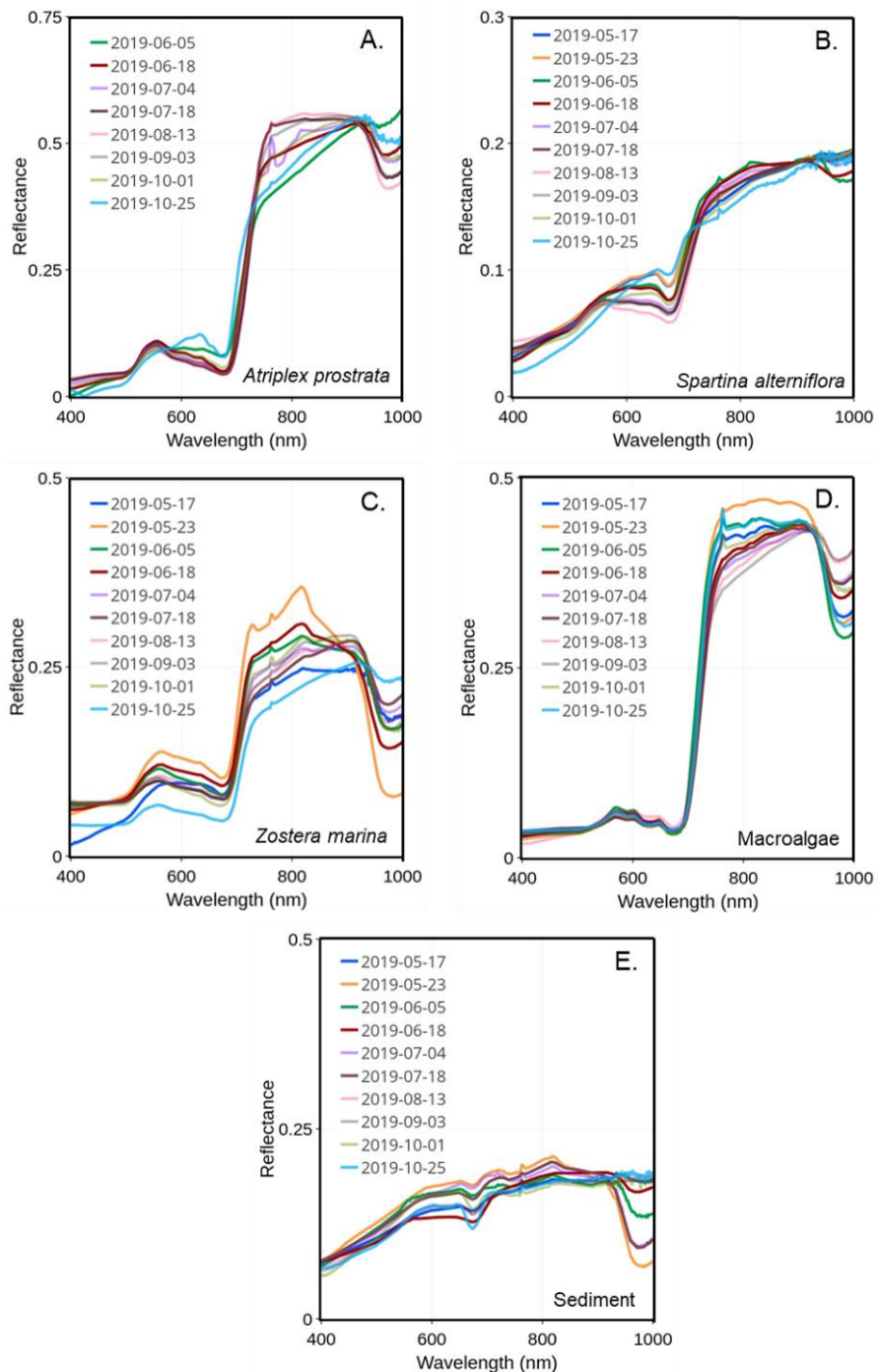


Figure 13. MSC-corrected reflectance spectra collected through the summer for four vegetation species and sediment collected from the 17th May to the 25th October 2019 for CS (A.), SC (B.), EG (C.), MA (D.) and SD.

SAM was used to assess the seasonal variation in spectral reflectance for each vegetation type and bare sediment (Figure 14). For MA and SC, the spectra do not change significantly over the season with SAM values constantly below 0.18 and 0.14 rad, respectively. Even though the SAM values are low for SC, we can observe a small seasonal evolution between the beginning/end and the middle of the season, but the difference is not significant. For example, the August spectrum was clearly different relative to the spectra measured in May, June and end of October (SAM > 0.11 rad).

Among the vegetation types, the CS was the one showing the clearest seasonal evolution in terms of reflectance (Figure 14a). The values obtained by the SAM ranged from 0 to 0.27 rad. The most significant changes are following the growing season. Spectra at the beginning (May and June) and of the end (September and October) of the season were similar, and significantly different from those from the middle of the season (July to August).

As for the EG, the SAM values ranged from 0 to 0.38 (Fig. 8c) with an anomalous value for the spectra collected on May 23rd. The high SAM values for the reflectance spectra recorded on this date maybe attributed to the essential period for the EG growth or error occurred while collecting the *in situ* data. However, the reason for this anomaly could not be confirmed due to unavailability of supporting data. At any other moment through the season, the EG spectra stay remarkably similar without a clear seasonal evolution.

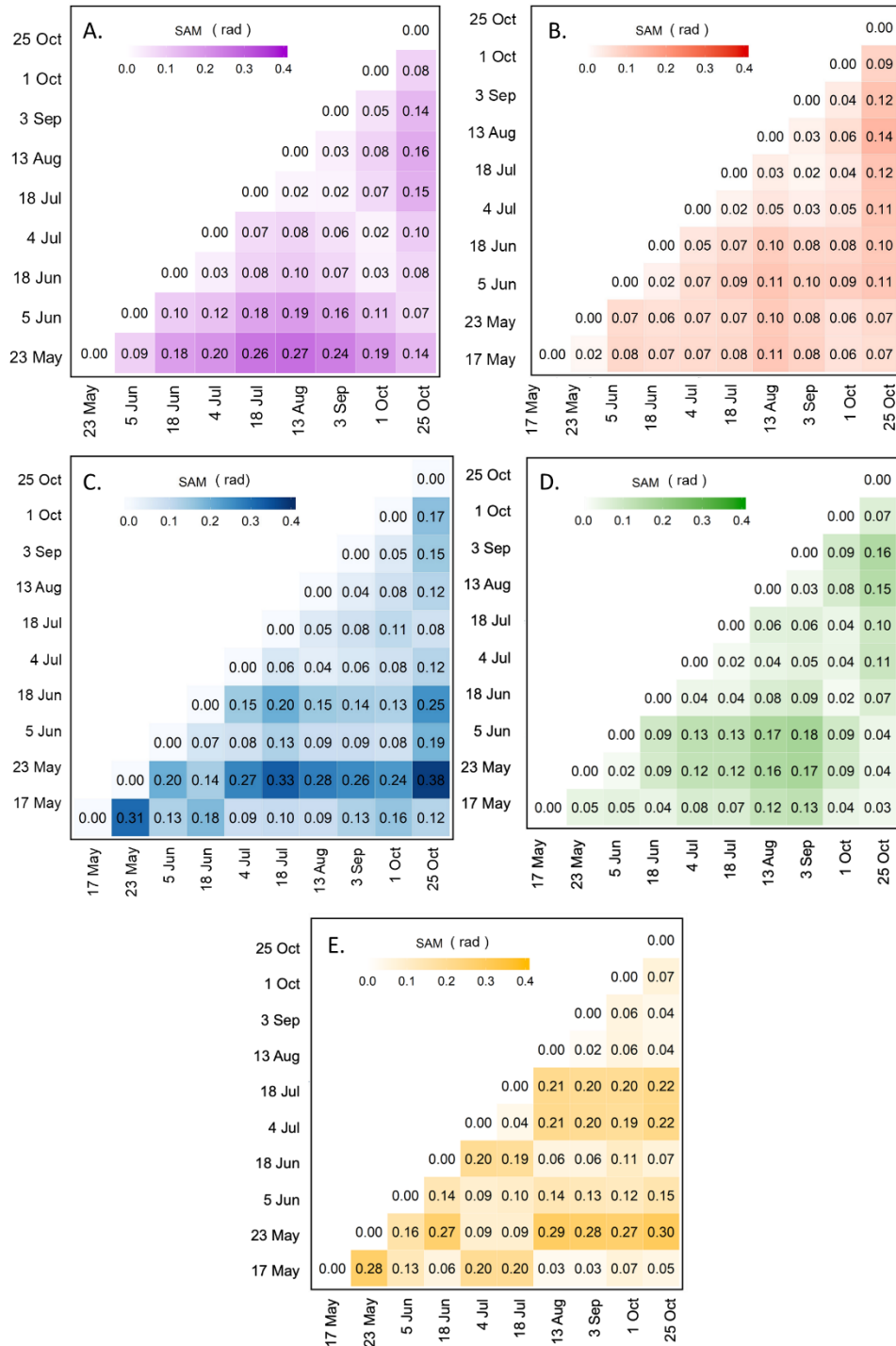


Figure 14. SAM analyses were applied on the reflectance spectra of four vegetation species and sediment collected from 17th May to the 25th October 2019 for CS (A.), SC (B.), EG (C.), MA (D.) and SD (E.).

Figure 15. shows the SAM calculated for a vegetation type using the spectra at a given date, against another date. This analysis helps to understand the variation of spectral change of a species during the season. Furthermore, some vegetation spectra are slightly changing over the season and some moment seems to be better to differentiate the spectra. The most significant difference between all the vegetation species spectra is in the beginning (May and June) and the season's end (September and October). For example, Figure 15a compares creeping saltbush with the other vegetation types and sediment. The largest differences between this vegetation and the other is in May, except for SC where the SAM remained stable along the growing season (0.2 rad). In June and July, CS and MA will be very similar and difficult to distinguish spectrally ($SAM < 0.1$ rad) (Fig 15a and 15d). A similar remark can be made for EG where lowest SAM are generally found in July (Figure 15c). It also suggests that EG differs more from the other vegetation in spring (end of May) and in early October. The sediment spectra are always significantly different from the vegetation (Fig 15e). Overall, this analysis indicates that it can be difficult to distinguish many vegetation species based on a single date in the middle of the growing season (June to August).

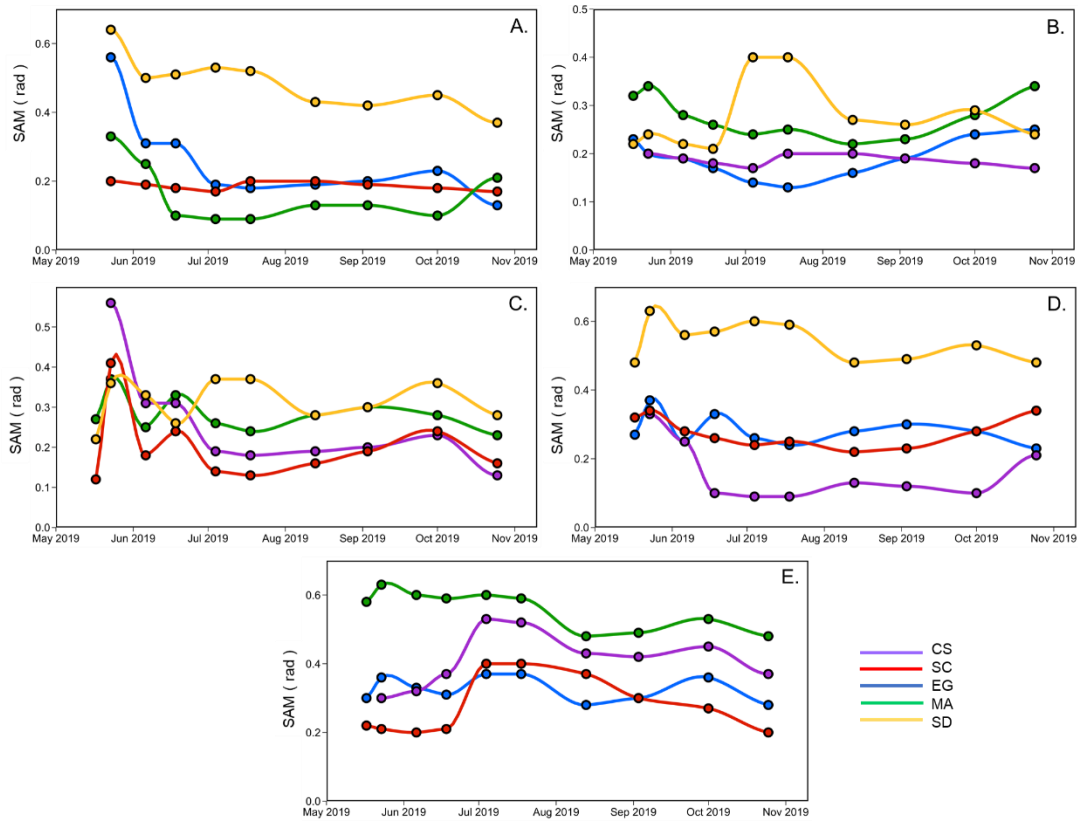


Figure 15. SAM analyses applied on the reflectance spectra according to the vegetation species and sediment over time collected from May to the end of October for CS (A), SC (B), EG (C), MA (D) and SD (E).

2.5.3 Classification of vegetation type

To examine the implication of spectral and seasonal variability of the vegetation type for mapping coastal vegetation using multispectral imagery, a classification algorithm was applied on the Sentinel-2 MSI time-series covering the beginning of May until the end of October (Table 4). This sensor was selected because it provides the best response to seasonal variability and availability over the critical moment for the vegetation phenology. MSI also

provides 13 spectral bands resolution with key bands in the red-edge portion of the spectrum that is suitable for vegetation mapping.

The XGboost algorithm was first applied on the image using the *in situ* spectra associated with the date closest of the acquired image (Fig 16; Annexe 1A.). By changing the input spectra, the algorithm demonstrated a successful identification of the vegetation species, which confirmed the occurrences and spatial distribution by each species (Table 5; Annexe 2A). For the first and last images (May and October), most of the classification mistakes are due to confusion between *Spartina alterniflora* (SC) and the sediment (not shown) due to their similar spectral signature at this time of the year (Figs. 15b and 15e). On every image, the algorithm seems to have a problem identifying the MA. This might be caused by the spatial resolution of the images and the size of the MA patches attached to boulders that are generally smaller than the pixel size in the intertidal zone. Note that none of classification was able to detect the MA on the rocky shore of the Island (west tip and north east coast). Based on the classification evaluation metrics (overall accuracy and Kappa indices; Table 5), early June and end of September images were best suited to classify the coastal vegetation cover. In other date, the overall accuracy reach about 70% with the worst performance obtained with the October image (for further detail referred to the Annex 1A.).

Table 5. Model validation statistics (overall accuracy, Kappa coefficient, and mean F1-score) of the XGBoost models using the change spectra.

Date	Overall accuracy (%)	Kappa coefficient	Mean F1-Score
2019-05-05	73.99	0.68	0.25
2019-06-04	70.52	0.63	0.20
2019-07-04	72.25	0.65	0.20
2020-08-05	69.36	0.61	0.24
2019-09-30	86.71	0.84	0.29
2019-10-20	65.32	0.56	0.23

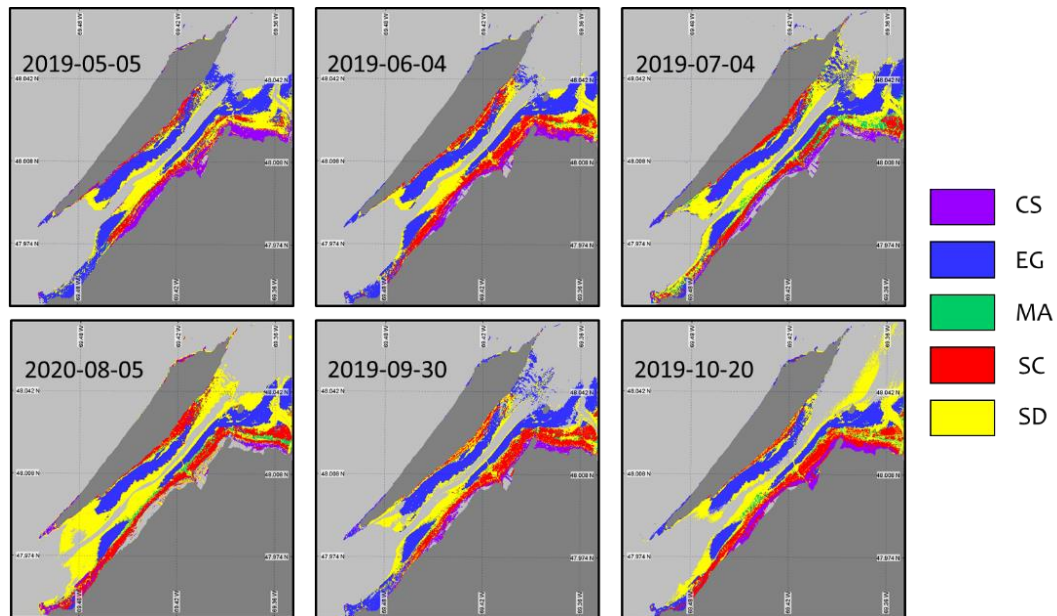


Figure 16. Seasonal changes in coastal and intertidal vegetation Sentinel-2 images of different seasonal cycle stages using XGBoost algorithm and by changing the *in situ* spectra.

