



## MÉMOIRE DE STAGE DE MASTER 2

# DÉVELOPPEMENT DE L'INFORMATION LIDAR POUR LES HABITATS LITTORAUX NORMANDS

---

**LE POULAIN Nolwenn**

Cursus Ingénieur spécialité Hydrographie - Océanographie

Master Géophysique Marine

Tuteur scientifique : COLLIN Antoine

Tuteur pédagogique : SICOT Guillaume

Structure d'accueil : Laboratoire LETG de Dinard

Année universitaire 2018/2019



*Estuaire de l'Orne, Antoine Collin*





## Remerciements

Je remercie M. Antoine Collin, tuteur scientifique de ce stage, de m'avoir donné l'opportunité de travailler sur ce projet. Je suis reconnaissante de son accompagnement et des nombreux conseils et encouragements qu'il m'a prodigués.

Je tiens aussi à exprimer ma gratitude aux collègues du Laboratoire Environnement Télédétection et Géomatique (LETG) de Dinard pour leur expérience et leur soutien tout au long de ce stage : Mme Dorothee James, Mme Hélène Gloria et M. Antoine Mury. Ce fut un véritable plaisir de collaborer avec cette équipe qui a su m'accueillir et m'accompagner dans la bonne humeur pour que ce stage se déroule dans les meilleures conditions possibles.

J'exprime mes remerciements à M. Robert Davidson, membre de l'équipe LETG de Caen, pour son aide précieuse lors des acquisitions en Normandie et pour le prêt de son équipement.

Je remercie M. Stéphane Costa et M. Arnaud Thulie, respectivement président et chargé de mission au sein du Réseau d'Observation du Littoral de Normandie et des Hauts-de-France (ROL), pour les échanges fructueux et la mise à dispositions de nombreuses données.

Je tiens également à remercier M. Yves Pastol, chargé d'étude laser sur le littoral, et ses équipes du Service Hydrographique et Océanographique de la Marine (SHOM) d'avoir pu fournir de nouvelles données pour l'avancée du projet.

J'exprime mes remerciements à Mme Catherine Zambettakis, déléguée régionale de l'antenne Basse-Normandie du Conservatoire Botanique National de Brest (CBN), pour son aide sur l'identification des espèces botaniques ainsi que pour l'échange captivant lors de sa venue.

Merci à M. Guillaume Sicot d'avoir accepté l'encadrement pédagogique de ce stage.

Enfin j'exprime mes remerciements à mon père pour les relectures assidues malgré une méconnaissance du sujet.



## Résumé

La connaissance de la répartition des habitats littoraux est un atout précieux pour la compréhension et la gestion de ce continuum terre-mer soumis à de nombreux aléas tels l'augmentation du niveau marin.

La technologie active du LiDAR topobathymétrique aéroporté est en mesure d'assurer la continuité au niveau de cette interface grâce à ses capacités d'acquisitions spatiales et spectrales (2 longueurs d'ondes différentes : infrarouge et vert).

L'échantillonnage des habitats sur trois sites caractéristiques normands s'effectue à l'aide de photographies par drone aérien et au sol. Les résultats forment ainsi un ensemble de vérités terrain.

L'analyse des incertitudes verticales permet de qualifier les données LiDAR par rapport aux vérités terrain spatiales.

Le développement du traitement de l'imagerie LiDAR génère des prédicteurs utiles à la classification des habitats littoraux. Celle-ci s'effectue par la mise en place d'un protocole de calibration / validation, utilisant les vérités terrain, ainsi que l'utilisation d'un algorithme probabiliste d'apprentissage automatique.

Les résultats confirment l'augmentation des scores de classification dès lors que les prédicteurs utilisés combinent prédicteurs spectraux ou spatiaux issus du LiDAR et Infra-rouge issue de données passives ©Ortholittorale. Les zones humides (vasières) ou sèches (dunes et plages sableuses) sont mieux discriminées par des prédicteurs spectraux tandis que les zones présentant une forte diversité écologique et une slikke sableuse sont mieux cartographiées par des prédicteurs spatiaux.

## Mots clés

Apprentissage automatique - Classification - Conservation du littoral - Habitats - LiDAR topobathymétrique



# Abstract

Knowledge of the distribution of coastal habitats is a valuable asset for understanding and managing this land-sea continuum, which is subject to many hazards such as sea level rising.

The active technology of the airborne topobathymetric LiDAR is able to ensure continuity at this interface by means of its spatial and spectral acquisition capabilities (2 different wavelengths : infrared and green).

Habitat sampling at three characteristic Normans sites is carried out using airborne drone and ground photographs. The results thus form a set of field truths.

Vertical uncertainty analysis allows LiDAR data to be qualified in relation to spatial field truths.

The development of LiDAR imaging processing generates predictors that are useful for the classification of coastal habitats. This is implemented by setting up a calibration / validation protocol, using field truths from drone and photoquadrats acquisitions, as well as the use of a probabilistic automatic learning algorithm.

The results confirm the increase in classification scores when the predictors used combine spectral or spatial from LiDAR and Infrared from passive ©Ortholittorale data. Wetlands (mudflats) or dry areas (dunes and sandy beaches) are better discriminated against by spectral predictors, while areas with high ecological diversity and sandy mudflats are better mapped by spatial predictors.

## Key words

Machine Learning - Classification - Coastal conservation - Habitats - Topobathymetric LiDAR



# Glossaire

- CBN** : Conservatoire Botanique National
- CEREMA** : Centre d'études et d'expertise sur les risques, l'environnement, la mobilité et l'aménagement
- CNRS** : Centre National de la Recherche Scientifique
- EPHE** : École Pratique des Hautes Études
- GCP** : *Ground Control Point* - Point de contrôle terrain
- GNSS** : *Global Navigation Satellite System* - Système de navigation et de positionnement par satellites
- GPS** : *Global Positioning System* - Système de positionnement américain
- GPU** : *Graphical Processing Unit* - Processeur dédié au traitement des données graphiques
- IGN** : Institut National de l'Information Géographique et Forestière
- LASER** : *Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation*
- LETG** : Laboratoire Environnement Télédétection Géomatique
- LiDAR** : *Light Detection and Ranging*
- MNE** : Modèle Numérique d'Élévation
- MNS** : Modèle Numérique de Surface
- MNT** : Modèle Numérique de Terrain
- PSL** : Université de Recherche Paris Sciences et Lettres
- RGF93** : Réseau Géodésique Français (mis en place en 1993)
- RMSE** : *Root Mean Square Error* - Erreur moyenne quadratique
- ROI** : *Region of Interest* - Régions d'intérêt définies pour la classification
- ROL** : Réseau d'Observation du Littoral de Normandie et des Hauts-de-France
- RTK** : *Real Time Kinematic* - Mode de fonctionnement GNSS en temps réel
- SHOM** : Service Hydrographique et Océanographique de la Marine
- SVM** : *Support Vector Machine* - Machines à Vecteurs de Support ou Séparateurs à Vaste Marge
- TLS** : *Terrestrial Laser Scanning* - Scanner Laser Terrestre
- UTM** : *Universal Transverse Mercator* - Transverse Universelle de Mercator - Système de projection géographique



# Table des matières

<b>Introduction</b>	<b>3</b>
<b>I Contexte et objectifs</b>	<b>4</b>
1 Conservation du littoral : les enjeux des habitats estuariens	4
2 Présentation des sites d'étude	6
2.1 L'Estuaire de l'Orne . . . . .	6
2.2 La Baie des Veys . . . . .	7
2.3 Le Havre de Sienne . . . . .	7
3 Principe de fonctionnement d'un LiDAR topobathymétrique	7
4 Objectifs du stage	9
<b>II Matériels et méthodes</b>	<b>10</b>
1 Données et produits : LiDAR et ©Ortholittorale	10
2 Acquisitions sur les sites d'études normands	14
3 Protocole de classification	15
4 <i>Machine Learning</i> et algorithme de classification	16
<b>III Résultats et Analyses</b>	<b>18</b>
1 Reconstructions 3D issues des acquisitions drone	18
2 Analyse de précision topométrique des nuages de points	19
3 Définitions des classes et paramètres de classification des habitats	22
4 Apports des différents prédicteurs	23
5 Résultats des classifications	26
5.1 Classifications issues du protocole . . . . .	26
5.2 Mise en place d'une segmentation préalable . . . . .	27
<b>IV Discussions et perspectives</b>	<b>28</b>

<b>1</b>	<b>Recommandation pour l'utilisation du LiDAR</b>	<b>28</b>
1.1	Intérêt du LiDAR . . . . .	28
1.2	Signature spectro-spatiale LiDAR des habitats littoraux . . . . .	28
1.3	Extrapolation des résultats sur le littoral . . . . .	30
<b>2</b>	<b>Limites</b>	<b>31</b>
2.1	Limites d'utilisation des données LiDAR . . . . .	31
2.2	Calibration de la caméra et géoréférencement drone . . . . .	31
2.3	Puissance de calcul . . . . .	32
2.4	Temporalité . . . . .	32
<b>3</b>	<b>Perspectives</b>	<b>33</b>
3.1	Améliorations à court terme . . . . .	33
3.1.1	Chaîne de traitement LiDAR . . . . .	33
3.1.2	Protocole d'acquisitions des données . . . . .	33
3.2	Études supplémentaires . . . . .	34
3.2.1	Évolution géomorphologique d'une flèche sableuse : Cas du Havre de Sienne . . . . .	34
3.2.2	Indicateur écologique pour la santé des herbues du schorre . . . . .	35
3.2.3	Utilisation des techniques de <i>deep learning</i> pour une classification automatique . . . . .	36
	<b>Conclusion</b>	<b>38</b>
	<b>Références</b>	<b>39</b>
	<b>Annexes</b>	<b>41</b>
	<b>Liste des figures</b>	<b>59</b>
	<b>Liste des tableaux</b>	<b>60</b>
	<b>Liste des équations</b>	<b>60</b>

# Introduction

Avec près de 20 000 kilomètres de côtes, le littoral français ouvre sur le deuxième espace maritime mondial [Colas *et al.*, 2016]. Cette interface terre - mer est un espace naturel fragile en proie au changement climatique et notamment à l'élévation du niveau marin. La conservation des services écosystémiques littoraux est un enjeu important puisqu'ils forment des barrières protectrices naturelles pour lutter contre les phénomènes de submersion ou d'érosion [Mury *et al.*, 2018]. Ce contexte amène ainsi l'émergence de nouvelles questions sur la gestion et la protection des zones littorales.

Le littoral est source de nombreuses activités humaines et économiques. Cependant, l'urbanisation et ses infrastructures (digues, polders, ...) ont participé à la modification du trait de côte. En effet, la morphologie de ce dernier fluctue selon les effets de processus naturels mais aussi lors de la construction d'ouvrages anthropiques pouvant perturber les différents transports sédimentaires [Boak and Turner, 2005]. Le trait de côte n'est donc pas un milieu immuable et la définition de cette limite varie selon le contexte d'étude.