The XGboost algorithm was then applied to all images but using the same set of *in situ* spectra as shown in Fig 11 (Fig 17; Table 6; Annexe 1B). The goal was to evaluate the sensitivity of the classification algorithm to seasonal variability in vegetation spectra. We can see a clear evolution of the vegetation throughout the season. The eelgrass meadows were always well classified (>85% accuracy) (Annexe 2B.). From May to June, we see a grown of the vegetation for EG, CS and SC. More sediment was identified on the May image, meaning that the vegetation has not started growing and that the spectra at this time look more like sediment compared to the image of June. The images from July and August have a problem identifying all vegetation species other than EG. At that time of the season, the vegetation spectra from all species are too similar and cannot be distinguishable by the XGBoost algorithm and almost all vegetated pixels are identified as EG. The two last images (September and October) revealed a successful identification of the vegetation species, which confirmed the occurrences and spatial extent of each species even if there are still too many

EG on the coasts of the island. It is therefore possible to identify confusion between MA and EG for all images.

Three images provide the best result for the classification of coastal and intertidal vegetation, the one at the beginning of the season (June) and the one at the end (September and October). It is interesting to note that the October image did not perform as well with the *in situ* spectra associated with the same date. Those images show every vegetation species with a moderate to high accuracy (Annexe 2B). Even though the image of June and October provide good results, the vegetation is still growing/dying. The image of September shows the vegetation at the end of the peak, fully grown and spectrally distinguishable from each other. A remarkably high accuracy and Kappa value of 87% and 0.85, respectively, were obtained using this image and averaged vegetation spectra as input. We can then conclude that September would be the best moment of the season to classify the coastal vegetation cover in our study area (for further detail referred to the Annexe 2B.).

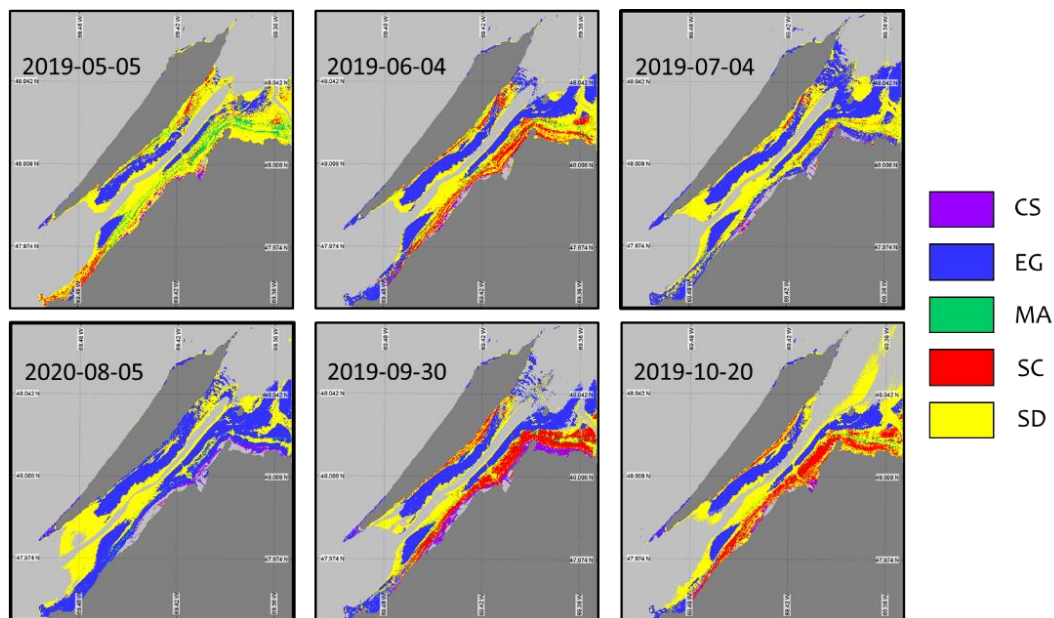


Figure 17. Seasonal changes in coastal and intertidal vegetation Sentinel-2 images of different seasonal cycle stages using the XGBoost algorithm and the identical *in situ* spectra.

Table 6. Model validation statistics (overall accuracy, Kappa coefficient, and mean F1-score) of the XGBoost models using the identical spectra over the Sentinel-2 MSI images.

Date	Overall accuracy (%)	Kappa coefficient	Mean F1-Score
2019-05-05	57.23	0.44	0.18
2019-06-04	58.96	0.47	0.17
2019-07-04	63.01	0.52	0.18
2020-08-05	57.23	0.45	0.19
2019-09-30	87.28	0.85	0.29
2019-10-20	65.32	0.56	0.23

2.5.4 Remote sensing of coastal vegetation phenology

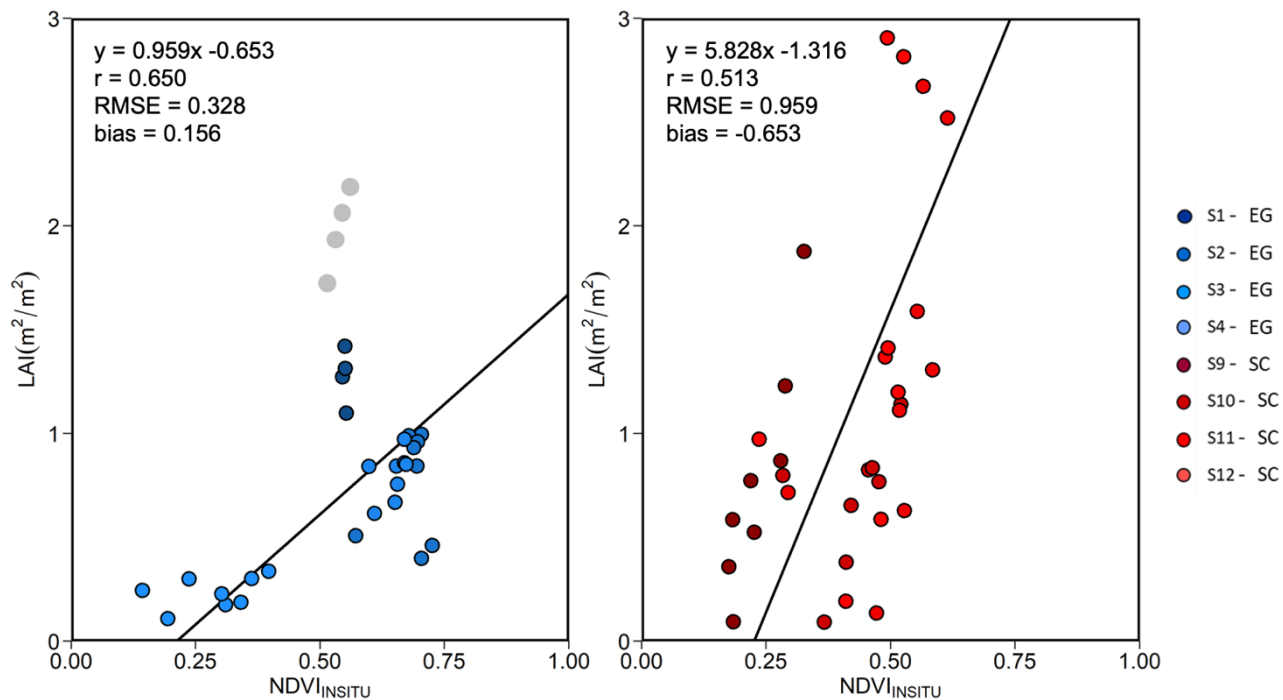
Spectral vegetation indices (VIs; Table 3) are often used to monitor large scale landscape phenology from space (e.g., Peano *et al.*, 2021 ; Zoffoli *et al.*, 2020). Here we computed VIs on the *in situ* spectra and on the multispectral images from four sensors: Landsat-8 OLI, Sentinel-2 MSI, Rapideye, and PlanetScope. We first evaluated the robustness of each VIs in terms of its capacity to predict the vegetation biomass metric such as the leaf-area-index (LAI ; section 2.5.4.1), as well as its response to the seasonal variability in the vegetation. It turns out that the classical NDVI provided the best performance, which was selected for further analysis. In addition, NDVI is widely used in satellite-based phenology monitoring, and as it could be applied to most (if not all) multispectral sensors on board various platforms (*in situ*, drone, satellite) (Kang *et al.*, 2016 ; Potter et Alexander, 2020 ; Zoffoli *et al.*, 2020). After a comparison of *in situ* NDVI with satellite-derived NDVI (NDVI_{sat}) (section 2.5.4.2), we examine the potential of this spectral indices to monitor coastal vegetation phenology in our study area (section 2.5.4.3).

2.5.4.1 Vegetation indices as predictor of LAI

The LAI and VIs relationships were examined to assign the appropriate VI_{insitu} for LAI estimation and pursue the analyses. Here VIs were calculated using surface reflectance obtained from hyperspectral measurements converted into multispectral bands of Sentinel-2 MSI sensor spectral response (see method). Among the VIs listed in Table 3, the NDVI presented the best predictor of the LAI (highest r and RMSE). Figure 18 shows the linear relationship between LAI and the NDVI for EG and SC, separately. For both the species, for the same NDVI values, we found an important variability in terms of LAI. This is particularly evident at stations S1 and S2 where a dense EG bed produced a constant NDVI while the LAI varied by a factor of 2. At other stations, seasonal variability is visible, especially for the SC. The values of these two parameters were low in May and October due to the large percentage of standing-dead material and therefore became the minimum values. Note that the MSC correction of the reflectance spectra tend to reduce the variability in NDVI, but increase the correlation with the LAI (table 7).

Table 7. r values of the LAI versus VIs relationships obtain for the *Zostera marina* and the *Spartina alterniflora*. Highest (*bold*) and lowest (*italic*) values are highlighted

VIs	LAI and VIs relationships r values			
	Raw spectra		MSC-Corrected spectra	
	<i>Zostera marina</i>	<i>Spartina alterniflora</i>	<i>Zostera marina</i>	<i>Spartina alterniflora</i>
NDVI	0.591	0.495	0.650	0.513
SAVI	0.383	0.356	0.531	0.409
WAVI	0.307	<i>0.035</i>	0.538	<i>0.009</i>
NDAVI	<i>0.203</i>	0.128	<i>0.210</i>	0.141
GRVI	0.284	0.440	0.326	0.490



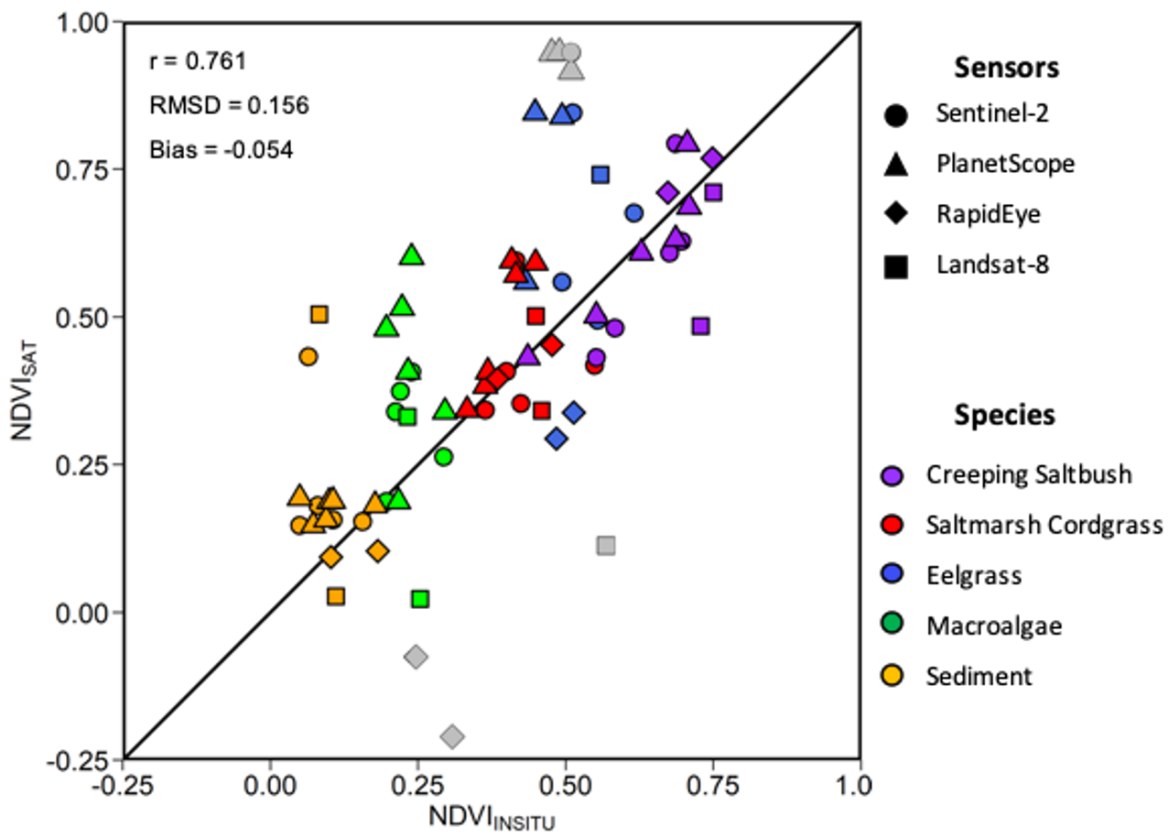
* Note Grey point represent outliers

Figure 18. Linear relationship between the *in situ* MSC-Corrected NDVI and LAI for the A) *Zostera marina* and B) *Spartina alterniflora*

2.5.4.2 Satellite-derived NDVI validation

Within a given time frame of two days, 15 matchups, i.e. co-incident *in situ* and satellite observations, were obtained considering the four satellite sensors evaluated (Figure 19). The relatively strong linear relationship ($r=0.72$) between the MSC-corrected $NDVI_{in situ}$ and $NDVI_{sat}$, the low bias (-0.076) and RMSD (0.18) indicate good agreement the *in situ* and satellite NDVI. The $NDVI_{in situ}$ value follows some cluster by species showing that the MA has the lowest NDVI values, followed by SC, EG, and CS. For all sensors, we observed a more important variability for the $NDVI_{sat}$ (-0.24 to 0.95) compared to $NDVI_{in situ}$ (0.13 to 0.75). This is also true for some individual vegetation species (e.g., MA and EG), where the $NDVI_{in situ}$ varied in a narrow range compared to the satellite retrievals. One explanation for the low range in $NDVI_{in situ}$ is due to the MSC normalization of the *in situ* spectra (see below).

Sentinel-2 MSI and Landsat-8 OLI presented the best relation between the NDVI *in situ* and satellite values. The RapidEye and PlanetScope sensor provided general good results for most of the vegetation species except for the MA. These sensors, mainly due to the spectral resolution, provided most of the outlier data as shown on the figure 19. Due to the small size of MA patches, subpixel fractions were calculated based on the sensor pixel size using very high spatial resolution images obtained from drone.



* Note Grey point represent outliers

Figure 19. The linear relationship between the NDVI values from the *in situ* and multispectral sensor.

2.5.4.3 NDVI-based phenology

a) *IN SITU*

Figure 20 shows the seasonal evolution of NDVI for each vegetation type calculated from the *in situ* MSC-corrected (solid lines) and raw (dashed lines) reflectance spectra. Interestingly, there is not much crossover with the NDVI value among species; each having their specific ranges (as in Figure 19). The dynamic range is similar for both normalised and raw spectra for SD and MA, but the normalisation reduces the range for CS, SC and EG. As expected, bare sediment (SD), or mud, has the lowest NDVI values (<0.15), followed by SC, EG, CS and finally MA. For SD and MA, the NDVI was relatively constant over the season with values of 0.04 ± 0.11 and 0.82 ± 0.87 , respectively. We can see a clear seasonal evolution for the CS with NDVI as obtained from normalized (raw) reflectance ranging between 0.44 and 0.76 (0.35 and 0.85). For the *spartina alterniflora* (SC) the NDVI peak in August at 0.49 (0.69) and was minimum in May with value of 0.33 (0.25). For these two species in particular, the MSC-correction substantially reduced the range of variability. Eelgrass NDVI constantly increased from May to early October when computed on normalized spectra but showed two peaks in early July and early September when computed on raw spectra. Note that the decrease in NDVI in mid-summer (July-August) is likely due to the presence of necroses in the leaves. EG seasonal evolution also varies among stations with a more marked evolution at S3 and S4 where the initial coverage was 50% and 20%, respectively (Table 1).