Ainsi lorsque l'étude porte sur les fluctuations de cette limite et sur les enjeux écologiques, humains ou économiques liés, le trait de côte peut être considéré comme une "bande côtière qui s'étend du domaine marin au domaine continental, au sein de laquelle un ou plusieurs indicateurs géomorphologiques sont définis selon les types de côtes" [Mallet and Michot, 2012].

Un habitat se dit d'un "environnement particulier qui peut être distingué par ses facteurs abiotiques et ses caractéristiques biologiques, fonctionnant à des échelles spatiales et temporelles spécifiques mais dynamiques, dans un espace géographique reconnaissable" [Yapp, 1922]. Cet indicateur géomorphologique participe ainsi à la distinction de limites cartographiques notamment sur les zones d'estran. L'acquisition de mesures de terrain et l'utilisation de données de télédétection peuvent compléter la reconnaissance de ces différents habitats et de ce fait aider à la détermination de cette limite terre-mer [Aubié *et al.*, 2011].

Or, l'évolution de cette zone intertidale, difficilement arpentable par des méthodes de bathymétrie ou de topométrie classique, nécessite un suivi régulier. Le système de télédétection *Light Detection And Ranging* (LiDAR) est particulièrement adapté pour collecter des données sur les habitats côtiers de par sa précision, sa capacité d'acquisition et son coût réduit [Guenther *et al.*, 2000]. Des campagnes d'acquisitions par LiDAR topobathymétrique aéroporté ayant été menées sur l'ensemble du littoral par le Service Hydrographique et Océanographique de la Marine (SHOM), le développement de l'information LiDAR pour la classification des habitats littoraux serait un grand atout pour le suivi et ainsi à la gestion de la conservation du littoral.

## Première partie

# Contexte et objectifs

## 1 Conservation du littoral : les enjeux des habitats estuariens

Un estuaire se définit comme l'embouchure d'un fleuve se jetant dans le milieu marin. Les cycles de marée ont un rôle prédominant sur la formation des estuaires puisqu'ils permettent d'une part la mise en mouvement de sédiments ainsi que le déplacement d'un bouchon vaseux et d'autre part une fluctuation de salinité entre les zones amont et aval.

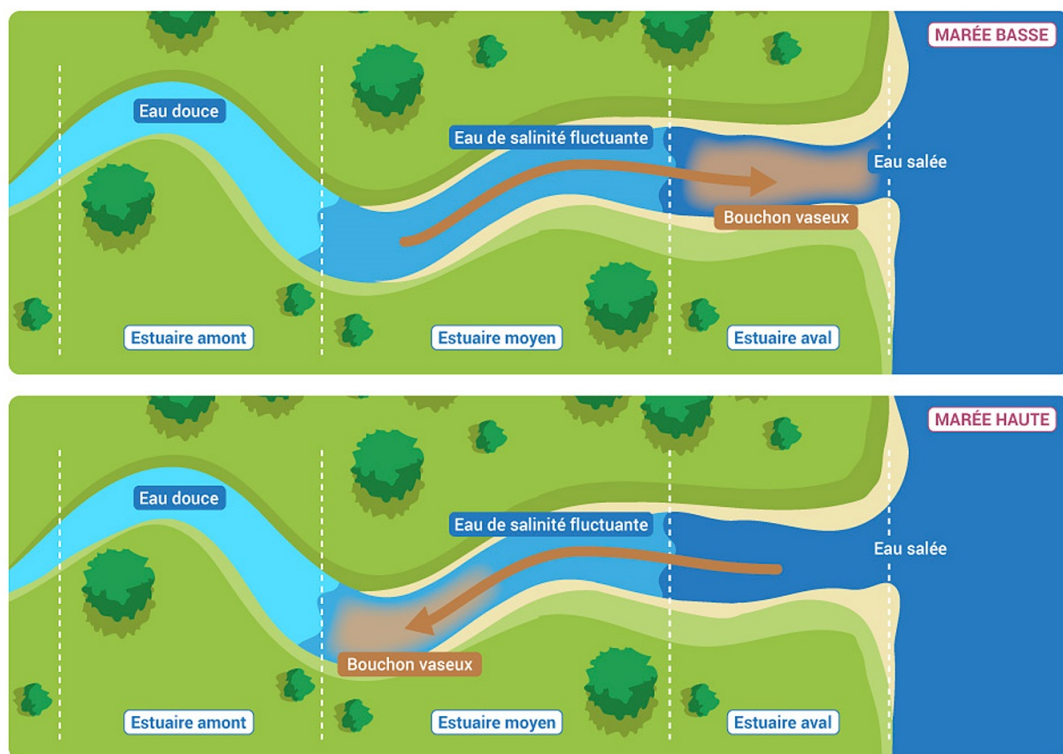


FIGURE 1 – Des fluctuations de salinité et de turbidité dans l'estuaire (d'après l'Agence Française pour la Biodiversité)

L'influence des différentes inondations ainsi que les variations de salinité dues aux marées permettent ainsi la création de milieux de transition dont les conditions de vie impliquent la présence d'espèces caractéristiques. En géographie physique, ce milieu maritime soumis au balancement des marées se nomme un estran. Les parties hautes et basses d'un estran, aussi nommées schorre et slikke, sont deux habitats singuliers distincts comme représenté en Figure 2.

La slikke correspond à la zone la plus basse de l'estran et est de ce fait recouverte à chaque marée. Cette partie majoritairement constituée de vasières est considérée comme

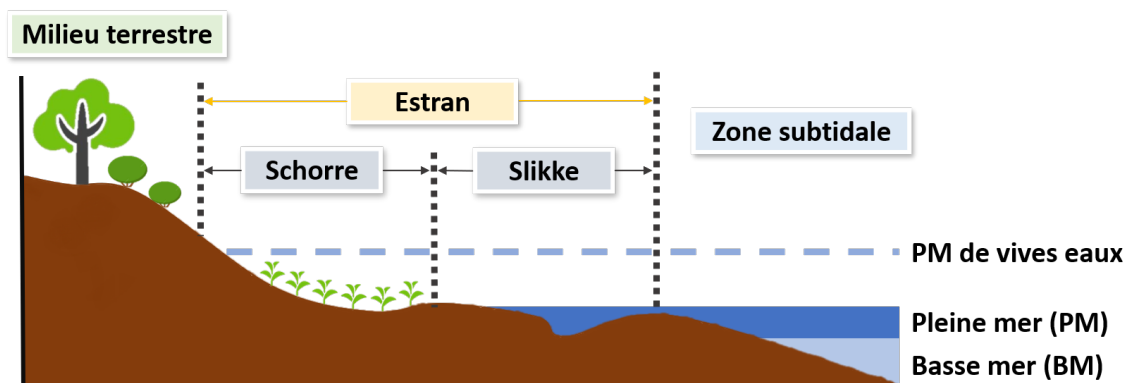


FIGURE 2 – Structure des milieux de transition et influence du balancement des marées (d'après l'Agence Française pour la Biodiversité)

instable. En effet, les forçages hydrodynamiques liés aux effets de marée remettent régulièrement en suspension les sédiments empêchant ainsi l'installation de végétaux.

Le schorre correspond à la partie la plus haute de l'estran. Le développement d'une végétation est plus propice dans cette zone inondée seulement lors des grandes marées. Ainsi, il est usuel de retrouver des strates herbacées, des algues, ou des plantes plus caractéristiques et halophytes comme l'obione, la salicorne ou la spartine.

Les zones estuariennes sont sensibles mais essentielles pour la biodiversité car leurs habitats sont de véritables terres nourricières pour de nombreuses espèces marines puisqu'elles sont en mesure de fournir la nourriture nécessaire à ces espèces ainsi qu'un environnement adapté à leurs cycles de reproduction. Pour les mêmes raisons que pour les espèces marines, ces sites sont essentiels pour l'alimentation et la nidification des oiseaux et de nombreux estuaires se situent sur les routes migratoires, devenant ainsi des aires de repos formant des réserves ornithologiques protégées [Eau France, 2015].

Ces zones estuariennes présentent de forts intérêts économiques et humains puisqu'elles sont le lieu d'activités commerciales ou touristiques liées à la navigation. En effet, le transport de marchandises par cargo-conteneur représente actuellement une part de près de 90 % du transport maritime mondial [International Chamber of Shipping, 2019]. Ces activités offrent ainsi plusieurs millions d'emplois et génèrent des milliards de revenus chaque année.

Mais les intérêts de ces zones tampons entre terre et mer sont aussi paysagers et écologiques puisque ce sont des zones instables de protection littorale (érosion et submersion) souvent remodelées au gré des forçages hydrodynamiques ou des différentes installations liées à l'aménagement du littoral (digues, polders, ...). Ainsi ces zones nécessitent un suivi régulier de leur évolution afin de pouvoir appliquer les mesures nécessaires de conservation et gestion du littoral.

## 2 Présentation des sites d'étude

Dans le cadre de ce projet, trois zones distinctes du littoral normand ont été sélectionnées par le Conservatoire Botanique National de Brest (CBN) : L'Estuaire de l'Orne, la Baie des Veys ainsi que le Havre de Sienna. Ces trois systèmes estuariens, illustrés en Figure 3, présentent des caractéristiques distinctes permettant d'observer la diversité d'habitats sur le littoral normand.

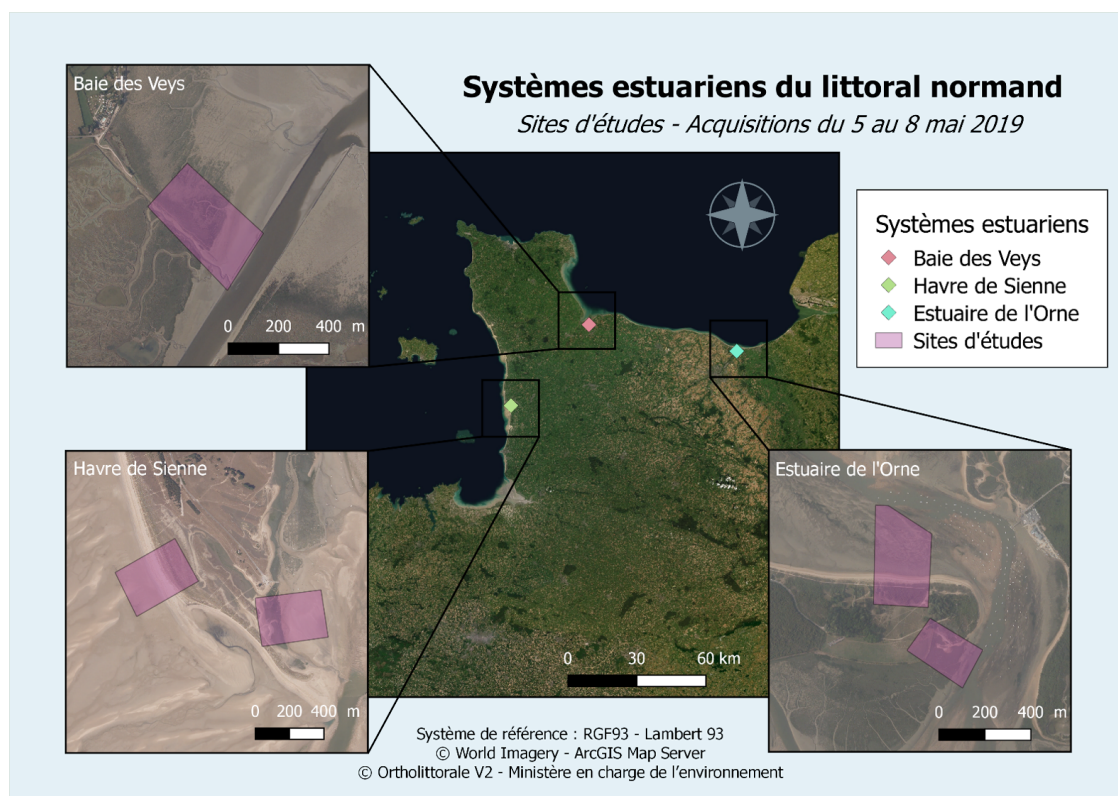


FIGURE 3 – *Plan de position des aires étudiées*

### 2.1 L'Estuaire de l'Orne

L'Estuaire de l'Orne est composé d'une part d'un canal rectiligne reliant Caen à Ouistreham, construit sous le second Empire pour faciliter les échanges économiques, et d'autre part d'une zone estuarienne composée de vasières, prairies humides et pelouses dunaires. A l'extrémité de l'estuaire, la Pointe du Siège forme une large flèche sableuse séparant d'un côté un important estran sableux et de l'autre de grandes vasières. Les prés salés composés d'une flore abondante (obione, salicorne, soude maritime) sont de véritables nurseries pour la faune locale (poissons, crustacés, oiseaux).

Ce site classé Natura 2000 en 2005, abrite de plus de nombreuses populations d'oiseaux migrateurs sur les ensembles dunaires présents en arrière du Gros Banc, ancien polder devenu réserve ornithologique [Conservatoire du littoral, 2019a].

## 2.2 La Baie des Veys

Située à l'Est de la presqu'île du Cotentin, la Baie des Veys intégrée au parc naturel régional des Marais du Cotentin et du Bessin est alimentée par quatre fleuves : la Douve et la Taute, la Vire et l'Aure. Cette zone humide d'intérêt majoritairement composée de vasières (slikke) et de prés salés (schorre) abrite une importante diversité d'espèces (faune et flore) [Conservatoire du littoral, 2019b].

La création de 5 polders à la fin du XX<sup>ème</sup> siècle limite la pénétration de la mer à chaque marée et laisse ainsi un paysage de vases salées peu changeant.

Site Natura 2000, la Baie des Veys abrite de nombreuses espèces de canards et d'oiseaux. Plus étonnant une trentaine d'individus de phoques-veaux marins ont élu domicile dans la Baie.

## 2.3 Le Havre de Sienne

Le Havre de Sienne, aussi nommé Havre de Régnéville, est le plus vaste des havres de l'Ouest du Cotentin et est formé par l'embouchure de deux rivières : La Souilles et la Sienne. Ce site a fort intérêt écologique est classé Natura 2000 notamment pour la présence de nombreuses espèces d'oiseaux et pour la qualité de son écosystème.

Ce havre est composé de vasières de prés salés mais aussi d'une importante flèche dunaire, la Pointe d'Agon, soumise à de puissants phénomènes hydro-sédimentaires impliquant une érosion importante vers le Nord. Cette pointe sableuse est colonisée par la végétation dunaire comme le chiendent maritime ou les oyats. Plus en amont de l'estuaire, les herbous abritent moutons et oiseaux [Conservatoire du littoral, 2019c].

En résumé, ces trois sites d'études présentent une importante diversité faunistique, floristique et ornithologique dont la préservation des impacts humains ou environnementaux est essentielle.

# 3 Principe de fonctionnement d'un LiDAR topobathy-métrique

Le LiDAR est un système de télédétection optique actif dont le principe général est d'émettre une impulsion laser dans une longueur d'onde définie. L'enregistrement du signal rétrodiffusé par les objets rencontrés (sol, arbres, ...) permet la connaissance de la distance entre l'émetteur et les points de surface [Saur, 2015]. Le LiDAR est ainsi caractérisé de télémètre laser.

Le couplage du LiDAR à une centrale inertielle et à un système de positionnement précis (antenne *Global Navigation Satellite System* (GNSS) et centrale inertielle) rend possible la détermination précise de l'orientation et de la position absolues du capteur. Associées avec les distances mesurées, ce processus répété plusieurs millions de fois abou-

tit à la création d'un nuage de points géoréférencé de la zone arpentée. Mais le système LiDAR ne permet pas que l'apport d'informations topographiques. En effet, les capteurs mesurent aussi le nombre de retour de l'onde émise ainsi que l'intensité du signal rétro-diffusé [Chust *et al.*, 2008].

Le LiDAR topobathymétrique possède la particularité d'émettre deux impulsions laser : une première dans le proche infrarouge (1064 nm) dont le faisceau est réfléchi par la surface de l'eau et une seconde dans le vert (532 nm) dont le faisceau traverse la surface de l'eau et est réfléchi par le fond de l'eau (Figure 4). Ce système assure ainsi la continuité terre-mer.

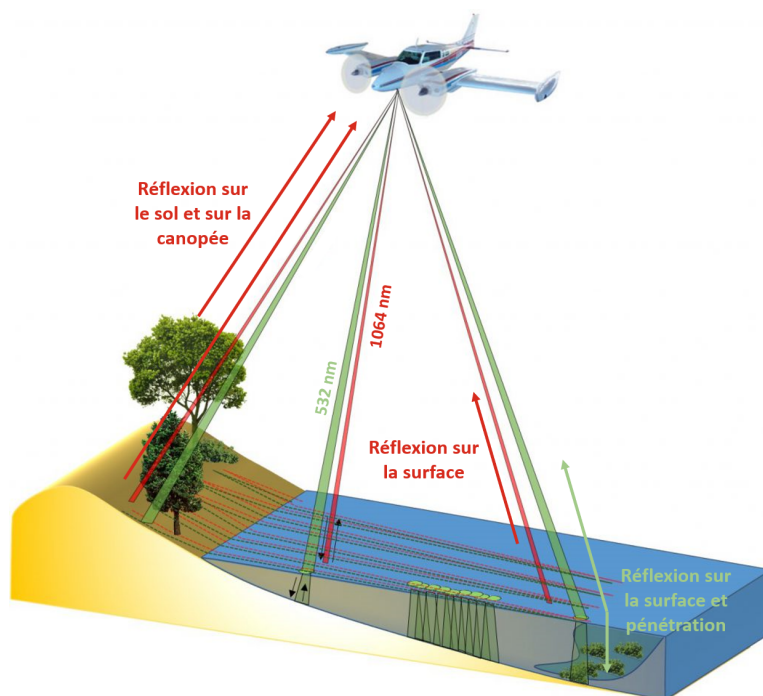


FIGURE 4 – *Fonctionnement d'un LiDAR topobathymétrique*  
(d'après Plateforme LiDAR topobathymétrique Nantes – Rennes)

Le LiDAR topobathymétrique présente l'avantage d'être l'un des seuls systèmes en mesure de sonder les petits fonds proches du trait de côte et de ce fait inatteignable par bateau [Guenther *et al.*, 2000]. De plus, l'utilisation de ce système se révèle beaucoup plus économique que l'utilisation de systèmes acoustiques (sondeur multifaisceaux par exemple) puisque l'emprise sondée est bien plus importante (Figure 5). Ceci offre ainsi un coût réduit permettant une plus grande facilité de recouvrement du territoire ainsi qu'une récurrence des levés plus importante pour assurer un suivi régulier de l'évolution du trait de côte [Andersen *et al.*, 2017].

Cependant, ce système d'acquisition possède aussi certaines limites puisque la turbidité restreint fortement le pouvoir de pénétration de l'impulsion dans l'eau. Dans le cas de couches d'eau très minces, il devient aussi difficile de distinguer les signaux de surface et de fond.

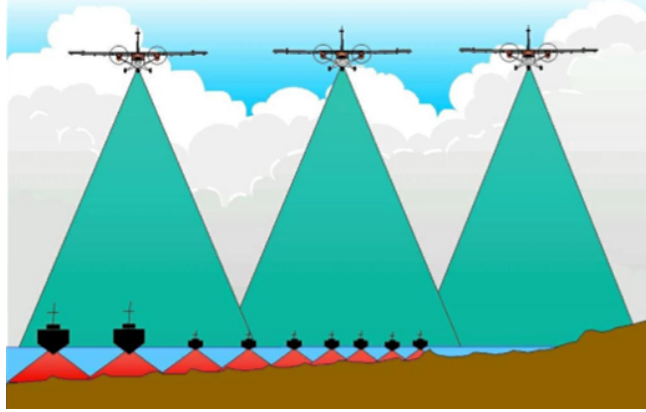


FIGURE 5 – *Comparaison des emprises de recouvrement d'un LiDAR aéroporté et d'un sondeur multifaisceau [Guenther et al., 2000]*

## 4 Objectifs du stage

Dans le cadre de ce projet, différents objectifs sont visés :

**Développement de l'information LiDAR :** l'extraction de caractéristiques propres est le point de départ de la mise en place de différents produits aussi bien cartographiques (topométrie) que radiométriques (intensité du retour LiDAR). Ainsi, l'exploitation de données complémentaires spatiales et spectrales amène à la création de différents prédicteurs en vue de classification.

**Échantillonnage des habitats :** la connaissance des habitats littoraux normands passe par la réalisation d'acquisitions sur les sites d'études. Ainsi, des prises de photographies aériennes sont effectuées à l'aide d'un drone pour permettre une reconstruction photogrammétrique de chaque site et les habitats sont échantillonnés à l'aide de photoquadrats.

**Qualification des données :** l'analyse des incertitudes verticales des nuages de points du LiDAR comparé aux *Ground Control Point* (GCP) considérés comme la vérité terrain spatiale est un préalable au traitement et à l'utilisation des données LiDAR. Cette qualification spatiale 3D appliquée parallèlement aux reconstructions photogrammétriques issues du drone et aux nuages de points issus du *Terrestrial Laser Scanning* (TLS) permet de vérifier leur possible utilisation en concomitance avec les données LiDAR.