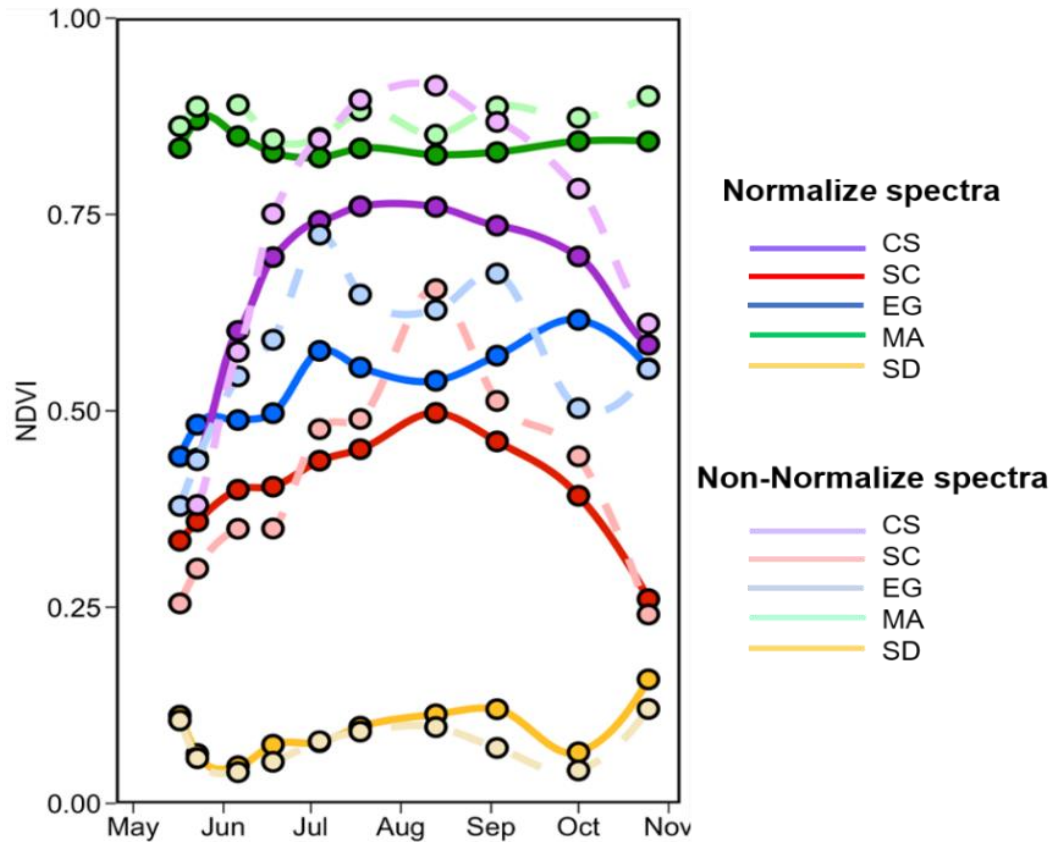


Figure 20. Seasonal evolution of the NDVI from the *in situ* spectra collected from May to the end of October of four vegetation species and sediment. Dashed lines are NDVI calculated on raw reflectance spectra.

b) SATELLITE

Only two images were available for Landsat-8 OLI and RapidEye sensors, respectively, preventing an evaluation of coastal (intertidal) vegetation phenology (Table 4). For OLI, the first clear sky and low tide image of the year was on August 14th, when the coastal and saltmarsh vegetation was already at its maximum. The second image of taken on October 10th when the vegetation senescence is already well advanced. We could see a significant decrease in NDVI between the two images in the upper portion of the intertidal zone (saltmarsh), but the tide level was too high (1.5 m) to document the eelgrass meadows on

October 10th (not shown). For RapidEye, the images were from July 4 and September 3. For both images, the NDVI values were relatively high and similar (not shown). For these sensors, multirate acquisitions did not provide much insight about seasonal vegetation dynamic for this type of ecosystems. Furthermore, although it would be possible to combine the sensors to increase the number of temporal observations, in our case, Landsat and Rapideye sensor does not provide images offering additional information about the phenology of the vegetation. We therefore focus on the Sentinel-2 and Planet constellations.

Six images were available for the Sentinel-2A and 2B MSI sensor from May until the end of October, covering most of the critical moments for the coastal and saltmarsh growing season (Figure 21). Among the six images, two images were acquired at tide levels of 1.2 m (September 12) and 1.6 m (October 20), masking the lower portion of the eelgrass meadows. The images of May and June show low NDVI values for the SC and CS (0.31). The EG NDVI values are already high for the same time of the year (0.76) (see September classification on Fig 10 or 11 vegetation type distribution). From July to the end of September, the image shows the highest NDVI values from all the images and all the vegetation species. The NDVI values for the SC and CS have doubled compared to values from the beginning of the season, meaning that satellite can detect the vegetation growth. As for the EG, the NDVI values are even higher (0.87). The image from October shows low NDVI values (similar to June), meaning that the vegetation is decreasing mainly for SC and CS.

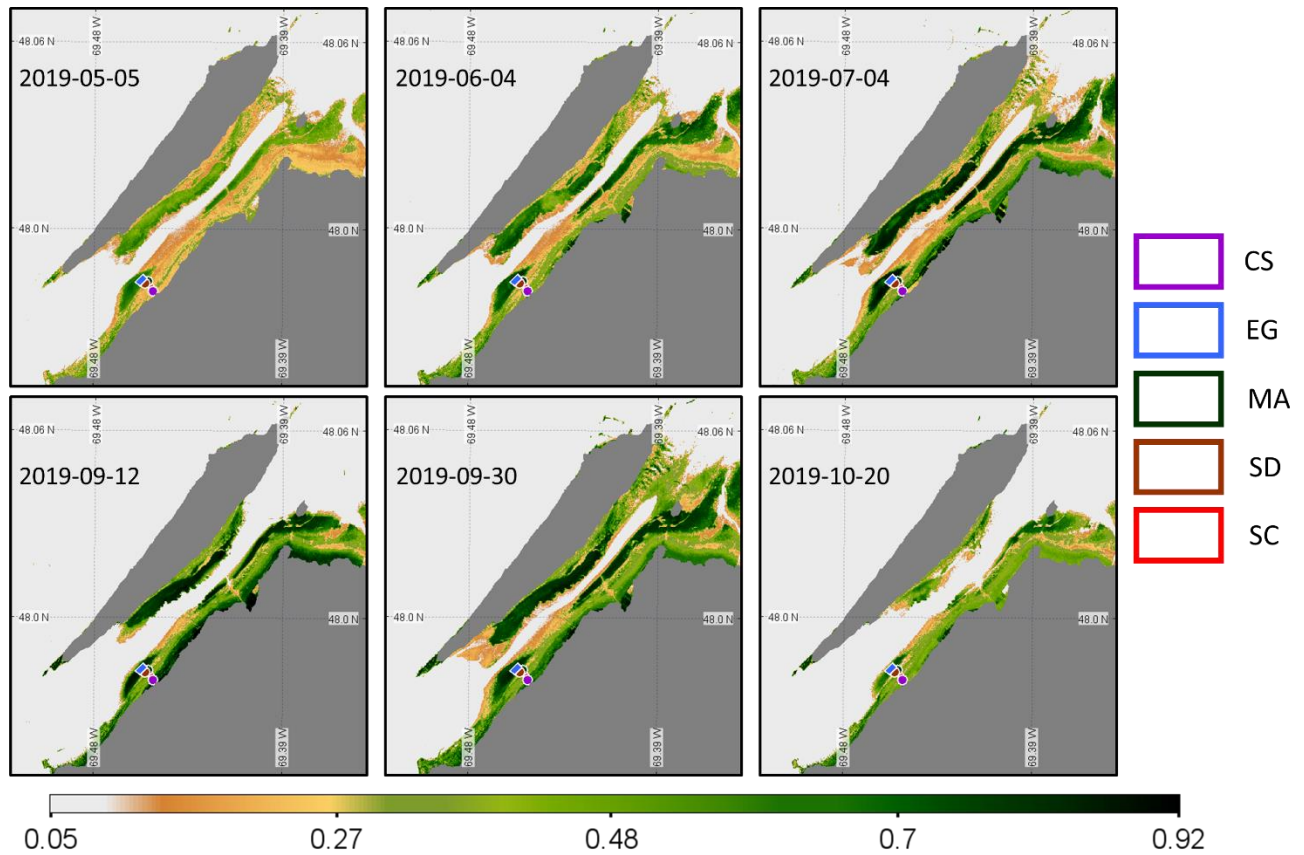


Figure 21. Evolution of the NDVI on the multispectral image from Sentinel-2 MSI and the homogenous cluster for four vegetations species and sediment were the NDVI values were extracted.

If we look closer at the NDVI values extracted from the S2 images for the locations shown in Fig 21, a clear increase is visible for most of the species (Fig 22). The peak of the NDVI was observed in August and mid-September. A decrease in the NDVI for all species in October. The EG present the highest NDVI followed by the CS, MA, SC and SD. This result contrast with *in situ* observations (Figure 20), but not with Fig 21 where dense EG stations (S1 and S2) constantly showed higher $NDVI_{sat}$ compared to $NDVI_{insitu}$. The SD showed the lowest values and remained relatively constant throughout the season, although a small peak is observed in late summer.

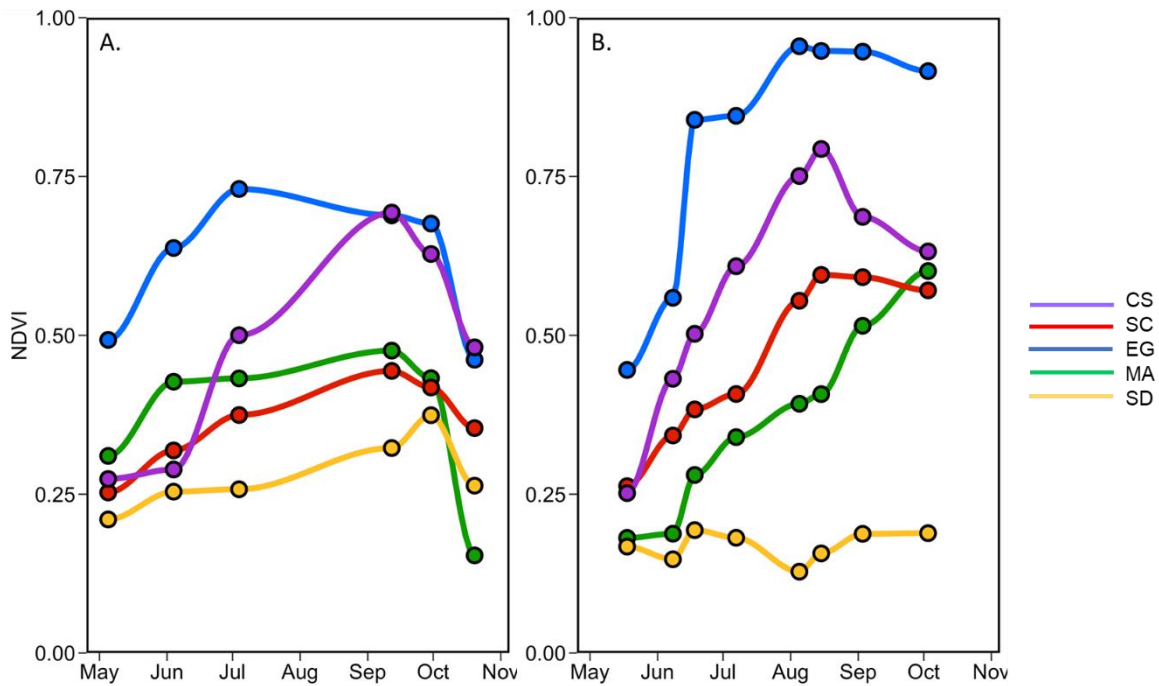


Figure 22. Evolution of the NDVI value on the multispectral image from a) Sentinel-2 MSI and b) PlanetScope by extracting the NDVI pixels values from homogenous cluster for four vegetations species and sediment.

Eight images were available for the PlanetScope sensor (Figure 23.). The images covered a period from mid-May to early October, covering almost all the key moments to quantify the vegetation phenology. The first images, covering May to early July, showed lower NDVI values. Significant growth in the NDVI values for all vegetation species was identifiable while the sediment stayed constant. Images from August through October showed the highest NDVI values for all vegetation species. However, no images beyond early October are available. In order to identify the entire phenology of the vegetation, information is missing on the decrease in vegetation, as suggested by the in situ and MSI observations.

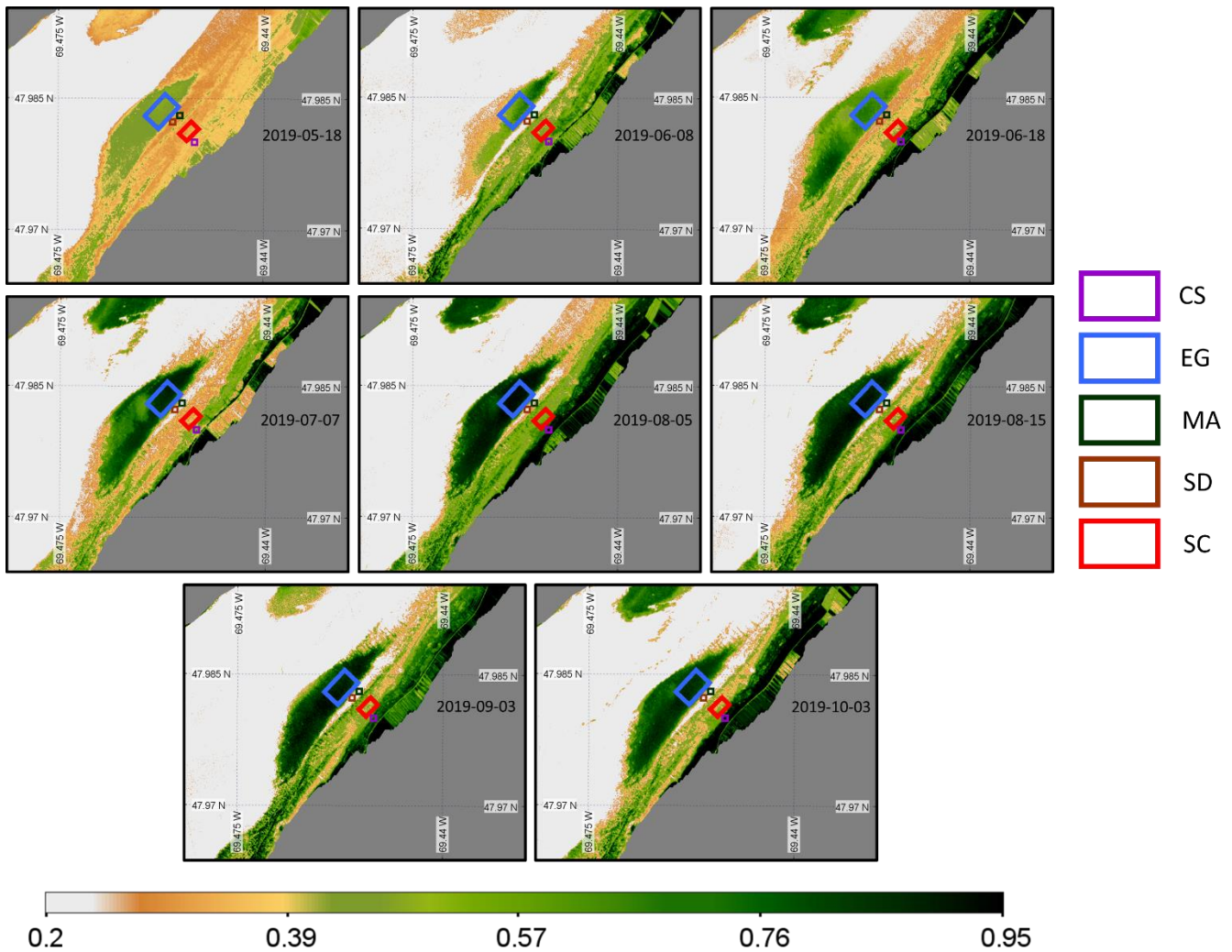


Figure 23. Evolution of the NDVI on the multispectral image from PlanetScope centered on the study site and the homogenous cluster for four vegetations species and sediment were the NDVI values were extracted.

If we look closer at the NDVI values, a clear increase was visible for most species, following a similar trend than for MSI (Fig 22b). The EG had the highest NDVI values, followed by CS, SC, MA and SD. The SD had the lowest NDVI values and was constant throughout the season. A decrease in the NDVI in late season were observable only for SC and CS. The images from PlanetScope images, as for the Sentinel-2 MSI sensor, allow us to detect the seasonal evolution of the vegetation. By combining the time series of the two

sensors, we can better see the complementarity and the potential of data aggregation for phenology.

2.6 DISCUSSION

In this study, we showed that spectral seasonal evolution in the coastal and intertidal vegetation can be detected by *in situ* and from space-borne sensors. This evolution can be related to the biophysical metric of the vegetation such as the LAI but it depends on the vegetation type. A better understanding of the vegetation phenology provides key insights for the coastal mapping based on spectral classification, with strengths and limitations discussed in the following sections.

We observed an important evolution of the vegetation biophysical metrics, with a growth phase from May to September, which was particularly evident for *Spartina alterniflora* and creeping saltbush. This observation is consistent with other studies (Anderson et Treshow, 1980 ; Egan, 1999 ; Madakadze et al., 1998). As for eelgrass, the growth continued until the beginning of October. The LAI shows an increase in May and June, and then the values were constant and even a decrease at the end of the season. Similar results were shown in other study such as presented by Cimon et al., (2021) ; Nellis et al., (2012) and Postlethwaite et al., (2018).

Our vegetation spectra measurement is consistent with other studies (Pu et al., 2012 ; Tian et al., 2020 ; Wicaksono et al., 2019 ; Zoffoli et al., 2020). The *in situ* spectra analyses suggest that the general shape of all the normalized vegetation spectra are similar for all vegetation species (EG, MA, SC, and CS), but markedly different from the SD. Even if the shape is similar, some species spectra are significantly different from each other and evolve over the season as demonstrated using the SAM.

This evolution is crucial for the ecosystem remote sensing and rarely mentioned and documented in other studies (Klemas, 2011). The spectra from the middle of June to the beginning of September overlapped. At those moments, it is difficult to distinguish the

vegetation species. Furthermore, it is possible to identify some slight evolution of the spectra for the vegetation species. For the MA and EG, the spectra were stable throughout the season. For CS and SC, changes were observed follow the growing season. The spectra of the beginning (May and June) and of the end (September and October) of the season were similar, but are different than the one from the middle of the season (July to August).

As the radiometric measurements were taken on different day, the illumination angle and condition naturally changed between the radiometric acquisitions. The multiplicative scatter correction (MSC; Isaksson and Kowalski, 1993, Fyfe, 2003) technique consists of applying a multiplicative factor and an offset to each sampled reflectance spectrum. These factors were obtained from linear least-squares regressions between every single spectrum and a reference. The radiometric MSC correction applied to the *in situ* reflectance spectra clearly improved the quality of the data even though it as modified the amplitude of the spectra. This effect is related to the little variation in the non-normalize *in situ* reflectance spectra (Isaksson et Naes, 1988).

The NDVI was chosen among different VIs to evaluate the evolution from *in situ* spectra and the multispectral images from four sensors (Landsat-8 OLI, Sentinel-2 MSI, PlanetScope, and RapidEye). The NDVI has been widely demonstrated to be a good descriptor of vegetation dynamics for many types of ecosystems, including wetlands (Dong *et al.*, 2014 ; Lv *et al.*, 2019 ; Suir et Sasser, 2019 ; White *et al.*, 2016 ; Zoffoli *et al.*, 2020). Based on *in situ* NDVI measurements, SC and CS clearly showed a seasonal evolution, while MA, SD and EG were more stable throughout the season. On the multispectral images, we can also track the vegetation phenology using Sentinel-2 and PlanetScope sensor, but not enough images from Landsat or RapidEye were available to monitor the phenology. Differences in spectral and spatial resolution between sensors complicate the combination of multisensory data for phenology monitoring. Indeed, combining the NDVI of Sentinel-2 and PlanetScope would result in a rather chaotic time series In general, satellite-derived phenology was consistent with the *in situ* NDVI values shown in this study and as presented by Hmimina *et al.*, (2013) ; Tian *et al.*, (2020) ; Wang *et al.*, 2017 ; Zoffoli *et al.*, (2020).

Sentinel-2 images were chosen to classify the intertidal and coastal vegetation. Using the identical spectra for all images, The XGboost algorithm cannot distinguish the vegetation species in July and August. Nevertheless, images provide good result at the one at the beginning (June) and end (September and October) of the season. Those images classified every vegetation species accurately even though the vegetation was still in their growing or senescence phases. The image of September obtained at the end of the growing season showed fully-grown vegetation that was spectrally distinguishable from each other.

Frequent observations are needed to quantify the seasonal variability and evolution of the vegetation in a cold temperate climate area due to a relatively short growing season (< 6 months). Change in coastal vegetation such as growth, flowering, senescence, and shedding of leaves occurs on weeks and months (Blok *et al.*, 2018 ; Potter et Alexander, 2020 ; Smith *et al.*, 1998). For this reason, we recommend visiting the field as soon as the ice has started to melt (Blok *et al.*, 2018 ; Robertson et Mann, 1984). In our study, we started the fieldwork in mid-May when the EG was already grown with some stations showing 100% areal coverage already. In 2019, the ice breakup occurred around the end of March / the beginning of April and the vegetation was no longer affected by snow or frost by May but no image were available around that time. To quantify the most significant change in the EG, we should have started the fieldwork around this time. We ended the fieldwork at the end of October, i.e. about one or two months before the snow cover the saltmarsh vegetation and ice cover the eelgrass by December. Nevertheless, critical dates of the seasonal cycle may fluctuate between years (Blok *et al.*, 2018). In 2020 for example, the S. Lawrence estuary was already ice-free on March 18th and the EG meadow was detectable from PlanetScope images. The meadow was visible until the end of November. As for 2021, the EG was visible from the 20th of March. Therefore, the seasonal cycle should be characterized on a year-by-year basis.

Landsat-8 and Sentinel-2 are sensor parts of EO programs dedicated to vegetation monitoring and are widely used for phenology assessment. They both acquire images at lower temporal resolution and spatial resolution compared to PlanetScope. Even if the images are not available at a rapid rate after applying the tidal height and cloud cover restrictions,

we can almost expect monthly images for the Sentinel-2 sensor, but much less for Landsat (one or two per year). Sentinel-2 images are easily usable, and provide much better spectral resolution compared to very-frequency acquisition of PlanetScope. Therefore, Sentinel-2 images allow further mapping capability by applying a classification algorithm using a high number of bands (~10 bands). Landsat, despite its low temporal resolution, is still a very useful sensor offering long term time series for detecting and relatively good spectral capability for coastal mapping (Alam et Hossain, 2020 ; Borfecchia *et al.*, 2019 ; Rapinel *et al.*, 2015). In addition, temporal resolution will improve in the near future after the launch of Landsat-9 in September 2021, opening the door for data fusion from MSI and OLI (Li *et al.*, 2021 ; Shao *et al.*, 2019 ; Wang *et al.*, 2017a). The fusion of Landsat and Sentinel-2 images has tremendous potential to improve ability to detect vegetation change and to cover all key moment of the vegetation phenology. However, in our case, combining the data was not necessary because the Sentinel-2 time series was already covering all the vegetation phenology.

The PlanetScope sensor constellation is relatively recent and offers many advantages, including high temporal resolution obtained at high spatial resolution compared to Landsat and Sentinel-2. Those images appear to be promising for extracting natural resources information, including benthic ecosystem and even vegetation diversity (Hoa, 2017 ; Nazeer *et al.*, 2020 ; Wicaksono et Lazuardi, 2018). As seen above, the sensor provides many images covering most of the vegetation key moment. We are even able to identify the cycle of the vegetation by the NDVI values. The spatial resolution of PlanetScope images provide many details, but not without issues. The variable radiometric quality, inconsistent radiometric calibration across multiple platforms, and low spectral resolution are central challenges for marine and coastal applications such as vegetation classification and ecosystem monitoring (Latte et Lejeune, 2020 ; Mudereri *et al.*, 2019 ; Traganos *et al.*, 2017 ; Wicaksono et Lazuardi, 2018). The low number of the band can provide some limitation and difficulty, mainly in the process of the images for the classification of the vegetation species. Furthermore, the noise level is high, and the radiometric quality and inconsistency are low on clusters of pixels, especially in homogenous pixels. This indicates the low signal-to-noise

ratio of PlanetScope images (Dobrinic, 2018 ; Wicaksono et Lazuardi, 2018). This issue was encountered during the atmospheric correction, and even after the correction, we can still see noised in the NDVI images. Even if many images were available for the PlanetScope sensor, the images cover a period from mid-May until the beginning of October, missing a key moment where the vegetation is dying for the vegetation phenology.

The presence of water overlying the vegetation at the time of in situ data acquisition or in the images highly affects the spectral reflectance due to its high absorption in the red and the infrared. According to the degree of emersion by the vegetation, it can be hard to identify the vegetation species, and further process will be needed to use the images and spectra (Cho et Lu, 2010 ; Hu, 2009 ; Hyun *et al.*, 2008 ; Pe'eri *et al.*, 2016). For this reason, the tidal variability can significantly influence the spatio-temporal distribution of remotely-sensed parameters such as vegetation NDVI, which is using red and infrared. For example, bathymetric map combined with water level measurements during the data acquisition could be used to correct for the water column interference to retrieve the bottom reflectance (Pe'eri *et al.*, 2016). However, estuarine waters of the St Lawrence are characterized by high concentrations of colored dissolved organic matter (CDOM) and suspended sediment that severely limit the light penetration even in the visible bands (Mohammadpour *et al.*, 2017), making water column correction very challenging. Due to the loss of spectral information in the NIR, submerged vegetation indices need to be based on visible bands only (Fyfe, 2003 ; Pe'eri *et al.*, 2016), or located in the red-edge portion of the spectra (Pu *et al.*, 2012). In conclusion, we recommend selecting images at the lowest tide possible to maximize the area to be mapped and minimize the effect of water over the vegetation. The maximum tidal height that allows the vegetation to be mapped using multispectral data requires prior knowledge of the area. Furthermore, the mapped area will mainly depend on the area characteristics such as the bathymetry/elevation and location of the vegetation.

Many atmospheric correction (AC) algorithms can be applied on the multispectral images, and it is a crucial step in the processing of remote sensing data for aquatic and coastal applications. Ideally, AC aims to separate the top-of-atmosphere observation by the satellite

sensor into the signal from the atmosphere and the signal from the surface to retrieve surface reflectance (Vanhellemont et Ruddick, 2018). By using PlanetScope and RapidEye sensors, we are limited by the atmospheric correction algorithm due to a lack of spectral bands, as for example in the SWIR bands. Even though we can apply different atmospheric corrections, the process applied to the image needs to be the same to compare the sensor together. Here we adopted ACOLITE as it allows the application of the dark spectrum fitting (DSF) atmospheric correction method to all imagery evaluated in this study. Furthermore, ACOLITE has been developed for the coastal environment and is currently widely used for aquatic-based applications, such as coastal waters monitoring (Fan *et al.*, 2017 ; Ilori *et al.*, 2019 ; Kuhn *et al.*, 2019 ; Vanhellemont et Ruddick, 2016). The sensitivity of satellite-derived NDVI phenology to AC could have been quantified, but was out of the scope of this study.

The area cover by the sampling site was minimal (472 800 m²). We focus our effort on one EG meadow and intertidal vegetation section to maximize our frequent revisit of the area. This area was selected for its diversity and the easy access to the site and was nevertheless representative of the entire coast of the area. The small size of the area provided excellent knowledge of the vegetation dynamics and the ecosystem's structure. However, the site was not optimal to test the detection of macroalgae as the patches were too small relative to the satellite spatial resolution. In addition, important macroalgae species for the St Lawrence ecosystem include various types of kelp (*Alaria*, *Saccharina*, *Agarum*) (Tamigneaux et Johnson, 2016), which were absent for the site.

2.7 CONCLUSION

In this work, we assessed the seasonal dynamics of four typical intertidal vegetation type encountered in cold temperate coastal littoral, including macro-algae (*Ascophyllum nodosum* and *Fucus vesiculosus*), eelgrass (*Z. marina*), saltmarsh cordgrass (*S. alterniflora*) and creeping saltbush (*A. prostrata*). The seasonal evolution was determined based on

biophysical property (leaf area index, biomass), *in situ* reflectance spectra, vegetation indices and classification of multispectral images. We identified a significant growth in the vegetation, but this evolution is hardly visible in the *in situ* spectra for some vegetation type, as for the macroalgae. Moreover, we evaluated the potential of the NDVI to quantify the vegetation phenology from space. We demonstrate that the NDVI was a good proxy to track the phenology of *S. alterniflora* and *A. prostrata*, while the MA and sediment's NDVI remained stable throughout the season. Seasonal evolution of EG's NDVI was also significant, but depends on the initial coverage, with relatively stable values when the coverage reaches 100%. Satellite-based NDVI, which strongly correlate with *in situ* values, were used to assess the potential of multispectral instrument to assess the phenology. Among the tested sensors, Sentinel-2 MSI provided the best results and was also used to map the vegetation type in the study area. The Extreme Gradient boosted decision tree algorithm (XGBoost) was applied on a monthly time series of Sentinel-2 using *in situ* spectra as input spectral classes. The results indicate September as the best month of the year to classify coastal vegetation in our cold temperate environment, i.e., when the vegetation has fully grown and spectrally distinguishable from each other. Valuable information about seasonal vegetation dynamics was also obtained due to the frequent fieldwork and multispectral images revisit time. It was possible to characterize the seasonal cycle of the coastal and intertidal vegetation.

Further work is required to monitor the vegetation species from this complex ecosystem located in a cold temperate climate with a relatively short growing season. We intend to extent the vegetation species (*Salicornia europaea*, *Spartina pectinate*, *Spartina patens*, etc.). Satellite remote sensing provides access to spatial scales enabling the environment to be documented over vast areas. Widening the study area to cover all the coasts of the St. Lawrence River would be interesting to know their condition and their interannual evolution. In addition, it will extend our knowledge of vegetated coastal ecosystems and their overall importance on the environment. Furthermore, it would also be interesting to evaluate the carbon stocks sequestration rates in coastal habitats (seagrass and marshes) in Quebec. Remote sensing tools are nowadays developed to quantify the extent of

seagrass and marshes, the species composition of these environments and the aboveground biomass. In addition, some authors have demonstrated the possibility, by using empirical algorithms, to estimate carbon stocks (Angelopoulou *et al.*, 2019 ; DeFries *et al.*, 2007 ; Patenaude *et al.*, 2005). With this type of data, it will then be possible to document and monitor changes in carbon stock and estimate emissions as a function of ecosystem degradation, conservation and restoration. Finally, historical data could be used to assess the history of carbon stocks and emissions and the spatial distribution and changed of vegetation species.

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVE

Le but de cette recherche était de tester le potentiel des capteurs multispectraux pour évaluer la dynamique saisonnière des écosystèmes côtiers et de la végétation qui la compose. Pour atteindre cet objectif, trois volets ont été abordés :

1. Documenter l'évolution saisonnière des spectres de réflectance *in situ*, ainsi que les propriétés biophysiques de différents types de végétation intertidale étudiés (*Z. marina*, *S. alterniflora*, *A. prostrata*, et macroalgue).
2. Évaluer le potentiel de quatre capteurs spatiaux multispectraux (i.e. Landsat-8 OLI, Sentinel-2 MSI, Rapideye et PlanetScope) pour identifier l'évolution saisonnière des spectres de réflectance de la végétation.
3. Identifier le meilleur moment de la saison pour classifier les habitats côtiers.

Le premier objectif a été réalisé en récoltant des mesures hyperspectrales *in situ* ainsi que des mesures biophysiques telles que la longueur des tiges et des feuilles, la biomasse, le pourcentage de recouvrement et l'indice de surface foliaire (LAI) acquis au courant de l'été 2019 couvrant la mi-mai à la fin octobre. Les spectres *in situ*, acquis sur tous les substrats (végétation et sédiments), ont fourni deux ensembles de données : les spectres purs et les spectres normalisés utilisant la méthode « Multiplicative Scatter Correction (MSC) ». La haute résolution spectrale de ces jeux de données ont permis une caractérisation spectrale détaillée des substrats ainsi que de distinguer leur évolution dans le temps en utilisant le « Spectral Angle Mapper (SAM) ». De plus, il est intéressant de noter que d'un point de vu spectral, la phénologie sera plus évidente si le recouvrement initial est faible et augmente durant l'été. Nous avons identifié une croissance importante de la végétation, mais cette évolution est à peine visible dans les spectres *in situ* pour les macroalgues. Pour ce qui est de la zostère marine, bien que différentes stations avec différents recouvrements ont été sélectionnée au début de saison, la croissance des plants se réalise très rapidement. Cela

engendre donc que les stations ont rapidement atteint le recouvrement maximum rendant ainsi la détection de changement spectrale difficile.