**Protocole de classification :** la classification des habitats littoraux normands utilise les vérités terrain et aériennes acquises sur les sites d'études. Dans un contexte de classification supervisée et afin d'assurer un taux de classification le plus élevé possible, un protocole combinant les prédicteurs issus des caractéristiques du LiDAR et les mesures in-situ (photoquadrats et reconstructions drone) doit être mis en place pour classer l'ensemble du trait de côte selon différentes échelles et résolutions.

## Deuxième partie

# Matériels et méthodes

## 1 Données et produits : LiDAR et ©Ortholittorale

Le LiDAR topobathymétrique aéroporté utilisé par le SHOM et le Réseau d'Observation du Littoral de Normandie et des Hauts-de-France (ROL) dans le cadre de la "stratégie de suivi homogène, récurrent et pérenne de la dynamique du littoral Manche Est - Mer du Nord" est le modèle ©HawkEye III (Figure 6) développé par ©Leica et ©AHAB (Airborne Hydrography AB). Celui-ci fonctionne en configuration double trappe signifiant l'intégration d'une tête d'acquisition pour le canal vert profond et du capteur ©Chiroptera rassemblant un canal vert peu profond ainsi qu'un canal infrarouge.



FIGURE 6 – ©HawkEye III  
Source : [Stigermark et al., 2014]

Celui-ci permet au scanner de regarder aussi bien vers l'avant que vers l'arrière, augmentant ainsi le nombre de fois qu'une zone est échantillonnée. Ce motif sur-échantillonne ainsi les bords mais sous-échantillonne la partie centrale [Quadros, 2013].

Les semis de points issus des acquisitions topobathymétriques sont complétés par 3 attributs :

- la classe décrivant le capteur associé et permettant de dissocier les types d'acquisitions (*Topo*, *Shallow* ou *Deep*)
- la date d'acquisition de la mesure au format *Adjusted Standard GPS Time*

Bien que les longueurs d'ondes d'acquisitions soient identiques à la plupart des LiDAR existants (1064 nm pour l'infrarouge et 532 nm pour les canaux verts), l'association des canaux vert peu profond et vert profond est une particularité innovante permettant l'acquisition d'informations complémentaires. Les spécifications indiquent une profondeur d'acquisition maximale de 3 Secchi pour le canal vert profond et 1.5 Secchi pour le peu profond [Leica Geosystems, 2015].

De plus, le canal vert peu profond est moins énergétique mais fournit une densité de points plus forte. Réciproquement, le canal vert profond est plus énergétique mais moins dense. Une deuxième particularité du HawkEye III concerne le schéma de balayage oblique-elliptique (Figure 7).



FIGURE 7 – Motif de Balayage oblique-elliptique  
Source : [Quadros, 2013]

— l'intensité du retour LiDAR

Les caractéristiques géométriques du capteur sont indiquées en Table 1. Celles-ci renseignent sur la qualité et la précision des nuages de points produits par le SHOM et utilisés lors des traitements.

Capteur	Densité	Précision planimétrique à 95%	Précision altimétrique à 95%
<b>Deep Channel</b>	0.04 point / m <sup>2</sup>	inférieur à 280 cm	inférieur à 50 cm
<b>Shallow Channel</b>	2 points / m <sup>2</sup>	inférieur à 200 cm	inférieur à 40 cm
<b>Topo Channel</b>	8 points / m <sup>2</sup>	inférieur à 20 cm	inférieur à 20 cm

TABLE 1 – *Caractéristiques géométriques principales du capteur HawkEye III*  
Source : SHOM (Produit maritime partiel LiDARNHDF)

Les paramètres supplémentaires permettent la confrontation de données spatiales (topographie issue du semis de points) et spectrales (intensité du retour LiDAR). Ces différentes caractéristiques amènent ainsi à la création de produits dérivés de l'information LiDAR (carte d'intensité, carte d'élévation, statistiques sur les canaux d'acquisition, ...) qui serviront de prédicteurs à la classification des habitats.

Afin d'obtenir les différentes cartes les données ont dues être traitées selon la procédure illustrée en Figure 8.

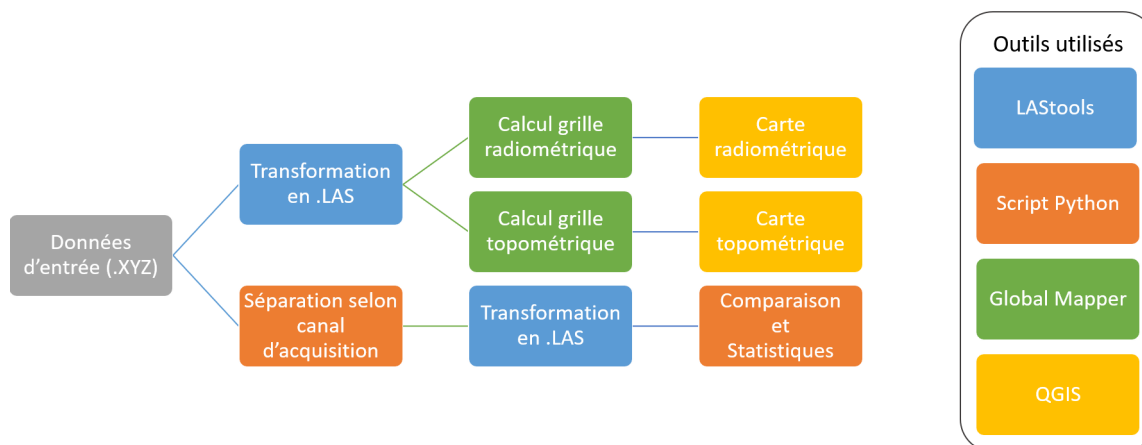


FIGURE 8 – *Traitement des données LiDAR*

Au terme de la procédure précédente, deux catégories de prédicteurs sont obtenues :

- **Les prédicteurs spectraux :**

Les prédicteurs associés aux couleurs naturelles (rouge, vert, bleu) ainsi qu'à l'infrarouge sont issus des données ©Ortholittorale V2 du Centre d'études et d'ex-

expertise sur les risques, l'environnement, la mobilité et l'aménagement (CEREMA). Ces données possèdent une résolution spatiale de 50 centimètres.

Le LiDAR permet l'obtention de prédictors comme l'intensité de retour du faisceau d'émission ainsi que les caractéristiques morphométriques du terrain associées à cette intensité. Les caractéristiques choisies sont : la pente (calcul de l'angle de la pente du terrain), l'aspect (calcul de l'exposition) et le facteur de rugosité (mesure de l'hétérogénéité du terrain via les changements d'élévation).

- **Les prédictors spatiaux :**

Ces prédictors dérivés des données LiDAR, concernent les Modèles Numériques de Surface (MNS)<sup>1</sup>, de Terrain (MNT)<sup>2</sup> et d'Élévation (MNE)<sup>3</sup> ainsi que les caractéristiques terrain associées à l'élévation.

L'ensemble de ces prédictors sont illustrés en Figure 9 pour la Baie des Veys.

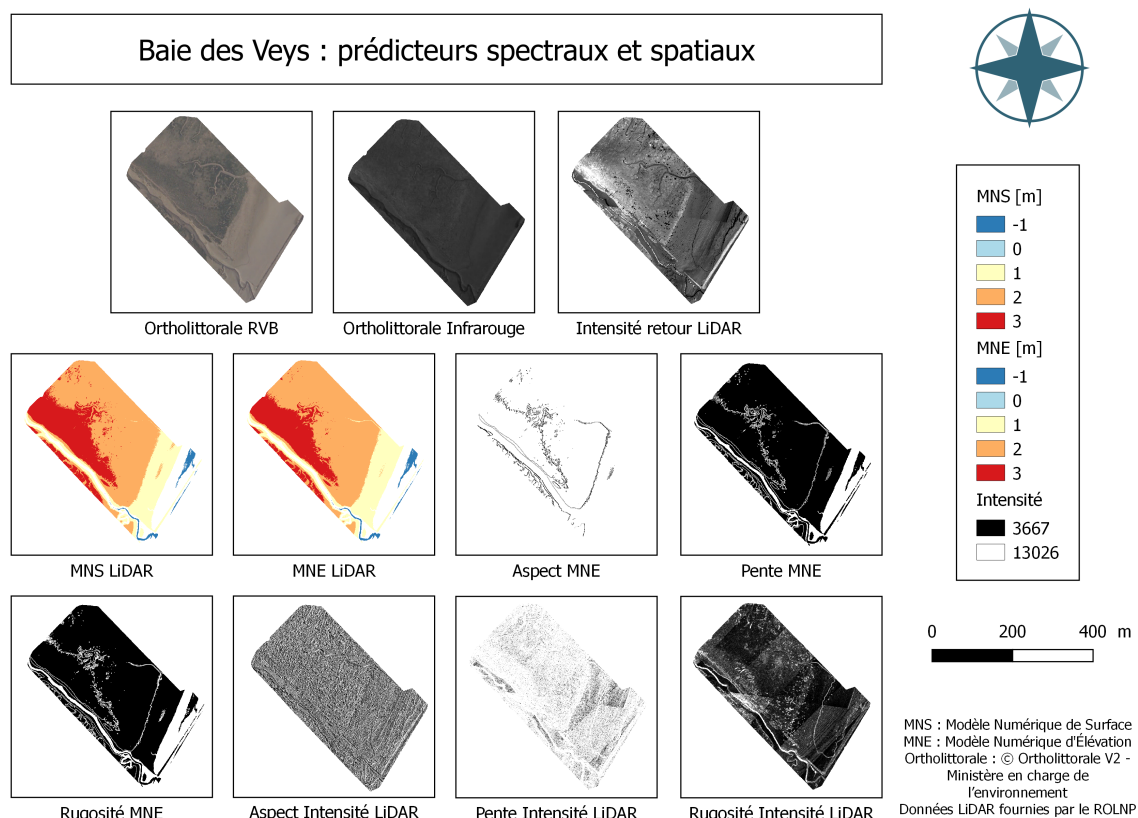


FIGURE 9 – Ensemble des prédictors utilisés pour les classifications

Les données LiDAR étant déjà post-traitées, certaines caractéristiques LiDAR telles

1. un ensemble de points 3D comprenant les éléments du terrain naturel mais aussi le sursol, c'est-à-dire la végétation et le bâti (maximum)
2. ensemble de points 3D comprenant uniquement les éléments du terrain naturel (minimum)
3. ensemble de points 3D comprenant uniquement les éléments du terrain naturel (moyenne)

que le nombre de retour reçu ou l'angle de balayage sont absentes. De plus, sur les zones étudiées, la majorité des données d'intensité issues du canal vert en domaine intertidal étaient absentes.