Le second objectif a été atteint en analysant et en corrigeant l'ensemble des images multispectrales disponibles sans nuage et prises à marée basse provenant des capteurs Sentinel-2 MSI, Landsat-8 OLI, Rapideye et Planetscope. Ces images ont été corrigées de l'atmosphère en utilisant l'algorithme ACOLITE. Afin de détecter l'évolution saisonnière, différents indices de végétation ont été appliqués sur les images. Pour ce faire, le NDVI est l'indice qui permet non seulement d'identifier la meilleure évolution chez la végétation, mais fournit également la meilleure relation avec le LAI. Le NDVI était un bon indicateur pour suivre la phénologie principalement pour *S. alterniflora*, *Z. marina* et *A. prostrata*, tandis que le NDVI des macroalgues et des sédiments est stable tout au long de la saison. Les spectres hyperspectraux *in situ* ont également été convertis en données multispectrales correspondant à des capteurs satellitaires. Le NDVI satellitaire ainsi qu'*in situ* est fortement corrélé et a été utilisé pour évaluer le potentiel d'un instrument multispectral pour quantifier la phénologie

Le dernier objectif a été réalisé en appliquant un algorithme de classification par arbre de décisions soit le *Extreme Gradient boosted decision tree algorithm* (XGBoost) faisant partie des technologies dites d'apprentissage machine (*machine learning*). Cet algorithme a été appliqué sur six images de la série temporelle mensuelle de Sentinel-2 MSI couvrant la période de mai à octobre. En utilisant les spectres *in situ* comme classes spectrales d'entrée, il fut déterminé que septembre est le meilleur mois de l'année pour classer la végétation intertidale dans notre environnement tempéré froid, c'est-à-dire lorsque la végétation a atteint sa pleine croissance et se distingue spectralement. La zostère est la seule espèce qui est toujours correctement classifiée, bien que sur représenté (e.g. sur les côtes rocheuses de l'Île Verte). Des informations précieuses sur la dynamique saisonnière de la végétation ont également été obtenues en raison du travail de terrain fréquent et du temps de revisite des images multispectrales. Il a été possible de caractériser le cycle saisonnier de la végétation intertidale.

Bien que la télédétection soit une technologie performante, il est important de comprendre ces avantages et inconvénients. La télédétection s'est avérée un outil unique et avantageux pour obtenir de l'information sur la répartition et l'évolution de la végétation intertidale. La couverture spatiale et temporelle actuellement disponible de la constellation Sentinel-2 MSI et PlanetScope permet un suivi récurrent et conséquent de la végétation. Les technologies de télédétection ont des applications beaucoup plus larges que celles utilisées dans cette recherche. En effet, cette technologie permet de réaliser les suivis environnementaux des écosystèmes côtiers, de modéliser ces écosystèmes, etc. Évidemment, toute utilisation de la télédétection a ses forces et limites qui souvent correspondent à l'accessibilité des données. De plus, tel que présenté précédemment, il peut être difficile de combiner des données provenant de différents capteurs. En effet, la création de série temporelle unique en combinant des images provenant de capteurs différents nécessiteraient une harmonisation des résolutions (spectrales et spatiales) qui s'avère être difficile.

Les tendances actuelles prédisent que les changements climatiques affecteront grandement les écosystèmes côtiers soit principalement la végétation qui les compose. De plus, la banquise protégeant la côte ainsi que la végétation risque de diminuer graduellement au cours des prochaines années. Au vu de ces changements, des travaux supplémentaires sont certainement nécessaires pour réaliser un suivi rigoureux. Il serait d'abord pertinent de réaliser un suivi annuel afin d'identifier des changements dans la répartition des espèces. L'ajout d'autres espèces telles que la Salicorne d'Europe, la Spartine pectinée et la Spartine étalée pour en nommer quelques-unes serait pertinent.

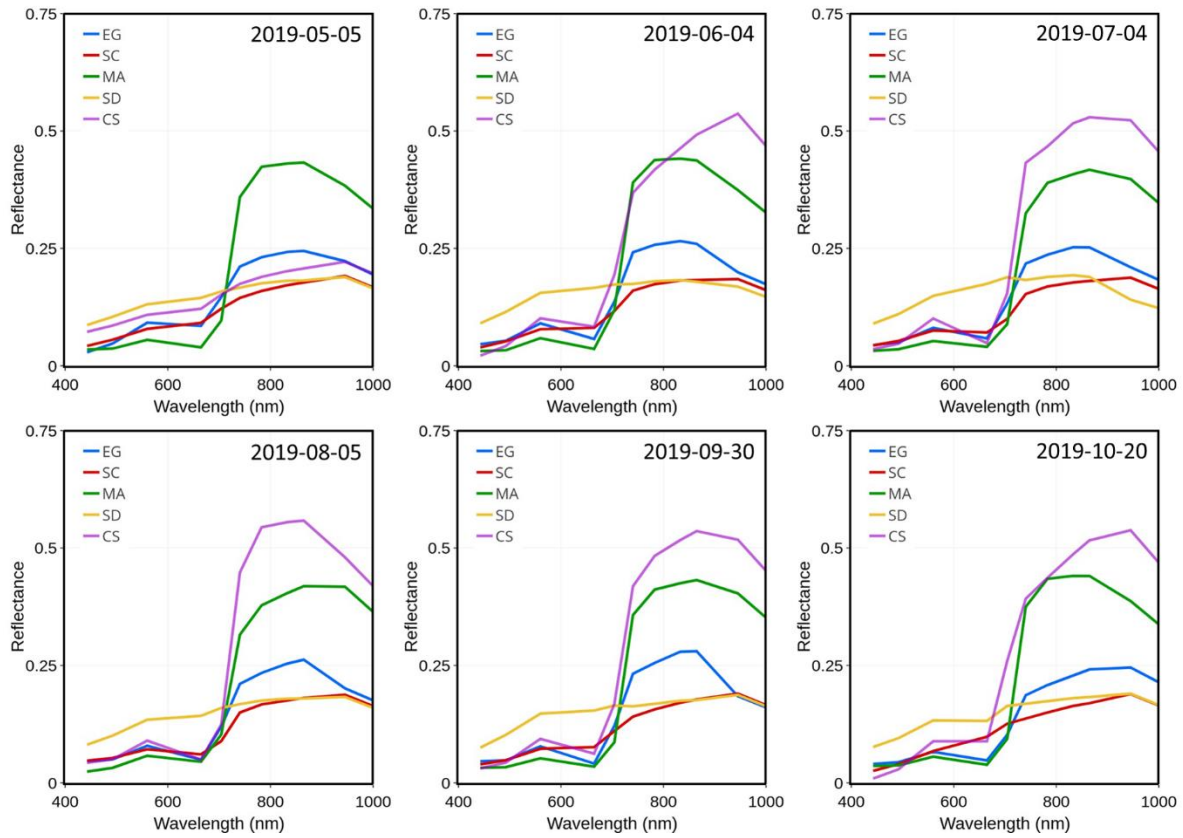
Par ailleurs, l'accès à des données hyperspectrales (PRISMA et DESIS) permettrait de documenter des espèces qui passeraient inaperçues avec des images multispectrales à faibles résolutions spectrales. C'est le cas notamment suivi du microphytobenthos présent à la surface des sédiments marins et qui génèrent une signature particulière dans le rouge (Launeau *et al.*, 2018). Il serait intéressant de la cartographier pour comprendre son écologie et les conditions environnementales qui l'avantage.

Contrairement aux levés terrain ou par drone, la télédétection satellitaire permet d'accéder à des échelles spatiales permettant de documenter l'environnement sur de vastes territoires. Élargir la zone d'étude pour couvrir l'ensemble des côtes du fleuve Saint-Laurent serait intéressant pour connaître leur état et leur évolution interannuelle. De plus, il serait pertinent d'intégrer des données historiques afin d'évaluer les tendances actuelles et antérieures en ce que concerne la répartition, l'état et la présence des espèces végétales.

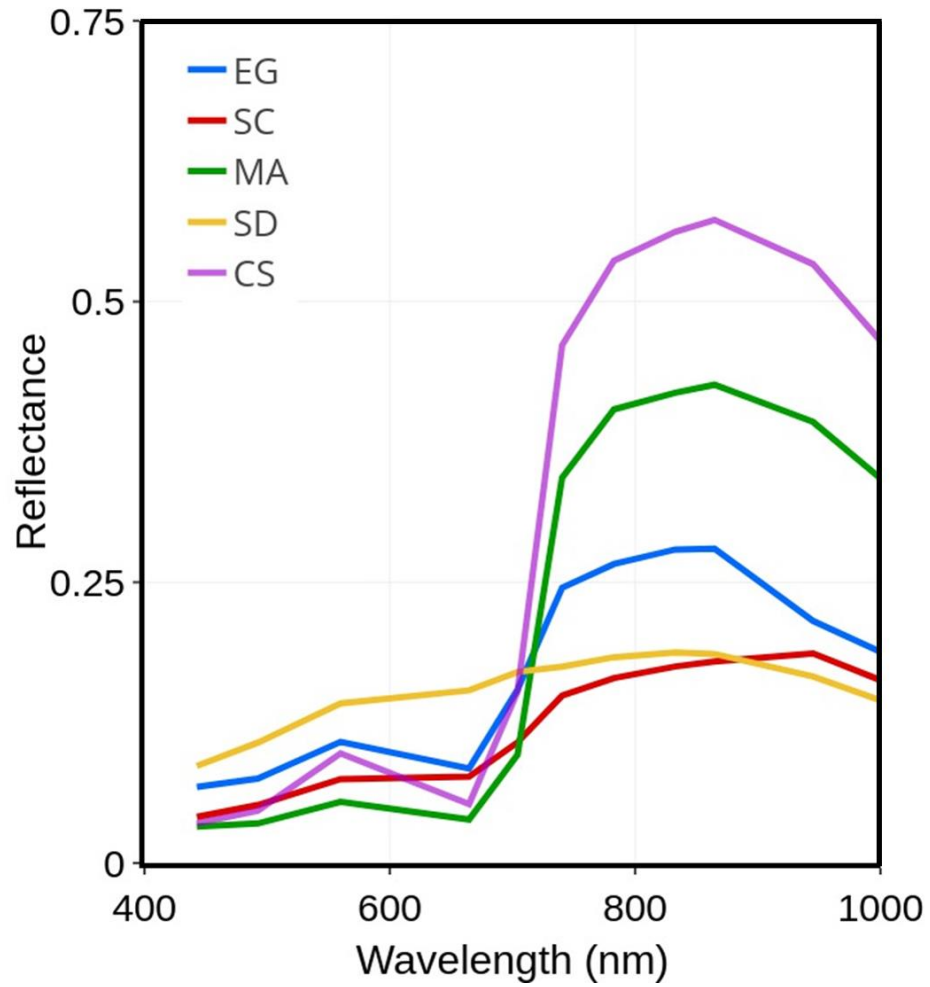
Enfin, il serait également intéressant d'évaluer les stocks de carbone capturé par les habitats côtiers (herbier et marais) du Québec. Pour ce faire, des outils de télédétection sont développés afin de quantifier l'étendue des herbiers et des marais, la composition en espèces de ces milieux et la biomasse au-dessus de la surface (above ground). Bien que cette biomasse est importante, la biomasse sous la surface (below ground) est celle qui compte plus dans la séquestration du carbone. En effet, le carbone présent dans les sols constitue près de 98% du carbone totale présent dans l'écosystème. Il est possible dorénavant, au moyen d'algorithme, d'estimer les stocks total de carbone (above et below ground ; Angelopoulou *et al.*, 2019 ; DeFries *et al.*, 2007 ; Patenaude *et al.*, 2005). Avec ce type de données, il sera ensuite possible de documenter et de surveiller les modifications du stock de carbone et estimer les émissions (émises ou supprimées) en fonction de la dégradation, de la conservation et de la restauration des écosystèmes. Comme discuté intérieurement, des données historiques pourront être utilisées pour construire un historique des stocks de carbone et des émissions qui peut être utilisé pour des scénarios de référence (Gibbs *et al.*, 2007). Ces techniques ont présentement été appliquées aux mangroves, mais la recherche pour étendre la technique aux marais salés et aux herbiers est une priorité élevée (Fourqurean *et al.*, 2019).

ANNEXE 1

Pour entraîner le modèle de classification XGBoost (appelé ci-après modèle des mêmes spectres) à la classification des espèces végétales et des sédiments, des spectres de réflectance de surface *in situ* associés à chaque classe ont été utilisés. L'ensemble de données *in situ* est divisé en ensembles de données d'entraînement et de test avec un rapport de 4:1 pour entraîner et tester le modèle efficacement. En outre, afin d'identifier le meilleur moment de la saison pour classer les habitats côtiers dans une zone intertidale, différents modèles XGBoost (ci-après dénommés modèles de spectres modifiés,) sont entraînés à l'aide de la réflectance de surface *in situ* recueillie le plus près de la date d'acquisition de l'image satellite.



Annexe 1A. Les spectres de réflectance pour la réalisation de la classification du modèle XGBoost en utilisant les spectres associés avec la date d'acquisition des différentes images: a) 2019-05-05 ; b) 2019-06-04 ; c) 2019-07-04 ; d) 2020-08-05 ; e) 2019-09-30 et f) 2019-10-20.



Annexe 1B. Les spectres de réflectance pour la réalisation de la classification du modèle XGBoost en utilisant toujours les mêmes spectres pour les différentes images : a) 2019-05-05 ; b) 2019-06-04 ; c) 2019-07-04 ; d) 2020-08-05 ; e) 2019-09-30 et f) 2019-10-20.

ANNEXE 2

Afin d'évaluer les résultats de la classification, des matrices de confusions ont été générées. Un des intérêts de la matrice de confusion est qu'elle montre rapidement si un système de classification parvient à classer correctement. Chaque colonne correspond à une classe réelle, chaque ligne correspond à une classe estimée par le classificateur. Les matrices de confusions permettent d'identifier : le nombre de pixels classés correctement, les faux positifs détectés par le modèle de classification, la précision de la classe (réelle et estimée) et la précision globale du modèle.

		Predicted class					Row total		
		CS	EG	MA	SC	SD			
True class	A.	CS	24	0	0	1	0	25	96.00%
	EG	0	39	1	0	0	40	97.5%	
	MA	1	4	4	2	11	22	18.18%	
	SC	4	0	3	27	9	43	62.79%	
	SD	2	0	4	3	34	43	93.02%	
	Column total	31	43	12	33	54	173		
		77.42%	90.7%	33.33%	81.82%	62.96%		73.99%	
True class	B.	CS	21	0	0	4	0	25	84.00%
	EG	0	40	0	0	0	40	100.00%	
	MA	0	3	5	4	10	22	22.73%	
	SC	4	0	0	30	9	43	69.77%	
	SD	2	1	0	14	26	43	60.47%	
	Column total	27	44	5	52	45	173		
		77.78%	90.91%	100.00%	57.69%	57.78%		70.52%	
True class	C.	CS	20	0	0	5	0	25	80.00%
	EG	0	38	0	0	2	40	95.00%	
	MA	0	5	3	8	6	22	13.64%	
	SC	9	1	1	31	1	43	72.09%	
	SD	1	2	7	0	33	43	76.74%	
	Column total	30	46	11	44	42	173		
		66.67%	82.61%	27.27%	70.45%	75.57%		72.25%	
True class	D.	CS	15	0	0	10	0	25	60.00%
	EG	0	38	0	0	2	40	95.00%	
	MA	0	0	5	6	11	22	22.73%	
	SC	6	0	2	31	4	43	72.09%	
	SD	0	0	10	2	31	43	72.09%	
	Column total	21	38	17	49	48	173		
		71.43%	100.00%	29.41%	63.27%	64.58%		69.36%	
True class	E.	CS	23	0	0	2	0	25	92.00%
	EG	0	40	0	0	0	40	100.00%	
	MA	0	2	14	2	4	22	63.64%	
	SC	2	1	1	35	4	43	81.4%	
	SD	0	0	3	2	38	43	88.37%	
	Column total	25	43	18	41	46	173		
		92.00%	93.02%	77.78%	85.37%	82.61%		86.71%	
True class	F.	CS	17	0	0	8	0	25	68.00%
	EG	0	37	0	0	3	40	92.5%	
	MA	0	0	4	5	13	22	18.18%	
	SC	5	0	0	28	10	43	65.12%	
	SD	0	0	9	7	27	43	62.79%	
	Column total	22	37	13	48	53	173		
		77.27%	100.00%	30.77%	58.33%	50.94%		65.32%	

Annexe 2A. Les matrices de confusion pour les performances du modèle XGBoost en changeant les spectres montrant le nombre de pixels classés correctement (boîte verte), les faux positifs détectés par le modèle de classification (boîte rouge), la précision de l'utilisateur (boîte grise), la précision du producteur (boîte orange) et la précision globale du modèle (boîte bleue) pour les différentes images : a) 2019-05-05 ; b) 2019-06-04 ; c) 2019-07-04 ; d) 2020-08-05 ; e) 2019-09-30 et f) 2019-10-20.

		Predicted class					Row total		
		CS	EG	MA	SC	SD			
True class	A.	CS	9	0	0	0	16	25	36.00%
	EG	0	35	1	0	4	40	87.50%	
	MA	0	0	6	0	16	22	27.27%	
	SC	0	0	1	9	33	43	20.93%	
	SD	0	0	3	0	40	43	93.02%	
	Column total	9	35	11	9	109	173		
		100.00%	100.00%	54.55%	100.00%	36.7%		57.23%	
True class	B.	CS	13	0	0	3	9	25	52.00%
	EG	0	40	0	0	0	40	100.00%	
	MA	0	0	5	0	17	22	22.73%	
	SC	0	1	5	10	27	43	23.26%	
	SD	4	0	1	4	34	43	79.07%	
	Column total	17	41	11	17	87	173		
		76.47%	97.56%	45.45%	58.82%	39.08%		58.96%	
True class	C.	CS	14	5	0	0	6	25	56.00%
	EG	0	40	0	0	0	40	100.00%	
	MA	0	0	5	0	17	22	27.73%	
	SC	0	0	0	12	31	43	27.91%	
	SD	5	0	0	0	38	43	88.37%	
	Column total	19	45	5	12	92	173		
		73.68%	88.89%	100.00%	100.00%	41.30%		63.01%	
True class	D.	CS	8	17	0	0	0	25	32.00%
	EG	0	40	0	0	0	40	100.00%	
	MA	0	5	1	0	16	22	4.55%	
	SC	0	25	6	12	0	43	27.91%	
	SD	0	5	0	0	38	43	88.37%	
	Column total	8	92	7	12	54	173		
		100.00%	43.48%	14.29%	100.00%	70.37%		57.23%	
True class	E.	CS	23	0	0	2	0	25	92.00%
	EG	0	40	0	0	0	40	100.00%	
	MA	0	2	15	2	3	22	68.18%	
	SC	2	1	1	35	4	43	81.4%	
	SD	0	0	3	2	38	43	88.37%	
	Column total	25	43	19	41	45	173		
		92.00%	93.02%	78.95%	85.37%	84.44%		87.28%	
True class	F.	CS	18	0	0	7	0	25	72.00%
	EG	0	38	0	0	2	40	95.00%	
	MA	0	1	5	0	16	22	22.73%	
	SC	4	0	0	28	11	43	65.12%	
	SD	4	0	9	6	24	43	55.81%	
	Column total	26	39	14	41	53	173		
		69.23%	97.44%	35.71%	68.29%	45.28%		65.32%	

Annexe 2B. Les matrices de confusion pour les performances du modèle XGBoost utilisant les mêmes spectres montrant le nombre de pixels classés correctement (boîte verte), les faux positifs détectés par le modèle de classification (boîte rouge), la précision de l'utilisateur (boîte grise), la précision du producteur (boîte orange) et la précision globale du modèle (boîte bleue) pour les différentes images : a) 2019-05-05 ; b) 2019-06-04 ; c) 2019-07-04 ; d) 2020-08-05 ; e) 2019-09-30 et f) 2019-10-20.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Ahern, F. J., Teillet, P. M. et Goodenough, D. G. (1979). Transformation of atmospheric and solar illumination conditions on the CCRS image analysis system. Dans *LARS Symposia* (p. 242).
- Al-doski, J., Mansor, S. B., Zulhaidi, H. et Shafri, M. (2013). Image Classification in Remote Sensing. *Journal of Environment and Earth Science*, 3(10), 141-148.
- Alajlan, N., Bazi, Y., Melgani, F. et Yager, R. R. (2012). Fusion of supervised and unsupervised learning for improved classification of hyperspectral images. *Information Sciences*, 217, 39-55. doi: 10.1016/j.ins.2012.06.031
- Alam, S. M. R. et Hossain, M. S. (2020). A Rule-Based Classification Method for Mapping Saltmarsh Land-Cover in South-Eastern Bangladesh from Landsat-8 OLI. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 0(0), 1-25. doi: 10.1080/07038992.2020.1789852
- Alberte, R. S., Friedman, A. L., Gustafson, D. L., Rudnick, M. S. et Lyman, H. (1981). Light-harvesting systems of brown algae and diatoms. Isolation and characterization of chlorophyll a c and chlorophyll a fucoxanthin pigment-protein complexes. *BBA - Bioenergetics*, 635(2), 304-316. doi: 10.1016/0005-2728(81)90029-3
- Alkhatlan, A., Bannari, A., Ali, T. S., Abahussain, A. et Hameid, N. (2019). Mapping Submerged Aquatic Vegetation in Shallow Water of Arabian Gulf Using Water Spectral Indices, Field Observations and Landsat-OLI Data. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, (July), 302-305. doi: 10.1109/IGARSS.2019.8898883
- Amin, R., Gilerson, A., Zhou, J., Gross, B., Moshary, F. et Ahmed, S. (2008). Impacts of atmospheric corrections on algal bloom detection techniques. *89th AMS Annual ...*,

(January 2008), 1-17. Récupéré de http://library.cma.gov.cn:8080/ams_data/AMS2009_/000594.pdf

Anderson, C. M. et Treshow, M. (1980). A review of environmental and genetic factors that affect height in *Spartina alterniflora* Loisel. (Salt marsh cord grass). *Estuaries*, 3(3), 168-176. doi: 10.2307/1352066

Angelopoulou, T., Tziolas, N., Balafoutis, A., Zalidis, G. et Bochtis, D. (2019). Remote sensing techniques for soil organic carbon estimation: A review. *Remote Sensing*, 11(6), 1-18. doi: 10.3390/rs11060676

Arkema, K. K., Guannel, G., Verutes, G., Wood, S. A., Guerry, A., Ruckelshaus, M., ... Silver, J. M. (2013). Coastal habitats shield people and property from sea-level rise and storms. *Nature Climate Change*, 3(10), 913-918. doi: 10.1038/nclimate1944

Ayers, D. R., Smith, D. L., Zaremba, K., Klohr, S. et Strong, D. R. (2004). Spread of Exotic Cordgrasses and Hybrids (*Spartina* sp.) in the Tidal Marshes of San Francisco Bay, California, USA. *Biological Invasions*, 6(2), 221-231. Récupéré de http://download.springer.com/static/pdf/220/art:10.1023/B:BINV.0000022140.07404.b7.pdf?auth66=1397089389_ecb019dcac0dbff9d632a873c04d0ea9&ext=.pdf

Babin-Roussel, V., Didier, D., Houde-Poirier, M., Jean-Gagnon, F., Lacombe, D., Provencher-Nolet, L. et Morissette, A. (2011). *L'Île Verte : Portrait du territoire.*, 115 p.

Barbier, E. B. (2007). Valuing ecosystem services as productive input. *Economic Policy*, 22(January), 174-229. Récupéré de <http://www.pnas.org/content/105/28/9457.short>

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*, 81(2), 169-193.

Bargain, A., Robin, M., Méléder, V., Rosa, P., Le Menn, E., Harin, N. et Barillé, L. (2013). Seasonal spectral variation of *Zostera noltii* and its influence on pigment-based

Vegetation Indices. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*, 446, 86-94.
doi: 10.1016/j.jembe.2013.04.012

Bassett, I. J. et Munro, D. B. (1987). The Biology Of Canadian Weeds : 81. *Atriplex patula* L., *A. prostrata* BOUCHER EX DC., and *A. rosea* L. *Canadian Journal of Plant Science*, 67(4), 1069-1082.

Béné, C., Phillips, M. et Allison, E. H. (2012). *The Forgotten Service: Food as an Ecosystem Service from Estuarine and Coastal Zones. Treatise on Estuarine and Coastal Science* (vol. 12). (s. 1.): Elsevier Inc. doi: 10.1016/B978-0-12-374711-2.01208-0

Bernatchez, P., Jolicoeur, S., Savard, J., Corriveau, M., O'Carroll, S., Bérubé, D., ... 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.*

Bernatchez, P. et Quintin, C. (2016). Potentiel de migration des écosystèmes côtiers meubles québécois de l ' estuaire et du golfe du Saint-Laurent dans le contexte de la hausse appréhendée du niveau de la mer. *Le Naturaliste canadien*, 140, 91-104.

Blok, S. E., Olesen, B. et Krause-Jensen, D. (2018). Life history events of eelgrass *Zostera marina* L. populations across gradients of latitude and temperature. *Marine Ecology Progress Series*, 590(March), 79-93. doi: 10.3354/meps12479

Boesch, D. F., Josselyn, M. N., Mehta, A. J., Morris, J. T., Nuttle, K., Simenstad, C. a, ... Nuttle, W. K. (1994). Scientific Assessment of Coastal Wetland Loss, Restoration and Management in Louisiana. *Journal of Coastal Research*, Sp.Issue(20), 1-103.

Bolton, D. K., Gray, J. M., Melaas, E. K., Moon, M., Eklundh, L. et Friedl, M. A. (2020a). Continental-scale land surface phenology from harmonized Landsat 8 and Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 240(November 2019), 111685. doi: 10.1016/j.rse.2020.111685

- Bolton, D. K., Gray, J. M., Melaas, E. K., Moon, M., Eklundh, L. et Friedl, M. A. (2020b). Continental-scale land surface phenology from harmonized Landsat 8 and Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 240(November 2019), 111685. doi: 10.1016/j.rse.2020.111685
- Borfecchia, F., Consalvi, N., Micheli, C., Carli, F. M., Cognetti De Martiis, S., Gnisci, V., ... Marcelli, M. (2019). Landsat 8 OLI satellite data for mapping of the *Posidonia oceanica* and benthic habitats of coastal ecosystems. *International Journal of Remote Sensing*, 40(4), 1548-1575. doi: 10.1080/01431161.2018.1528020
- Breeman, A. M. (1988). Relative importance of temperature and other factors in determining geographic boundaries of seaweeds: Experimental and phenological evidence. *Helgoländer Meeresuntersuchungen*, 42(2), 199-241. doi: 10.1007/BF02366043
- Cahoon, D. R., Hensel, P. F., Spencer, T., Reed, D., McKee, K. L. et Saintilan, N. (2006). *Coastal Wetland Vulnerability to Relative Sea-Level Rise: Wetland Elevation trends and Process Controls. Wetlands and Natural Resource Management*. (s. l. : n. é.). doi: 10.1007/978-3-540-33187-2_4
- Cahoon, L. B. (2019). Microphytobenthos. Dans *Encyclopedia of Ocean Sciences* (p. 749-751). (s. l. : n. é.). doi: 10.1016/B978-0-12-409548-9.11555-6
- Calleja, F., Galván, C., Silió-Calzada, A., Juanes, J. A. et Ondiviela, B. (2017). Long-term analysis of *Zostera noltei*: A retrospective approach for understanding seagrasses' dynamics. *Marine Environmental Research*, 130, 93-105. doi: 10.1016/j.marenvres.2017.07.017
- Carlotto, M. J. (2009). Effect of errors in ground truth on classification accuracy. *International Journal of Remote Sensing*, 30(18), 4831-4849. doi: 10.1080/01431160802672864
- Chabot, R. et Rossignol, A. (2003). *Algues et faune du littoral du Saint-Laurent maritime: Guide d'identification. Institut des sciences de la mer de Rimouski, Rimouski; Pêches et*

Océans Canada (Institut Maurice-Lamontagne), Mont-Joli. 113 pages. (vol. 1). (s. l. : n. é.).

Chen, T. et Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. Dans *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'16)* (p. 785-794). New-York (USA) : ACM Press. doi: doi:10.1145/2939672.2939785.

Cho, H. J. et Lu, D. (2010). A water-depth correction algorithm for submerged vegetation spectra. *Remote Sensing Letters*, 1(1), 29-35. doi: 10.1080/01431160903246709

Cimon, S., Deslauriers, A. et Cusson, M. (2021). Multiple stressors and disturbance effects on eelgrass and epifaunal macroinvertebrate assemblage structure. *Marine Ecology Progress Series*, 657, 93-108. doi: 10.3354/meps13546

Climatique, D. (2021). *Historical Climate Data*. Récupéré de <https://donneesclimatiques.ca/telechargement/#var-download>

Colwell, R. N. (1985). *Manual of remote sensing*.

Conseil du Saint-Laurent. (2017). *Fiche du portrait actuel de la côte du Saint-Laurent*. Plan de Gestion Intégrée Régional du Conseil du Saint-Laurent.

DeFries, R., Achard, F., Brown, S., Herold, M., Murdiyarso, D., Schlamadinger, B. et de Souza Jr, C. (2007). Earth observations for estimating greenhouse gas emissions from deforestation in developing countries. *Environmental science & policy*, 10(4), 385-394.

Dekker, A., Brando, V., Anstee, J., Suzanne, F., Malthus, T. et Karpouzli, E. (2006). Remote Sensing of Seagrass Ecosystems: Use of Spaceborne and Airborne Sensors. Dans A. W. D. Larkum, R. J. Orth et C. M. Duarte (dir.), *Seagrasses: Biology, Ecology and Conservation* (chap. 15, p. 347-359). Dordrecht : Springer. doi: 10.1007/978-1-4020-2983-7

Dekker, A. G., Brando, V. E. et Anstee, J. M. (2005). Retrospective seagrass change detection

- in a shallow coastal tidal Australian lake. *Remote Sensing of Environment*, 97(4), 415-433. doi: 10.1016/j.rse.2005.02.017
- Dionne, J. (1968). Schorre Morphology on the south shore of the St.Lawrence estuary. *American Journal of Science*, 266, 380-388.
- Dobrinic, D. (2018). *Horizontal Accuracy Assessment of PlanetScope, Rapideye and Worldview-2 Satellite Imagery*, (July). doi: 10.5593/sgem2018/2.3/S10.017
- Dong, Z., Wang, Z., Liu, D., Song, K., Li, L., Jia, M. et Ding, Z. (2014). Mapping Wetland Areas Using Landsat-Derived NDVI and LSWI: A Case Study of West Songnen Plain, Northeast China. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 42(3), 569-576. doi: 10.1007/s12524-013-0357-1
- Drake, L. a., Dobbs, F. C. et Zimmerman, R. C. (2003). Effects of epiphyte load on optical properties and photosynthetic potential of the seagrasses *Thalassia testudinum* Banks ex König and *Zostera marina* L. *Limnology and Oceanography*, 48(1_part_2), 456-463. doi: 10.4319/lo.2003.48.1_part_2.0456
- Duarte, C. M., Losada, I. J., Hendriks, I. E., Mazarrasa, I. et Marbà, N. (2013). The role of coastal plant communities for climate change mitigation and adaptation. *Nature Climate Change*, 3(11), 961-968. doi: 10.1038/nclimate1970
- Durako, M. J. (2007). Leaf optical properties and photosynthetic leaf absorptances in several Australian seagrasses. *Aquatic Botany*, 87(1), 83-89. doi: 10.1016/j.aquabot.2007.03.005
- Egan, T. P. (1999). *The ecology, physiology, and molecular biology of the halophyte *Atriplex Prostrata* Boucher (chenopodiaceae)*. Ohio University.
- Environment and Climate Change Canada. (2018). *Baie-De-L'Isle-Verte Wildlife Area : Management Plan 2018*. Récupéré de http://publications.gc.ca/collections/collection_2018/eccc/CW66-503-2018-eng.pdf

- Environnement and Climate Change Canada. (2020). *Canadian Environmental Sustainability Indicators: Eelgrass in Canada*. Gatineau.
- Fan, Y., Li, W., Gatebe, C. K., Jamet, C., Zibordi, G., Schroeder, T. et Stamnes, K. (2017). Atmospheric correction over coastal waters using multilayer neural networks. *Remote Sensing of Environment*, 199, 218-240. doi: 10.1016/j.rse.2017.07.016
- Foody, G. (1992). On the compensation for chance agreement in image classification accuracy assessment. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 58(10), 1459-1460.
- Fourqurean, J. W., Johnson, B., Kauffman, J. B., Kennedy, H., Lovelock, C. E., Megonigal, J. P., ... Simard, M. (2019). *Coastal Blue Carbon : methods for assessing carbon stocks and emissions factors in mangroves, tidal salt marshes, and seagrass meadows*. *Conservation international*. Récupéré de <http://www.habitat.noaa.gov/coastalbluecarbon.html>
- Fyfe, S. K. (2003). Spatial and temporal variation in spectral reflectance: Are seagrass species spectrally distinct? *Limnology and Oceanography*, 48(1 II), 464-479. doi: 10.4319/lo.2003.48.1_part_2.0464
- Garneau, M. (1984). *Cartographie et phyto-écologie du territoire côtier Cacouna-Isle-Verte*.
- Gauthier, J., Rosa, J., Lehoux, D. et faune, S. canadien de la. (1980). *Les marécages intertidaux dans l'estuaire du Saint-Laurent*. Environnement Canada, Service canadien de la faune. Récupéré de <https://books.google.ca/books?id=YtwYPwAACAAJ>
- 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(1), 7-29. doi: 10.1007/s10584-010-0003-7
- Ghatkar, J. G., Singh, R. K. et Shanmugam, P. (2019). Classification of algal bloom species