Cependant, dans le cadre de ce stage, le SHOM a mis à disposition les données brutes contenant ces informations pour la Baie des Veys et le Havre de Sienna. L'utilisation de ces données brutes a demandé un travail de géoréférencement et de nettoyage plus important mais a permis de définir 6 prédicteurs supplémentaires : l'intensité du retour LiDAR, le nombre de retour et l'angle de balayage pour les intensités du vert et de l'infrarouge. Ces prédicteurs sont présentés en Figure 10.

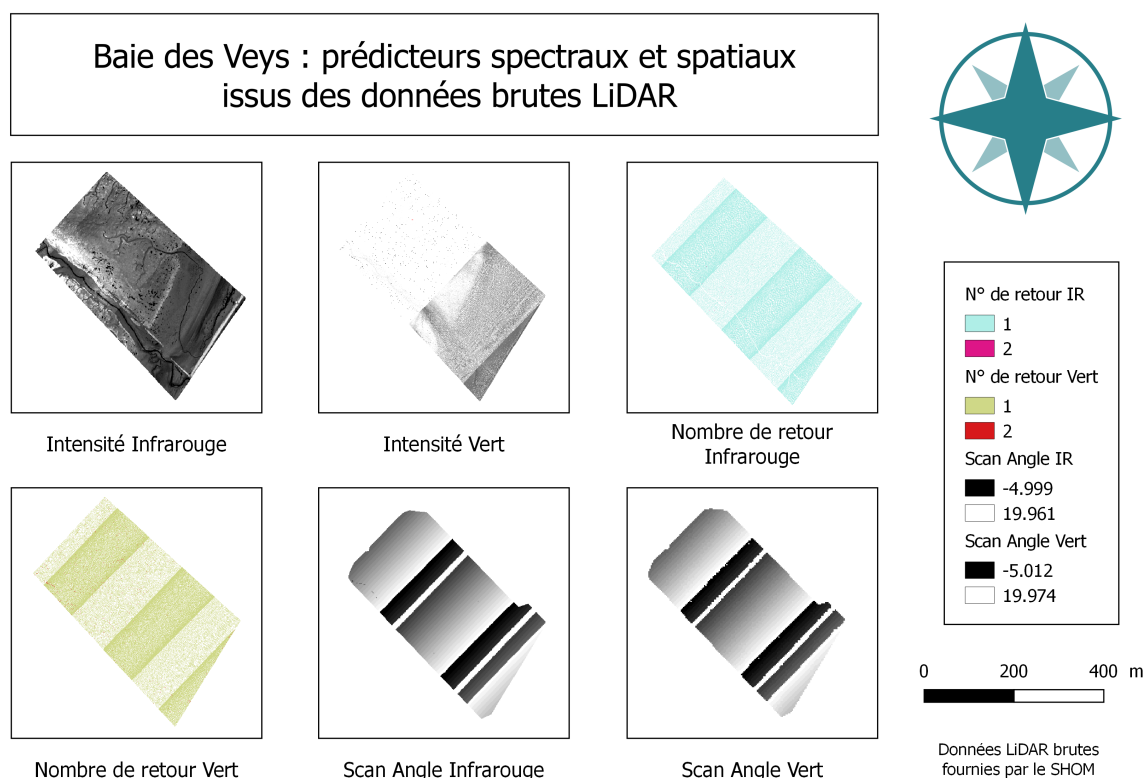


FIGURE 10 – Prédicteurs utilisés pour les classifications issus des données brutes LiDAR

Le canal vert profond étant moins dense et le projet se concentrant sur des sites intertidaux, le choix est fait de ne pas l'utiliser. De plus les données brutes du vert profond sont très bruitées sur les zones étudiées rendant le nettoyage des données confus pour discerner les sondes correctes du bruit.

Les prédicteurs issus du LiDAR et des données ©Ortholittorale V2 sont satisfaisants mais insuffisants pour la bonne classification de l'ensemble du trait de côte du littoral français. Ainsi, il est nécessaire de développer une méthode complémentaire combinant vérité terrain et vérité "aérienne" [Collin *et al.*, 2018b] pour classer les habitats présents.

## 2 Acquisitions sur les sites d'études normands

Les vues ont été acquises à environ 50 mètres d'altitude à l'aide du drone ©DJI Mavic Pro (Figure 11) équipé d'une caméra RVB dont les caractéristiques sont présentées en Table 2.



FIGURE 11 – DJI Mavic Pro

<b>Capteur</b>	1/2.3" (CMOS)
<b>Nombre de pixels</b>	12.7 M
<b>Focale équivalente</b>	35 mm
<b>Taille des images</b>	4 000 × 3 000 pixels

TABLE 2 – Paramètres de la caméra FC220

Le référencement des GCP, symbolisés par des cibles au sol, a été effectué par mesures GNSS à l'aide d'une antenne ©TopCon. Ces points permettent le recalage optimal des orthophotographies et du nuage de point issus des acquisitions aériennes. Le mode de positionnement RTK du GPS et les corrections différentielles appliquées offre une précision de positionnement comprise entre 5 et 15 centimètres.

Dans le même temps, les scans TLS ont été réalisés avec le VZ-400 de ©RIEGL dont les spécifications constructeur indiquent une exactitude des mesures de 5 millimètres sur une surface verticale dont la portée maximale serait de 600 mètres [RIEGL LASER Measurement Systems, 2017]. Ces acquisitions se sont déroulées pour le site de la Baie des Veys et pour celui du Havre de Sienne.

Le fonctionnement d'un TLS est similaire à celui d'un LiDAR. Le système émet une impulsion laser dans le proche infrarouge qui se réfléchit sur un objet ou une surface. La réception du signal de retour donne alors accès au temps aller-retour de l'impulsion afin de déterminer la distance à l'objet. De manière identique aux acquisitions drone, des cibles spécifiques au TLS sont disposées et mesurées par GNSS. Le nuage de points géoréférencé permet alors la création de modèles topométriques.

Ce système est régulièrement utilisé pour l'inspection d'ouvrages, la modélisation 3D ou encore la surveillance de phénomènes naturels (érosion de falaise, glissements de terrain, ...) [Landes and Grussenmeyer, 2011]. Bien que les applications précédentes se déroulent sur des surfaces verticales, l'utilisation du TLS pour le suivi géomorphologique des plages est en expansion. Les acquisitions doivent se dérouler à marée basse pour limiter les surfaces humides ne réfléchissant pas la lumière laser.

L'utilisation supplémentaire de ce système a pour but de vérifier si le TLS est en mesure d'apporter des informations complémentaires pour la classification des habitats. La difficulté réside dans le fait que les surfaces étudiées sont planes et non verticales pouvant ainsi altérer la qualité du nuage de points.

### 3 Protocole de classification

L'échantillonnage des espèces présentes sur les sites d'études est effectué à l'aide d'un appareil photographique et d'un quadrat de 0.5 mètre  $\times$  0.5 mètre. Ces photoquadrats sont ensuite géoréférencés dans le système légal français puis standardisés avant caractérisation. Le processus de standardisation suit la méthode décrite par [Collin *et al.*, 2018a]. Cette dernière consiste à corriger la géométrie d'acquisition puis à recouper l'image selon le cadre à l'aide d'un logiciel de traitement d'image. Enfin, une grille  $5 \times 5$  divisant l'échantillon est superposée. La Figure 12 illustre ces étapes.

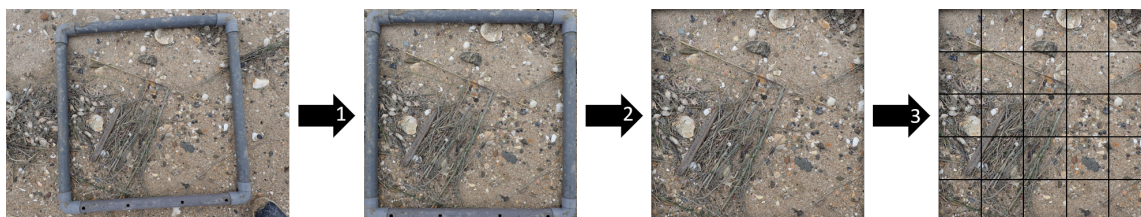


FIGURE 12 – *Procédure de standardisation des photoquadrats*

Les 25 cellules ainsi créées sont analysées indépendamment afin de déterminer la variable biotique ou abiotique spatialement prédominante. Cette analyse renseigne ainsi sur la diversité présente et amène à définir la classe majoritaire de chaque photoquadrat.

La classification des habitats littoraux normands par méthode de calibration / validation est ainsi issue de ces informations ponctuelles locales ainsi que des reconstructions photogrammétriques considérées comme “vérité aérienne”. Le travail s'effectue alors sur une échelle locale, celle des espèces, à très haute résolution (centimétrique).

Les orthophotographies aériennes de l'©Ortholittorale donnent ensuite accès à une échelle intermédiaire, bien que la zone d'intérêt reste la même que celle des acquisitions drone. En effet, la résolution est dans ce cas-ci plus faible (50 centimètres) mais ce sont sur ces données que les premières classifications sont effectuées de manière à déterminer l'algorithme de classification le plus fiable (algorithmes présentés en partie suivante). Cependant les prédicteurs liés à ces données suffisants dans le cadre d'une classification supervisée, il est nécessaire d'utiliser les données LiDAR pour de meilleurs résultats.

Ainsi l'utilisation de données LiDAR observant les mêmes sites d'études mais apportant des informations supplémentaires permet l'obtention des classifications définitives des habitats des sites d'études. Enfin, l'extrapolation de ces résultats sur une échelle cette fois-ci régionale peut s'appliquer grâce aux données disponible sur l'ensemble du littoral français.

La Figure 13 illustre ce processus de traitement.