- from remote sensing data using an extreme gradient boosted decision tree model. *International Journal of Remote Sensing*, 40(24), 9412-9438. doi: 10.1080/01431161.2019.1633696
- Gibbs, H. K., Brown, S., Niles, J. O. et Foley, J. A. (2007). Monitoring and estimating tropical forest carbon stocks: Making REDD a reality. *Environmental Research Letters*, 2(4). doi: 10.1088/1748-9326/2/4/045023
- GIEC. (2009). *Climate change 2007 : impacts, adaptation and vulnerability. International Encyclopedia of Human Geography*. (s. l. : n. é.). doi: 10.1016/B978-008044910-4.00250-9
- Gonçalves, L. M. S., Fonte, C. C., Júlio, E. N. B. S. et Caetano, M. (2009). A method to incorporate uncertainty in the classification of remote sensing images. *International Journal of Remote Sensing*, 30(20), 5489-5503. doi: 10.1080/01431160903130929
- Gordon, H. R. (1978). Removal of atmospheric effects from satellite imagery of the oceans. *Applied Optics*, 17(10), 1631. doi: 10.1364/ao.17.001631
- Gordon, R. (1997). Atmospheric correction of ocean color imagery in the Earth Observing System era. *Journal of Geophysical Research*, 102(14), 17081-17106.
- Grašič, M., Budak, V., Klančnik, K. et Gaberščik, A. (2017). Optical properties of halophyte leaves are affected by the presence of salt on the leaf surface. *Biologia (Poland)*, 72(10), 1131-1139. doi: 10.1515/biolog-2017-0125
- Harley, C. D. G., Hughes, A. R., Hultgren, K. M., Miner, B. G., Sorte, C. J. B., Thornber, C. S., ... Williams, S. L. (2006). The impacts of climate change in coastal marine systems. *Ecology Letters*, 9(2), 228-241. doi: 10.1111/j.1461-0248.2005.00871.x
- Hedley, J. D., Russell, B. J., Randolph, K., Pérez-Castro, M., Vásquez-Elizondo, R. M., Enríquez, S. et Dierssen, H. M. (2017). Remote sensing of seagrass leaf area index and species: The capability of a model inversion method assessed by sensitivity analysis and

- hyperspectral data of Florida Bay. *Frontiers in Marine Science*, 4(NOV), 1-20. doi: 10.3389/fmars.2017.00362
- Heilbron, I. M. et Phipers, R. F. (1935). The algae : The lipochromes of *Fucus vesiculosus*. *Biochemical Journal*, 29(9), 1369-1375.
- Henseler, C., Nordström, M. C., Törnroos, A., Snickars, M., Pecuchet, L., Lindegren, M. et Bonsdorff, E. (2019). Coastal habitats and their importance for the diversity of benthic communities: A species- and trait-based approach. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 226(June). doi: 10.1016/j.ecss.2019.106272
- Hmimina, G., Dufrêne, E., Pontailleur, J. Y., Delpierre, N., Aubinet, M., Caquet, B., ... Soudani, K. (2013). Evaluation of the potential of MODIS satellite data to predict vegetation phenology in different biomes: An investigation using ground-based NDVI measurements. *Remote Sensing of Environment*, 132, 145-158. doi: 10.1016/j.rse.2013.01.010
- Hoa, N. H. (2017). Comparison of Various Spectral Indices for Estimating Mangrove Covers Using Planetscope Data: a Case Study in Xuan Thuy National Park, Nam Dinh Province. *Management of Forest Resources and Environment JOURNAL OF FORESTRY SCIENCE AND TECHNOLOGY*, (5). Récupéré de <https://www.planet.com/explorer>
- Hossain, M. S., Bujang, J. S., Zakaria, M. H. et Hashim, M. (2015). The application of remote sensing to seagrass ecosystems: an overview and future research prospects. *International Journal of Remote Sensing*, 36(1), 61-114. doi: 10.1080/01431161.2014.990649
- Hu, C. (2009). A novel ocean color index to detect floating algae in the global oceans. *Remote Sensing of Environment*, 113(10), 2118-2129. doi: 10.1016/j.rse.2009.05.012
- Huete, A. R. (1988). A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25, 295-309.

- Hyun, J. C., Kirui, P. et Natarajan, H. (2008). Test of multi-spectral vegetation index for floating and canopy-forming submerged vegetation. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 5(5), 477-483. doi: 10.3390/ijerph5050477
- Ilori, C. O., Pahlevan, N. et Knudby, A. (2019). Analyzing performances of different atmospheric correction techniques for Landsat 8: Application for coastal remote sensing. *Remote Sensing*, 11(4), 1-20. doi: 10.3390/rs11040469
- Isaksson, T. et Kowalski, B. (1993). Piece-wise multiplicative scatter correction applied to near-infrared diffuse transmittance data from meat products. *Applied Spectroscopy*, 47(6), 702-709. doi: 10.1366/0003702934066839
- Isaksson, T. et Naes, T. (1988). The Effect of Multiplicative Scatter Correction (MSC) and Linearity Improvement in NIR Spectroscopy. *Applied Spectroscopy*, 42(7), 1273-1284.
- Jacobs, R. P. W. M. et Pierson, E. S. (1981). Phenology of reproductive shoots of eelgrass, *Zostera Marina L.*, at Roscoff (France). *Aquatic Botany*, 10, 45-60.
- Jensen, J. R. (2007). Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Prerspective, 608 Pearson Prentice Hall. *United States*.
- Jiménez, M. et Díaz-Delgado, R. (2015). Towards a Standard Plant Species Spectral Library Protocol for Vegetation Mapping: A Case Study in the Shrubland of Doñana National Park. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 4(4), 2472-2495. doi: 10.3390/ijgi4042472
- Jobin, A., Marquis, G., Provencher-Nolet, L., Gabaj Castrillo, M. J., Trubiano, C., Drouet, M., ... Bernatchez, P. (2021). *Cartographie des écosystèmes côtiers du Québec maritime – Rapport méthodologique*.
- Kang, X., Hao, Y., Cui, X., Chen, H., Huang, S., Du, Y., ... Cui, L. (2016). Variability and changes in climate, phenology, and gross primary production of an alpine wetland ecosystem. *Remote Sensing*, 8(5). doi: 10.3390/rs8050391

- Kaplan, M., Renaud, F. G. et Lülchters, G. (2009). Vulnerability assessment and protective effects of coastal vegetation during the 2004 Tsunami in Sri Lanka. *Natural Hazards and Earth System Science*, 9(4), 1479-1494. doi: 10.5194/nhess-9-1479-2009
- Kirkman, H. (2000). *Seagrass mapping and its application to conservation*, (January).
- Klemas, V. (2011). Remote Sensing Techniques for Studying Coastal Ecosystems: An Overview. *Journal of Coastal Research*, 27, 2-17. doi: 10.2112/JCOASTRES-D-10-00103.1
- Knyazikhin, Y., Martonchik, J. ., Diner, D. J., Myneni, R. B., Verstraete, M., Pinty, B. et Gobron, N. (2000). Estimation of vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from atmosphere-corrected MISR data. *Journal of geo*, 103(June), 35-48.
- Kokaly, R. F., Clark, R. N., Swayze, G. A., Livo, K. E., Hoefen, T. M., Pearson, N. C., ... Klein, A. J. (2017). *USGS Spectral Library Version 7*. Data Series. Reston, VA. doi: 10.3133/ds1035
- Kruse, F. A., Lefkoff, A. B., Boardman, J. W., Heidebrecht, K. B., Shapiro, A. T., Barloon, P. J. et Goetz, A. F. H. (1993). The spectral image processing system (SIPS)-interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. *Remote Sensing of Environment*, 44(2-3), 145-163. doi: 10.1016/0034-4257(93)90013-N
- Kuhn, C., de Matos Valerio, A., Ward, N., Loken, L., Sawakuchi, H. O., Kampel, M., ... Butman, D. (2019). Performance of Landsat-8 and Sentinel-2 surface reflectance products for river remote sensing retrievals of chlorophyll-a and turbidity. *Remote Sensing of Environment*, 224(July 2018), 104-118. doi: 10.1016/j.rse.2019.01.023
- Kutser, T., Vahtmäe, E. et Metsamaa, L. (2006). Spectral library of macroalgae and benthic substrates in Estonian coastal waters. *Proceedings of the Estonian Academy of Science, Biology and Ecology*, 55(4), 329-340.

- La société de conservation de la baie de l'Isle-Verte. (1995). *Mise en valeur de l'habitat de poisson de la Réserve Nationale de Faune de L'Isle-Verte*.
- Latte, N. et Lejeune, P. (2020). PlanetScope radiometric normalization and sentinel-2 super-resolution (2.5 m): A straightforward spectral-spatial fusion of multi-satellite multi-sensor images using residual convolutional neural networks. *Remote Sensing*, 12(15). doi: 10.3390/RS12152366
- Launeau, P., Méléder, V., Verpoorter, C., Barillé, L., Kazemipour-Ricci, F., Giraud, M., ... Menn, E. Le. (2018). Microphytobenthos biomass and diversity mapping at different spatial scales with a hyperspectral optical model. *Remote Sensing*, 10(5). doi: 10.3390/rs10050716
- Lebarbier, E. et Mary-Huard, T. (2014). Classification non supervisée. *AgroParisTech*, 51p.
- Lee, S. Y., Dunn, R. J. K., Young, R. A., Connolly, R. M., Dale, P. E. R., Dehayr, R., ... Welsh, D. T. (2006). Impact of urbanization on coastal wetland structure and function. *Austral Ecology*, 31(2), 149-163. doi: 10.1111/j.1442-9993.2006.01581.x
- Lemieux, C. et Lalumière, R. (1995). *Répartition de la zostère marine (Zostera marina) dans l'estuaire du Fleuve Saint-Laurent et dans la Baie des Chaleurs (1994)*. (s. 1.): Environnement Canada, Service canadien de la faune.
- Lemmen, D. S., Warren, F. J., James, T. S. et Mercer Clarke, C. S. L. (2016). *Le littoral maritime du Canada face à l'évolution du climat*.
- Li, M., Zang, S., Zhang, B., Li, S. et Wu, C. (2014). A review of remote sensing image classification techniques: The role of Spatio-contextual information. *European Journal of Remote Sensing*, 47(1), 389-411. doi: 10.5721/EuJRS20144723
- Li, P., Ke, Y., Wang, D., Ji, H., Chen, S., Chen, M., ... Zhou, D. (2021). Human impact on suspended particulate matter in the Yellow River Estuary , China : Evidence from remote sensing data fusion using an improved spatiotemporal fusion method. *Science of*

the Total Environment, 750, 141612. doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.141612

- Li, Q. S., Wu, Z. F., Chu, B., Zhang, N., Cai, S. S. et Fang, J. H. (2007). Heavy metals in coastal wetland sediments of the Pearl River Estuary, China. *Environmental Pollution*, 149(2), 158-164. doi: 10.1016/j.envpol.2007.01.006
- Lipton, Z. C., Elkan, C. et Narayanaswamy, B. (2014). *Thresholding Classifiers to Maximize F1 Score*, (April 2015). Récupéré de <http://arxiv.org/abs/1402.1892>
- Lundén, B. et Gullström, M. (2003). Satellite remote sensing for monitoring of vanishing seagrass in Swedish coastal waters. *Norsk Geografisk Tidsskrift*, 57(2), 121-124. doi: 10.1080/00291950310001379
- Lv, J., Jiang, W., Wang, W., Wu, Z., Liu, Y., Wang, X. et Li, Z. (2019). Wetland loss identification and evaluation based on landscape and remote sensing indices in Xiong'an new area. *Remote Sensing*, 11(23). doi: 10.3390/rs11232834
- Lyons, M. B., Phinn, S. R. et Roelfsema, C. M. (2012). Long term land cover and seagrass mapping using Landsat and object-based image analysis from 1972 to 2010 in the coastal environment of South East Queensland, Australia. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 71, 34-46. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2012.05.002
- Madakadze, I. C., Coulman, B. E., Mcelroy, A. R., Stewart, K. A. et Smith, D. L. (1998). Evaluation of selected warm-season grasses for biomass production in areas with a short growing season. *Bioresource Technology*, 65(1-2), 1-12. doi: 10.1016/S0960-8524(98)00039-X
- Martel, M., Provencher, L., Grant, C., Ellefsen, H.-F. et Pereira, S. (2009). *Distribution and description of eelgrass beds in Québec*.
- Marzialetti, 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(12). doi:

10.3390/rs11121506

- Mckee, K. L. et Cherry, J. A. (2009). Hurricane Katrina Sediment Slowed Elevation Loss in Subsiding. *Wetlands*, 29(1), 2-15.
- McLeod, E., Chmura, G. L., Bouillon, S., Salm, R., Björk, M., Duarte, C. M., ... Silliman, B. R. (2011). *A blueprint for blue carbon : toward an improved understanding of the role of vegetated coastal habitats in sequestering CO 2 In a nutshell* : doi: 10.1890/110004
- Miller, D. C., Geider, R. J. et Macintyre, H. L. (1996). Microphytobenthos: The ecological role of the « secret garden » of unvegetated, shallow-water marine habitats. II. Role in sediment stability and shallow-water food webs. *Estuaries*, 19(2), 202-212. doi: 10.2307/1352225
- Mohammadpour, G., Gagné, J. P., Larouche, P. et Montes-Hugo, M. A. (2017). Optical properties of size fractions of suspended particulate matter in littoral waters of Québec. *Biogeosciences*, 14(23), 5297-5312. doi: 10.5194/bg-14-5297-2017
- Motohka, T., Nasahara, K. N., Oguma, H. et Tsuchida, S. (2010). Applicability of Green-Red Vegetation Index for remote sensing of vegetation phenology. *Remote Sensing*, 2(10), 2369-2387. doi: 10.3390/rs2102369
- Mudereri, B. T., Dube, T., Adel-Rahman, E. M., Niassy, S., Kimathi, E., Khan, Z. et Landmann, T. (2019). A comparative analysis of planetscope and sentinel sentinel-2 space-borne sensors in mapping striga weed using guided regularised random forest classification ensemble. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 42(2/W13), 701-708. doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-701-2019
- Murphy, R. J., Tolhurst, T. J., Chapman, M. G. et Underwood, A. J. (2005). Estimation of surface chlorophyll-a on an emersed mudflat using field spectrometry: Accuracy of ratios and derivative-based approaches. *International Journal of Remote Sensing*, 26(9), 1835-1859. doi: 10.1080/01431160512331326530

- Nath, S. S., Mishra, G., Kar, J., Chakraborty, S. et Dey, N. (2014). A survey of image classification methods and techniques. *2014 International Conference on Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies, ICCICCT 2014*, 554-557. doi: 10.1109/ICCICCT.2014.6993023
- Nazeer, M., Waqas, M., Shahzad, M. I., Zia, I. et Wu, W. (2020). Coastline vulnerability assessment through landsat and cubesats in a coastal mega city. *Remote Sensing*, 12(5), 1-24. doi: 10.3390/rs12050749
- Nellis, P., Dorion, D., Pereira, S. et Ellefsen, H. (2012). Monitoring of vegetation and fish in six eelgrass beds in Quebec (2005 – 2010). *Canadian Technical Report of Fisheries and Aquatic Sciences* 2985, 1-106.
- Nicholls, R. J. (2004). Coastal flooding and wetland loss in the 21st century: Changes under the SRES climate and socio-economic scenarios. *Global Environmental Change*, 14(1), 69-86. doi: 10.1016/j.gloenvcha.2003.10.007
- Novaczek, I., Bird, C. J. et McLachlan, J. (1987). Phenology and temperature tolerance of the red algae *Chondria baileyana*, *Lomentaria baileyana*, *Griffithsia globifera*, and *Dasya baillouviana* in Nova Scotia. *Canadian journal of botany*, 65(1), 57-62.
- O'Neill, N. T. (1978). *Radiative transfer calculations for remote sensing applications*.
- Ouyang, Z. T., Gao, Y., Xie, X., Guo, H. Q., Zhang, T. T. et Zhao, B. (2013). Spectral Discrimination of the Invasive Plant *Spartina alterniflora* at Multiple Phenological Stages in a Saltmarsh Wetland. *PLoS ONE*, 8(6), 1-12. doi: 10.1371/journal.pone.0067315
- Patenaude, G., Milne, R. et Dawson, T. P. (2005). Synthesis of remote sensing approaches for forest carbon estimation: reporting to the Kyoto Protocol. *Environmental Science and Policy*, 8(2), 161-178. doi: 10.1016/j.envsci.2004.12.010
- Pe'Eri, S., Morrison, J. R., Short, F., Mathieson, A. et Lippmann, T. (2016). Eelgrass and

macroalgal mapping to develop nutrient criteria in new hampshire's estuaries using hyperspectral imagery. *Journal of Coastal Research*, 76(sp1), 209-218. doi: 10.2112/SI76-018

Peano, D., Hemming, D., Materia, S., Delire, C., Fan, Y., Joetzjer, E., ... Zaehle, S. (2021). Plant phenology evaluation of CRESCENDO land surface models-Part 1: Start and end of the growing season. *Biogeosciences*, 18(7), 2405-2428. doi: 10.5194/bg-18-2405-2021

Pejchar, L. et Mooney, H. A. (2009). Invasive species, ecosystem services and human well-being. *Trends in ecology & evolution*, 24(9), 497-504.