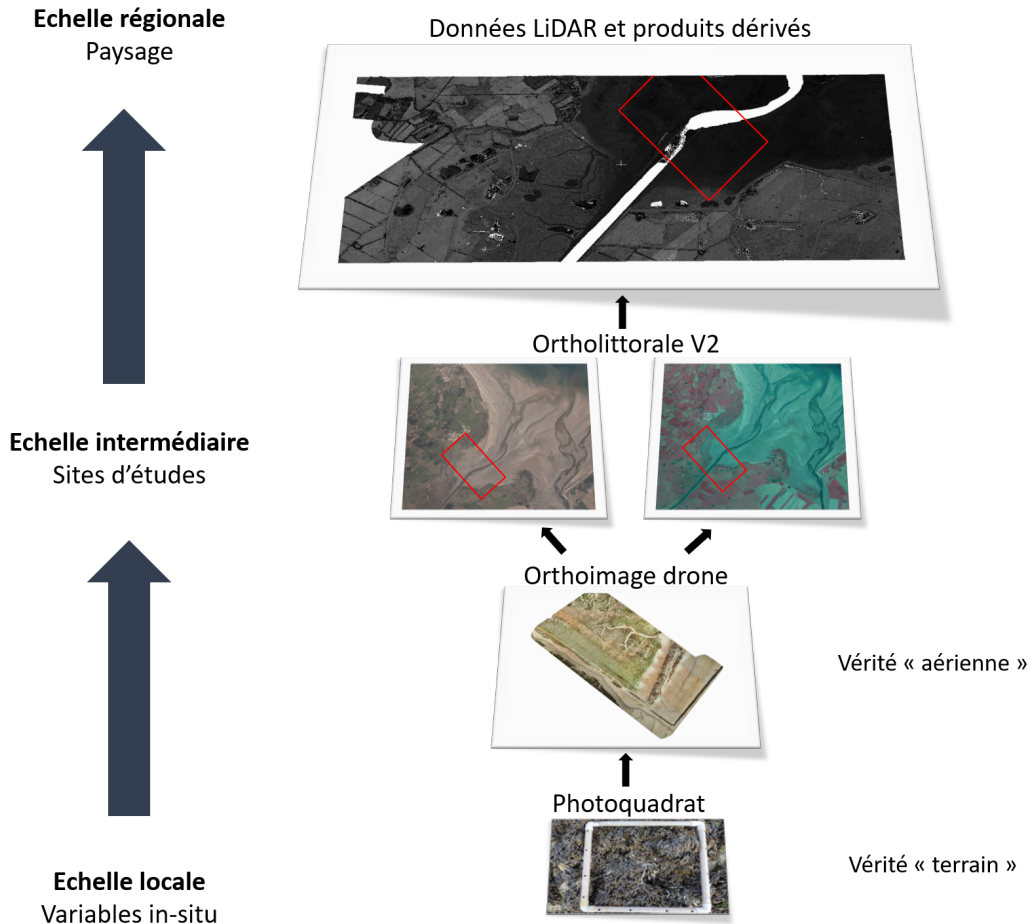


FIGURE 13 – Du photoquadrat au LiDAR : passage d'une échelle locale à régionale

## 4 *Machine Learning* et algorithme de classification

La classification consiste à séparer un ensemble d'échantillons selon différentes classes suivant certains critères ou attributs [Dechesne, 2017]. Deux cas se distinguent en fonction de la connaissance ou non d'un échantillon d'apprentissage : classification supervisée ou non supervisée. L'extraction d'attributs discriminants est une étape importante pour caractériser au mieux les objets à classer [Mallet, 2016]. Dans le cas de la télédétection, ces attributs concernent des images (attributs spectraux, textures) ou des nuages de points (géométrie locale). Ainsi, la classification peut être orientée pixel ou orientée objet.

Disposant d'un ensemble d'apprentissage  $\mathcal{X}$ , une classification supervisée utilisant les pixels de l'image est appliquée. L'objectif est alors de déterminer une fonction  $\mathcal{F}$  qui à l'aide de cet ensemble d'apprentissage fournit une solution  $y$  telle que :

$$\mathcal{F}(\mathcal{X}) = y \quad (1)$$

Équation 1 – *Classification supervisée : Lien entre solution et apprentissage*

De manière plus pratique, l'échantillon  $\mathcal{X}$  est composé des différents prédicteurs présentés tandis que la réponse  $y$  correspond à la classification.

L'apprentissage automatique ou *machine learning* est le champ d'étude de l'intelligence artificielle. Cette discipline rassemble les techniques permettant l'extraction de connaissances sous la forme de modèles à partir de données [Dechesne, 2019]. Ainsi, comme dans le cas de la classification supervisée, la résolution de l'Équation 1 détermine un ensemble de solutions  $y$ . Si cet ensemble est fini cela revient à une classification et à une régression dans le cas contraire.

Les différentes méthodes de classification actuelles (probabilistes, ensemblistes, arbres de décisions, ...) sont issues du *machine learning* puisqu'elles consistent à entraîner un modèle à reconnaître des classes selon des attributs précis. Ci-après est présenté l'algorithme de classification choisi dans le cadre de la classification sémantique souhaitée.

### Maximum de vraisemblance :

Cette méthode de classification probabiliste est mise en oeuvre par le logiciel ENVI en calculant les fonctions discriminantes (suivant l'Équation 2) pour chaque pixel de l'image [Richards and Jia, 1986] [Harris Geospatial Solutions, 2019].

Cette méthode suppose ainsi que les statistiques associées à chaque classes (et pour chaque bandes) sont distribuées selon une loi normale. Le maximum de vraisemblance détermine alors la probabilité qu'un pixel donné appartienne à une classe spécifique. Ainsi, chacun des pixels est affecté à la classe présentant une vraisemblance maximale, c'est-à-dire la probabilité la plus forte. Il est possible de déterminer un seuil de probabilité qui empêche la classification du pixel dans le cas où la probabilité du pixel se retrouve inférieure.

$$g_i(x) = \ln(p(\omega_i)) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma_i| - \frac{1}{2} (x - m_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - m_i) \quad (2)$$

Équation 2 – *Fonction discriminante permettant le calcul du maximum de vraisemblance*

Les paramètres associés sont :

- $i$ , le représentant de la classe,
- $x$ , la donnée dont la dimension correspond aux nombres de bandes,
- $p(\omega_i)$ , la probabilité que la classe  $\omega_i$  soit présente dans l'image,
- $|\Sigma_i|$ , le déterminant de la matrice de covariance associée aux données de la classe  $\omega_i$ ,
- $\Sigma_i^{-1}$ , sa matrice inverse,
- $m_i$ , le vecteur moyen.

Tout au long de la construction du protocole de classification, d'autres algorithmes ont pu être implémentés. Ces algorithmes n'ayant pu offrir de résultats suffisamment satisfaisants ne sont pas présentés dans cette partie.

## Troisième partie

# Résultats et Analyses

Cette partie du mémoire présente les résultats obtenus au cours de ce stage. La majorité des traitements se révélant être similaires pour les cinq sites d'études, le choix est fait de les présenter du point de vue de celui de la Baie des Veys pour limiter la redondance. Une comparaison finale inter-sites sera mise en lumière.

## 1 Reconstructions 3D issues des acquisitions drone

L'acquisition des images drone permet la création de différents produits comme des orthomosaïques, des nuages de points ou des MNS. Ces produits sont obtenus à l'aide du logiciel de photogrammétrie ©Pix4D mapper [Pix4D, 2017] spécialisé dans le traitement de données provenant d'acquisition aériennes.

Les étapes du traitement photogrammétrique consistent en la recherche de points homologues entre les différentes images, la mise en place des images et leurs calibrations (à l'aide des positions et paramètres de la caméra), le géoréférencement des images avec la saisie des points de contrôle terrain et enfin la reconstruction avec appariement dense du nuage de points 3D d'où sont extraites les orthoimages et différentes cartes topométrique. La Figure 14 présente les résultats obtenus pour la Baie des Veys, ceux des autres sites sont présentés en Annexe A.

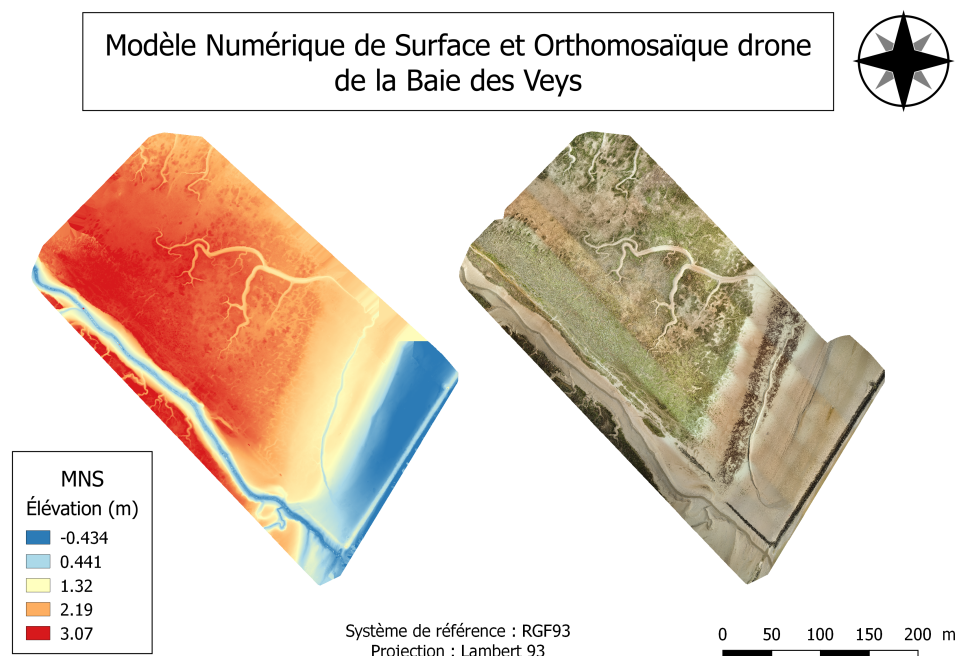


FIGURE 14 – *Modèle numérique de surface et orthomosaïque de la Baie des Veys*

Les orthomosaïques obtenues sont des modèles à très haute résolution spatiale. En effet, comme indiqué en Table 3, les résolutions sont inférieures à 2 centimètres.

Sites	Résolution	Erreur RMS sur les GCP	Différence de calibration de la caméra
Orne 1	1.56 cm	0.299 m	19.92 %
Orne 2	1.70 cm	0.241 m	28.7 %
Baie des Veys	1.42 cm	0.161 m	5.31 %
Havre de Sienne 1	1.58 cm	0.113 m	83.73 %
Havre de Sienne 2	1.50 cm	0.119 m	55.3 %

TABLE 3 – *Caractéristiques des orthomosaïques produites*

Ce tableau montre qu'à l'exception de la Baie des Veys la différence entre les paramètres initiaux et finaux de calibration de la caméra sont importants. Ceci est un facteur impactant les *Root Mean Square Error* (RMSE) en plus de l'erreur utilisateur possible. Néanmoins, utilisant des données ©Ortholittorale et LiDAR dont les résolutions sont de 50 centimètres et n'effectuant pas les classifications directement sur les orthomosaïques drone, ces erreurs restent acceptables.

## 2 Analyse de précision topométrique des nuages de points

Considérant les cibles drone comme point de vérité terrain, il est nécessaire de vérifier la précision des nuages de points en élévation par rapport à ces points de contrôle. Les données concernées sont l'orthomosaïque drone, le TLS ainsi que les nuages des canaux vert et infrarouge du LiDAR.

Pour ce faire, un rayon de recherche de 1 mètre autour de chaque point de contrôle est construit pour chaque nuage de points et dans lequel le point le plus proche est recherché. Une fois ce point trouvé, les élévations sont comparées afin de vérifier l'exactitude du référencement des différentes données.

La Figure 15 présente les résultats obtenus pour la Baie des Veys. Ceux des autres sites sont indiqués en Annexe B.

Plusieurs points sont à noter concernant ces résultats :

- **Orthomosaïque drone** : des écarts similaires à ceux fournis par le rapport de reconstruction de ©Pix4D mapper sont retrouvés et la RMSE est de 6 centimètres. A l'exception du premier point de contrôle, les écarts entre GCP et reconstruction photogrammétrique sont inférieurs à 10 centimètres. Ils sont alors en cohérence avec l'intervalle d'erreur lié au positionnement GNSS évoqué en partie précédente. Cependant les écarts observés peuvent aussi être expliqués par l'imprécision utilisateur lors de la reconstruction photogrammétrique. En effet, l'une des étapes

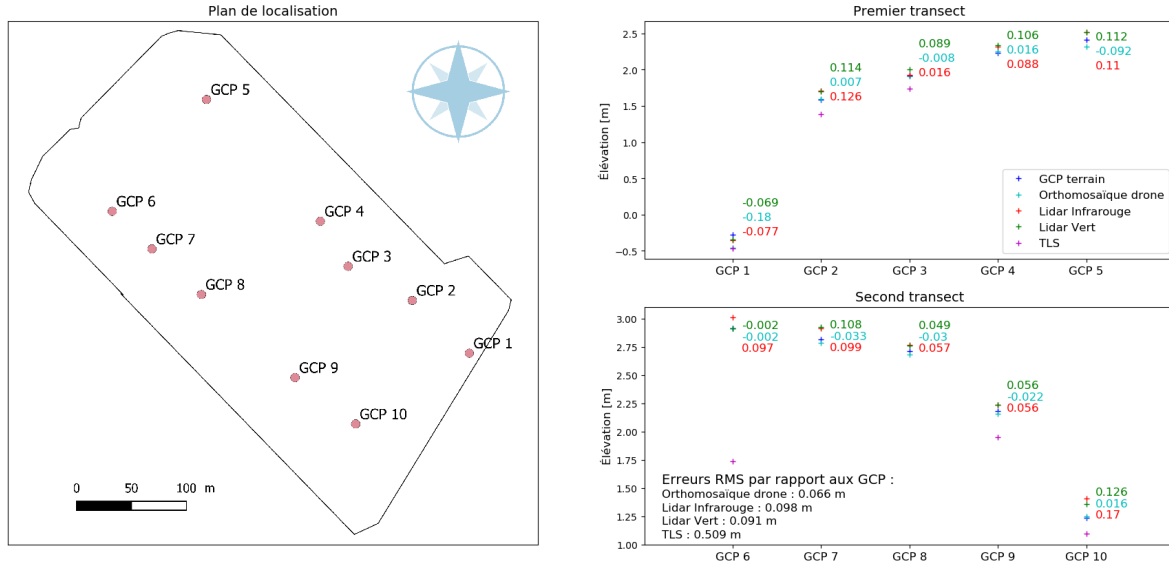


FIGURE 15 – Analyse des précisions verticales

consiste à venir sélectionner manuellement le centre de la cible représentant le point de contrôle. L'utilisateur peut alors être à l'origine d'un mauvais placement du point qui une fois faussement marqué sur plusieurs images peut multiplier le taux d'erreurs. Certaines cibles sont plus difficiles que d'autres à déterminer car celles-ci peuvent se confondre avec la végétation ou être déformée par le capteur d'acquisition et il devient alors difficile de discerner convenablement le centre.

- **LiDAR** : les écarts observés sont inférieurs à 17 centimètres. Ceci est en accord avec les spécifications fournies (Table 1) indiquant une précision verticale à 95% meilleure que 20 centimètres pour le canal infrarouge et meilleure que 40 centimètres pour le canal vert.
- **TLS** : les GCP 4, 5, 7 et 8 ne sont pas représentés car aucun point situé dans un rayon de 1 mètre n'a été trouvé. Pour les GCP visibles, les écarts observés sont cependant assez élevés et on note une RMSE de plus de 50 centimètres. Ceci incite alors rapidement à ne pas utiliser ce nuage de points : comme vérité terrain ou comme prédicteur car les résultats ne sont pas suffisamment satisfaisants.

Concernant l'Estuaire de l'Orne, seule la comparaison entre les GCP et l'orthomosaïque drone est possible. Ces sites possédaient les RMSE les plus fortes comparé aux GCP et ce résultat est confirmé lors de l'étude sur le nuage de points. Le comportement est ainsi similaire avec celui observé pour la Baie des Veys mais avec des écarts plus forts concordants avec les résultats de ©Pix4D mapper.

Pour le Havre de Sienne, les résultats des deux sites d'acquisitions se distinguent fortement. Pour le premier site, les RMSE sont très élevées et hors des spécifications pour l'ensemble des nuages de points : plus d'un mètre pour les nuages LiDAR et TLS, plus de

20 centimètres pour l’orthomosaïque. Pour le second site, les résultats sont bien meilleurs et cohérents avec ceux observés pour la Baie des Veys. Bien que la différence soit plus forte pour le LiDAR et un peu au-dessus des spécifications indiquées.

Pour l’orthomosaïque, les écarts plus forts peuvent s’expliquer par une plus forte différence de calibration de la caméra comme pour le premier site du Havre de Sienna où la différence de calibration atteint plus de 85 %. Pour le LiDAR, la différence temporelle entre les acquisitions peut être une des raisons de la présence d’écarts supérieurs aux spécifications indiquées. De plus, dans le cas de petits fonds, des erreurs de détection du LiDAR peuvent impliquer des différences d’élévation lors de la création du nuage de points.

L’attribut *GPS time* attaché aux données LiDAR permet de déterminer la date et l’heure d’acquisition de chaque point. Ainsi, il est possible de connaître les conditions de marée et hauteurs d’eau associées avec les données disponibles sur le site du SHOM<sup>4</sup>. Connaissant ces mêmes conditions lors des acquisitions drone, la comparaison sur la frange littorale régulièrement couverte et découverte permet l’explication de différences entre les modèles. La Figure 16 illustre ce cas pour la Baie des Veys où deux ans séparent les acquisitions drone et LiDAR.

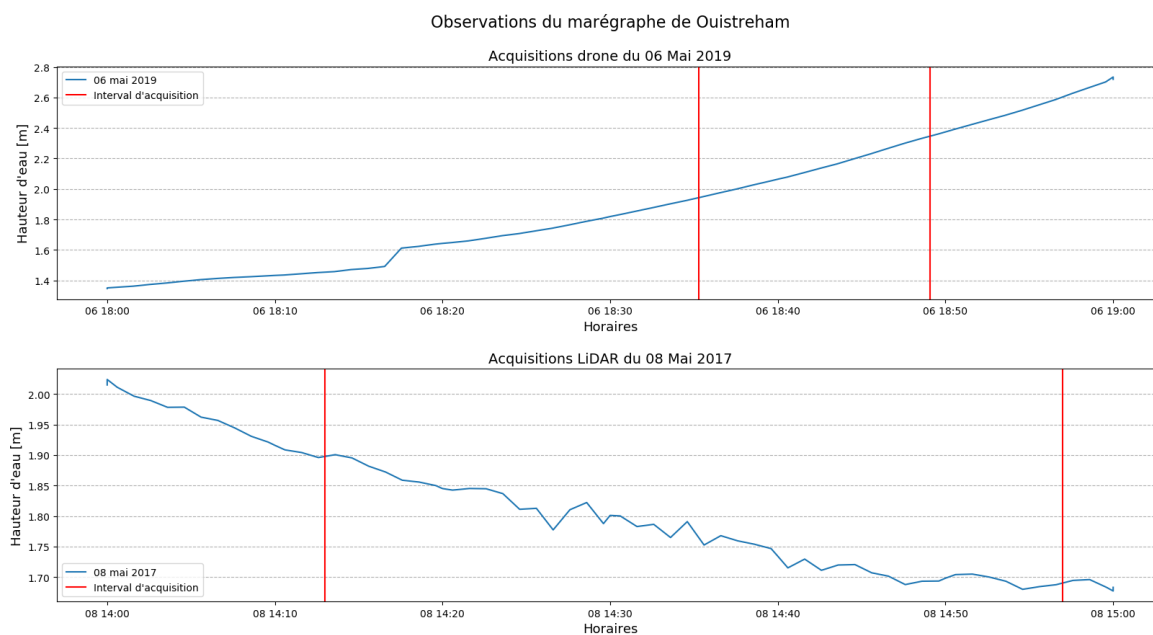


FIGURE 16 – Comparaisons des hauteurs d’eau observées lors des acquisitions

Ainsi, les acquisitions LiDAR ont été réalisées avec une hauteur d’eau plus basse que les acquisitions drone. En effet, la hauteur maximale était de 1.90 mètre à marée descendante pour le LiDAR correspondant à la hauteur minimale à marée montante des acquisitions drone.

4. <https://data.shom.fr/>

Enfin concernant le TLS, les raisons peuvent être liées à un mauvais géoréférencement du nuage de points, à une proportion trop forte de zones humides faussant les acquisitions ou encore à de faux résultats dus au fait que les zones d'acquisitions soient très planes. Le traitement et la création des produits finaux du TLS n'ayant pas été réalisés directement mais effectués par un laboratoire partenaire, il est difficile de déterminer l'origine exacte des erreurs et écarts observés. Le choix est ainsi fait de ne pas utiliser les nuages de points TLS pour ne pas fausser les résultats des classifications à venir.

### 3 Définitions des classes et paramètres de classification des habitats

Les vérités terrains et aériennes permettent de définir les classes majoritaires et donc les habitats présents sur les sites étudiés. Pour la Baie des Veys, neuf classes sont définies et répertoriées avec un exemple de photoquadrat associé dans la Table 4. Les classes des autres sites sont présentées en Annexe C.










Classes	Photoquadrats	Classes	Photoquadrats	Classes	Photoquadrats
Vase		Algues rouges		Spartine	
Sable fin		Algues brunes		Salicorne	
Algues vertes		Strates herbacées basses		Obione	

TABLE 4 – *Habitats majoritairement présents en Baie des Veys*

Cependant, les zones estuariennes et les espèces présentes ne sont pas immuables et lors de la comparaison avec les données de l'©Ortholittorale certaines variables biotiques comme les algues rouges n'ont pu être retrouvées. De plus, suite aux premiers tests de classification effectués et à l'étude de leurs matrices de confusion, les classes des obiones, salicornes, spartines et autres herbacées étaient régulièrement confondues les unes avec les autres entraînant ainsi des taux de classification plutôt faible. Ainsi, le regroupement

de ces espèces dans une seule et même classe contenant l'ensemble des herbous du schorre permet un diagnostic écologique moins fin mais améliore de manière importante les résultats et précisions de classification. Ces observations sont valables pour l'ensemble des sites étudiés.