Perillo, G. M. E., Wolanski, E., Cahoon, D. R. et Hopkinson, C. S. (2018). *Coastal Wetlands : An Integrated Ecosystem Approach*. Elsevier. (s. l. : n. é.). doi: 10.1016/b978-0-444-63893-9.01001-7

Phillips, R. C. et Backman, T. W. (1983). Phenology and reproductive biology of eelgrass (*Zostera Marina* L.) at Bahia Kino, Sea of Cortez, Mexico. *Aquatic Botany*, 17(3), 85-90.

Phinn, S., Roelfsema, C., Dekker, A., Brando, V. et Anstee, J. (2008). Mapping seagrass species, cover and biomass in shallow waters: An assessment of satellite multi-spectral and airborne hyper-spectral imaging systems in Moreton Bay (Australia). *Remote Sensing of Environment*, 112(8), 3413-3425. doi: 10.1016/j.rse.2007.09.017

Postlethwaite, V. R., McGowan, A. E., Kohfeld, K. E., Robinson, C. L. K. et Pellatt, M. G. (2018). Low blue carbon storage in eelgrass (*Zostera marina*) meadows on the Pacific Coast of Canada. *PLoS ONE*, 13(6), 1-18. doi: 10.1371/journal.pone.0198348

Potter, C. et Alexander, O. (2020). Changes in vegetation phenology and productivity in Alaska over the past two decades. *Remote Sensing*, 12(10), 1-17. doi: 10.3390/rs12101546

- Poulin, P., Pelletier, É., Koutitonski, V. G. et Neumeier, U. (2009). Seasonal nutrient fluxes variability of northern salt marshes: Examples from the lower St. Lawrence Estuary. *Wetlands Ecology and Management*, 17(6), 655-673. doi: 10.1007/s11273-009-9141-y
- Pradhan, R., Ghose, M. K. et Jeyaram, A. (2010). Land Cover Classification of Remotely Sensed Satellite Data using Bayesian and Hybrid classifier. *International Journal of Computer Applications*, 7(11), 1-4. doi: 10.5120/1295-1783
- Provencher, L. et Deslandes, S. (2012). *Utilisation d'images satellitaires pour évaluer la superficie, l'étendue et la densité de l'herbier de la zostère marine (Zostera marina) de la péninsule de Manicouagan (Québec)*.
- Pu, R., Bell, S., Baggett, L., Meyer, C. et Zhao, Y. (2012). Discrimination of seagrass species and cover classes with in situ hyperspectral data. *Journal of Coastal Research*, 28(6), 1330-1344. doi: 10.2112/JCOASTRES-D-11-00229.1
- Queguiner, B. (2009). *Biogéochimie côtière*. Récupéré de http://www.com.univ-mrs.fr/~queguiner/files/OPCB_350_2009.pdf
- Quintin, C., Bernatchez, P. et Buffin-Bélanger, T. (2006). Géomorphologie et diversité végétale des marais du Cap Marteau et de l'Isle-Verte, estuaire du Saint-Laurent, Québec. *Géographie physique et Quaternaire*, 60(2), 149-167.
- Ralph, P. J., Tomasko, D., Moore, K., Seddon, S. et Macinnis-Ng, C. M. O. (2006). *Human impacts on seagrasses: Eutrophication, sedimentation, and contamination. Seagrasses: Biology, Ecology and Conservation*. (s. l. : n. é.). doi: 10.1007/978-1-4020-2983-7_24
- Rapinel, S., Bouzillé, J. B., Oszwald, J. et Bonis, A. (2015). Use of bi-Seasonal Landsat-8 Imagery for Mapping Marshland Plant Community Combinations at the Regional Scale. *Wetlands*, 35(6), 1043-1054. doi: 10.1007/s13157-015-0693-8
- Rasband, W. S. (2012). ImageJ: Image processing and analysis in Java. *Astrophysics Source Code Library*, ascl-1206.

- Reeves, M. C., Robert, A., Angerer, J., Hunt, E. R., Loboda, T., Loveland, T., ... Service, F. (2016). Monitoring Trends in Burn Severity. Dans *Land resources monitoring, modeling and mapping with remote sensing*. (s. l. : n. é.).
- Richardson, A. J. (1982). Relating Landsat digital count values to ground reflectance for optically thin atmospheric conditions. *Applied Optics*, 21(8), 1457-1464.
- Robertson, A. I. et Mann, K. H. (1984). Disturbance by ice and life-history adaptations of the seagrass *Zostera marina*. *Marine Biology*, 80(2), 131-141. doi: 10.1007/BF02180180
- Robin, M. et Gourmelon, F. (2005). La télédétection et les SIG dans les espaces côtiers: Elements de synthèse à travers le parcours de François Cuq. *Norois*, 3, 11-21. doi: 10.4000/norois.368
- Salomons, W., Turner, R. K., Ramachandran, S. et Drude de Lacerda, L. (2012). *Perspectives on Integrated Coastal Zone Management. Green Technology: An A-to-Z Guide*. (s. l. : n. é.). doi: 10.4135/9781412975704.n47
- Satyanarayana, B., Mohamad, K. A., Idris, I. F., Husain, M. L. et Dahdouh-Guebas, F. (2011). Assessment of mangrove vegetation based on remote sensing and ground-truth measurements at Tumpat, Kelantan Delta, East Coast of Peninsular Malaysia. *International Journal of Remote Sensing*, 32(6), 1635-1650. doi: 10.1080/01431160903586781
- Searles, R. B. (1987). Phenology and Floristics of Seaweeds from the Offshore Waters of Georgia. *Northeast Gulf Science*, 9(2). doi: 10.18785/negs.0902.04
- Shao, Z., Cai, J., Fu, P., Hu, L. et Liu, T. (2019). Deep learning-based fusion of Landsat-8 and Sentinel-2 images for a harmonized surface reflectance product. *Remote Sensing of Environment*, 235(111425), 1-18. doi: 10.1016/j.rse.2019.111425
- Shepard, C. C., Crain, C. M. et Beck, M. W. (2011). The protective role of coastal marshes: A systematic review and meta-analysis. *PLoS ONE*, 6(11). doi:

10.1371/journal.pone.0027374

- Sherman, K. (1994). Sustainability, biomass yields, and health of coastal ecosystems - An ecological perspective. *Marine Ecology Progress Series*, 112(3), 277-302. doi: 10.3354/meps112277
- Short, F. ., Coles, R. . et Pergent-Martini, C. (2001). Global seagrass distribution. *Global seagrass research methods*, (October 2015), 25. doi: 10.13140/2.1.2569.6324
- Silliman, B. R., Grosholz, E. D. et Bertness, M. D. (2009). *Human impacts on salt marshes: a global perspective*. (s. l.) : Univ of California Press.
- Simenstad, C., Reed, D. et Ford, M. (2006). When is restoration not? Incorporating landscape-scale processes to restore self-sustaining ecosystems in coastal wetland restoration. *Ecological Engineering*, 26(1), 27-39. doi: 10.1016/j.ecoleng.2005.09.007
- Singh, R. K., Shanmugam, P., He, X. et Schroeder, T. (2019). UV-NIR approach with non-zero water-leaving radiance approximation for atmospheric correction of satellite imagery in inland and coastal zones. *Optics Express*, 27(16), A1118. doi: 10.1364/oe.27.0a1118
- Slater, P. N. et Jackson, R. D. (1982). Atmospheric effects on radiation reflected from soil and vegetation as measured by orbital sensors using various scanning directions. *Applied optics*, 21(21), 3923-3931.
- Smith, G. M., Spencer, T., Murray, A. L. et French, J. R. (1998). Assessing seasonal vegetation change in coastal wetlands with airborne remote sensing: an outline methodology. *Mangroves and Salt Marshes*, 2(1), 15-28. doi: 10.1023/A:1009964705563
- Spalding, M. D., Ruffo, S., Lacambra, C., Meliane, I., Hale, L. Z., Shepard, C. C. et Beck, M. W. (2014). The role of ecosystems in coastal protection: Adapting to climate change and coastal hazards. *Ocean and Coastal Management*, 90, 50-57. doi:

10.1016/j.ocecoaman.2013.09.007

Suir, G. M. et Sasser, C. E. (2019). Use of NDVI and Landscape Metrics to Assess Effects of Riverine Inputs on Wetland Productivity and Stability. *Wetlands*, 39(4), 815-830. doi: 10.1007/s13157-019-01132-3

Sundbäck, K., Enoksson, V., Granéli, W. et Pettersson, K. (1991). Influence of sublittoral microphytobenthos on the oxygen and nutrient flux between sediment and water. A laboratory continuous-flow study. *Marine Ecology Progress Series*, 75(February), 263-279. doi: 10.3354/meps075263

Tamigneaux, É. et Johnson, L. E. (2016). Les macroalgues du Saint-Laurent : une composante essentielle d'un écosystème marin unique et une ressource naturelle précieuse dans un contexte de changement global. *Le Naturaliste canadien*, 140(2), 62-73. doi: 10.7202/1036505ar

Tanre, D., Herman, M. et Deschamps, P. Y. (1983). Influence of the atmosphere on space measurements of directional properties. *Applied Optics*, 22(5), 733-741.

Teal, J. M. (1962). *Energy Flow in the Salt Marsh Ecosystem of Georgia* Author (s): John M . Teal Published by : Wiley Stable URL : <http://www.jstor.org/stable/1933451> REFERENCES Linked references are available on JSTOR for this article : You may need to log in to JSTOR to, 43(4), 614-624.

Teillet, P. M. (1986). Image correction for radiometric effects in remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 7(12), 1637-1651.

Thorhaug, A., Richardson, A. D. et Berlyn, G. P. (2007). Spectral reflectance of the seagrasses: *Thalassia testudinum*, *Halodule wrightii*, *Syringodium filiforme* and five marine algae. *International Journal of Remote Sensing*, 28(7), 1487-1501. doi: 10.1080/01431160600954662

Tian, J., Wang, L., Yin, D., Li, X., Diao, C., Gong, H., ... Liu, X. (2020). Development of

spectral-phenological features for deep learning to understand *Spartina alterniflora* invasion. *Remote Sensing of Environment*, 242(February), 111745. doi: 10.1016/j.rse.2020.111745

Traganos, D., Aggarwal, B., Poursanidis, D., Topouzelis, K., Chrysoulakis, N. et Reinartz, P. (2018). Towards global-scale seagrass mapping and monitoring using Sentinel-2 on Google Earth Engine: The case study of the Aegean and Ionian Seas. *Remote Sensing*, 10(8), 1-14. doi: 10.3390/rs10081227

Traganos, D., Cerra, D. et Reinartz, P. (2017). Cubesat-derived detection of seagrasses using planet imagery following unmixing-based denoising: Is small the next big? *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 42.

Traganos, D. et Reinartz, P. (2018). Interannual change detection of mediterranean seagrasses using RapidEye image time series. *Frontiers in Plant Science*, 9(February), 1-15. doi: 10.3389/fpls.2018.00096

Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127-150. doi: 10.1016/0034-4257(79)90013-0

Vanhellemont, Q. (2019a). Adaptation of the dark spectrum fitting atmospheric correction for aquatic applications of the Landsat and Sentinel-2 archives. *Remote Sensing of Environment*, 225(October 2018), 175-192. doi: 10.1016/j.rse.2019.03.010

Vanhellemont, Q. (2019b). Adaptation of the dark spectrum fitting atmospheric correction for aquatic applications of the Landsat and Sentinel-2 archives. *Remote Sensing of Environment*, 225(October 2018), 175-192. doi: 10.1016/j.rse.2019.03.010

Vanhellemont, Q. et Ruddick, K. (2016). Acolite for Sentinel-2: Aquatic applications of MSI imagery. *European Space Agency, (Special Publication) ESA SP, SP-740*(May), 9-13.

- Vanhellemont, Q. et Ruddick, K. (2018). Atmospheric correction of metre-scale optical satellite data for inland and coastal water applications. *Remote Sensing of Environment*, 216(March), 586-597. doi: 10.1016/j.rse.2018.07.015
- Villa, P., Mousivand, A. et Bresciani, M. (2014). Aquatic vegetation indices assessment through radiative transfer modeling and linear mixture simulation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 30(1), 113-127. doi: 10.1016/j.jag.2014.01.017
- Wang, D., Ma, R., Xue, K. et Loiselle, S. A. (2019). The assessment of landsat-8 OLI atmospheric correction algorithms for inland waters. *Remote Sensing*, 11(2). doi: 10.3390/rs11020169
- Wang, Q., Blackburn, G. A., Onojeghuo, A. O., Dash, J., Zhou, L., Zhang, Y. et Atkinson, P. M. (2017a). Fusion of Landsat 8 OLI and Sentinel-2 MSI Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(7), 3885-3899.
- Wang, S., Zhang, L., Huang, C. et Qiao, N. (2017b). An NDVI-based vegetation phenology is improved to be more consistent with photosynthesis dynamics through applying a light use efficiency model over boreal high-latitude forests. *Remote Sensing*, 9(7). doi: 10.3390/rs9070695
- Watson, D. J. (1947). *Comparative Physiological Studies on the Growth of Field Crops : II The Effect of Varying Nutrient Supply on Net Assimilation Rate and Leaf Area*, 11(41), 41-76.
- Waycott, M., Duarte, C. M., Carruthers, T. J. B., Orth, R. J., Dennison, W. C., Olyarnik, S., ... Williams, S. L. (2009). Accelerating loss of seagrasses across the globe threatens coastal ecosystems. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 106(30), 12377-12381. doi: 10.1073/pnas.0905620106
- Werdell, P. J. et Roesler, C. S. (2003). Remote assessment of benthic substrate composition in shallow waters using multispectral reflectance. *Limnology and Oceanography*, 48,

557-567. doi: 10.4319/lo.2003.48.1_part_2.0557

- White, D. C., Lewis, M. M., Green, G. et Gotch, T. B. (2016). A generalizable NDVI-based wetland delineation indicator for remote monitoring of groundwater flows in the Australian Great Artesian Basin. *Ecological Indicators*, 60, 1309-1320. doi: 10.1016/j.ecolind.2015.01.032
- Wicaksono, P., Fauzan, M. A., Kumara, I. S. W., Yogyantoro, R. N., Lazuardi, W. et Zhafarina, Z. (2019). Analysis of reflectance spectra of tropical seagrass species and their value for mapping using multispectral satellite images. *International Journal of Remote Sensing*, 40(23), 8955-8978. doi: 10.1080/01431161.2019.1624866
- Wicaksono, P. et Lazuardi, W. (2018). Assessment of PlanetScope images for benthic habitat and seagrass species mapping in a complex optically shallow water environment. *International Journal of Remote Sensing*, 39(17), 5739-5765. doi: 10.1080/01431161.2018.1506951
- Wiltshire, K. H. (1993). The effects of the photosynthetic production of microphytobenthos on the nutrient and oxygen status of sediment-water systems. *SIL Proceedings, 1922-2010*, 25(2), 1141-1146. doi: 10.1080/03680770.1992.11900341
- Wiltshire, K. H. et Kausch, H. (1996). Oxygen consumption and production rates and associated fluxes in sediment-water systems: a combination of microelectrode, incubation and modelling techniques. *Archiv für Hydrobiologie*, 457-486.
- Xie, Y., Sha, Z. et Yu, M. (2008). Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review. *Journal of Plant Ecology*, 1(1), 9-23. doi: 10.1093/jpe/rtn005
- Xue, J. et Su, B. (2017). Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and applications. *Journal of Sensors*, 2017. doi: 10.1155/2017/1353691
- Yang, D. et Yang, C. (2009). Detection of seagrass distribution changes from 1991 to 2006 in Xincun Bay, Hainan, with satellite remote sensing. *Sensors*, 9(2), 830-844. doi:

10.3390/s90200830

- Young, J. A., Kay, B. L., George, H. et Evans, R. A. (1980). Germination of Three Species of *Atriflex*. *Agronomy Journal*, 72(5), 705-709.
- Zhang, G., Cao, Z. et Gu, Y. (2006). A hybrid classifier based on rough set theory and support vector machines. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 3613 LNAI, 1287-1296.
- Zhang, X., Wang, L., Jiang, X. et Zhu, C. (2017). *Modeling with Digital Ocean and Digital Coast*. (s. l.) : Springer.
- Zhu, Z., Bouma, T. J., Ysebaert, T., Zhang, L. et Herman, P. M. J. (2014). Seed arrival and persistence at the tidal mudflat: Identifying key processes for pioneer seedling establishment in salt marshes. *Marine Ecology Progress Series*, 513, 97-109. doi: 10.3354/meps10920
- Zoffoli, M. L., Gernez, P., Rosa, P., Le Bris, A., Brando, V. E., Barillé, A. L., ... Barillé, L. (2020). Sentinel-2 remote sensing of *Zostera noltei*-dominated intertidal seagrass meadows. *Remote Sensing of Environment*, 251(September), 112020. doi: 10.1016/j.rse.2020.112020