La Table 5 présente cette nouvelle définition des classes d'habitats présentes en Baie des Veys. De la même manière, l'Annexe C indique les classes pour un diagnostic écologique plus large.

ID	Classes
1	Vase
2	Sable fin
3	Algues vertes
4	Algues brunes
5	Herbus schorre

TABLE 5 – *Classification selon un diagnostic écologique large des habitats présents en Baie des Veys*

Ainsi, les classifications sont effectuées dans un premier temps selon un diagnostic écologique fin de 8 classes (omission des algues rouges) puis dans un second temps de manière plus large avec uniquement 5 classes.

Pour la réalisation des classifications, différents algorithmes ont été testés afin de déterminer celui offrant les meilleurs résultats. Le choix est fait d'utiliser dans un premier temps l'©Ortholittorale en couleur naturelle découpée selon l'emprise des acquisitions drone. En effet la très haute résolution de l'orthomosaïque drone rend impossible le fonctionnement d'algorithmes de classification sur des logiciels libres. L'utilisation de logiciels payants plus puissants permet le fonctionnement de quelques algorithmes mais restreint de ce fait les possibilités.

Dans le cadre de la réalisation d'une classification supervisée, il est nécessaire de construire des jeux de données d'apprentissage. Ainsi à l'aide des photoquadrats et de l'orthomosaïque drone sont définis des *Regions of Interest* (ROI). Ces vecteurs sont séparés en deux groupes : l'un pour la calibration et l'autre pour la validation.

Suite à différents tests effectués, l'algorithme du **maximum de vraisemblance** se révèle être le plus efficace pour une classification supervisée dans le cas orienté pixel.

## 4 Apports des différents prédicteurs

Une fois le meilleur algorithme de classification sélectionné pour les orthophotographies aériennes en couleur naturelle, les prédicteurs spatiaux et spectraux ont été ajoutés un à un et comparés dans le but de déterminer lesquels apportaient le plus de précision pour la classification.

Ainsi, la Figure 17 présente les scores de classification (*Overall Accuracy*) obtenus pour chaque prédicteurs, permettant ainsi de déterminer les meilleurs par rapport à la valeur de référence (©Ortholittorale RVB). Les prédicteurs spectraux passifs et actifs sont indiqués en vert et bleu, ceux spatiaux en orange.

La combinaison des prédicteurs dont le score est supérieur à celui de référence permet de déterminer quels assemblages de prédicteurs permettront d'obtenir les meilleures classifications.

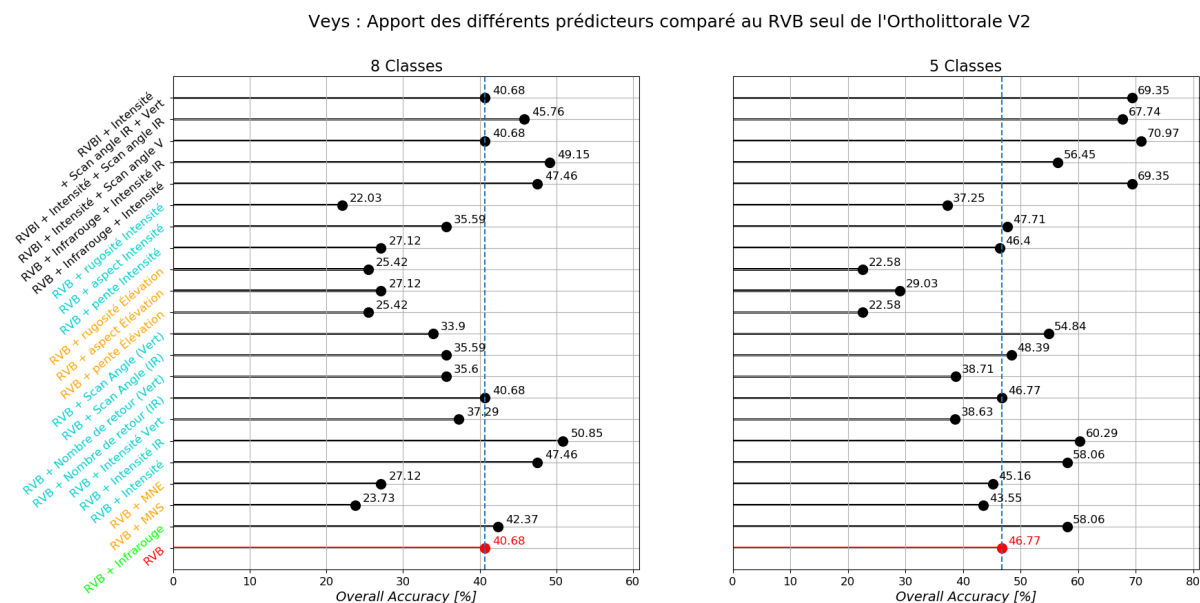


FIGURE 17 – Apports de précision des prédicteurs spatiaux et spectraux. Prédicteurs spectraux passifs en vert, actifs en bleu, spatiaux en orange

Dans le cas de la Baie des Veys, plusieurs combinaisons semblent offrir des taux élevés et ce de manière symétrique dans le cas d'une classification précise ou dans celui d'une classification plus générale. Les autres sites, en Annexe D, présentent ce comportement.

Afin d'effectuer le choix final de la meilleure combinaison, la matrice de confusion se révèle être un atout indispensable. En effet, elle permet l'évaluation du modèle en confrontant les classes réellement observées et celles prédites par l'algorithme [Kohavi and Provost, 1998].

Dans le cas du site d'étude de la Baie des Veys, **la combinaison de l'©Ortholittorale en couleur naturelle associée à l'infrarouge (indiqué RVBI) et à l'intensité infrarouge du LiDAR** permet la meilleure classification. Les matrices de confusion (pour 8 et 5 classes) de cette dernière sont indiquées en Table 6 et 7.

Les matrices confirment bien que la diminution du nombre de classes permet une augmentation de précision de la classification puisqu'à 8 classes les espèces biotiques sont fortement confondues. En effet, il est préférable d'avoir une classification moins fine mais

©Ortholittorale V2 RVBI + Intensité infrarouge du Lidar									
% Classes		Validation							
		Vase	Sable fin	Algues vertes	Algues brunes	SHB	Spartine	Salicorne	Obione
Calibration	Vase	60	0	0	0	0	0	0	16.67
	Sable fin	10	100	33.33	0	0	0	0	0
	Algues vertes	30	0	33.33	0	37.5	40	50	33.33
	Algues brunes	0	0	16.67	100	0	0	0	0
	SHB	0	0	0	0	37.5	60	0	16.67
	Spartine	0	0	0	0	0	0	0	0
	Salicorne	0	0	0	0	0	0	25	33.33
	Obione	0	0	16.67	0	25	0	25	0
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

TABLE 6 – Matrice de confusion pour la classification optimale à 8 classes de la Baie des Veys

©Ortholittorale V2 RVBI + Intensité infrarouge du Lidar						
% Classes		Validation				
		Vase	Sable fin	Algues vertes	Algues brunes	Herbus
Calibration	Vase	70	0	9.09	0	3,7
	Sable fin	20	100	18.18	0	0
	Algues vertes	10	0	27.27	0	18.52
	Algues brunes	0	0	9.09	100	7.41
	Herbus schorre	0	0	36.36	0	70.37
	Total	100	100	100	100	100

TABLE 7 – Matrice de confusion pour la classification optimale à 5 classes de la Baie des Veys

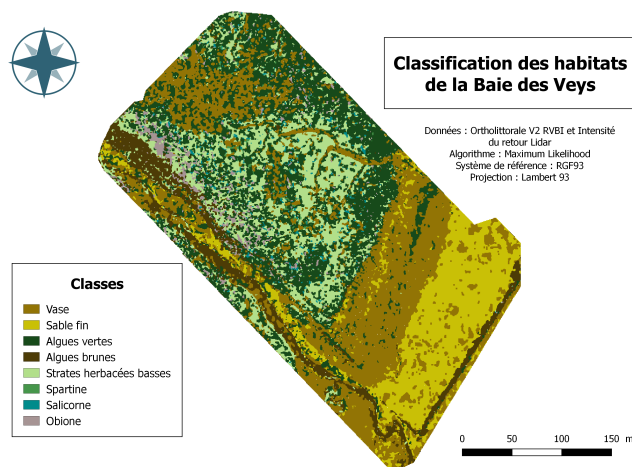
valide plutôt qu'une multiplication des classes dont la véracité peut être remise en question.

Les résultats sont excellents pour la vase, le sable, les algues brunes et les herbus du schorre. Cependant, ils sont plus mitigés concernant les algues vertes puisqu'une importante partie de celles-ci sont confondues avec les herbus du schorre. Ceci s'explique par le fait que les caractéristiques spectrales de ces pixels soient proches et de ce fait difficilement discernables.

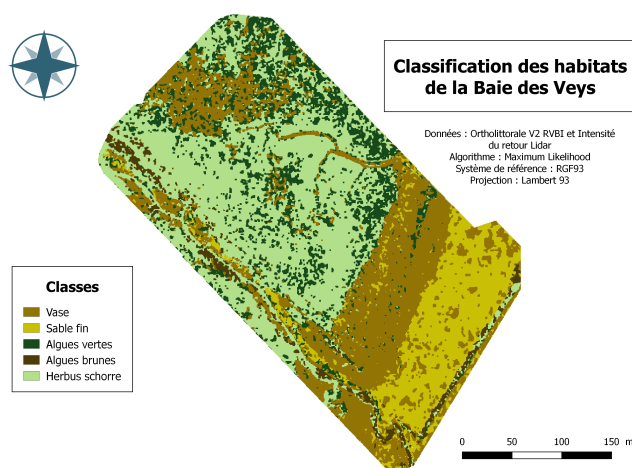
## 5 Résultats des classifications

### 5.1 Classifications issues du protocole

Ainsi, suite à la validation de la meilleure combinaison de prédicteurs pour chaque site, les produits finaux de classification sont édités et présentés en Figures 18(a) et 18(b).



(a) *Diagnostic écologique fin*



(b) *Diagnostic écologique large*

FIGURE 18 – *Classification des habitats de la Baie des Veys*

Une régularisation est effectuée sur les cartes afin d'éliminer d'homogénéiser les classes et d'éliminer les pixels seuls pour obtenir un produit cartographique final facilement employable dans les objectifs de gestion et conservation du littoral. Les résultats obtenus (matrice de confusion et produits cartographiques) sont présentés en Annexe E.

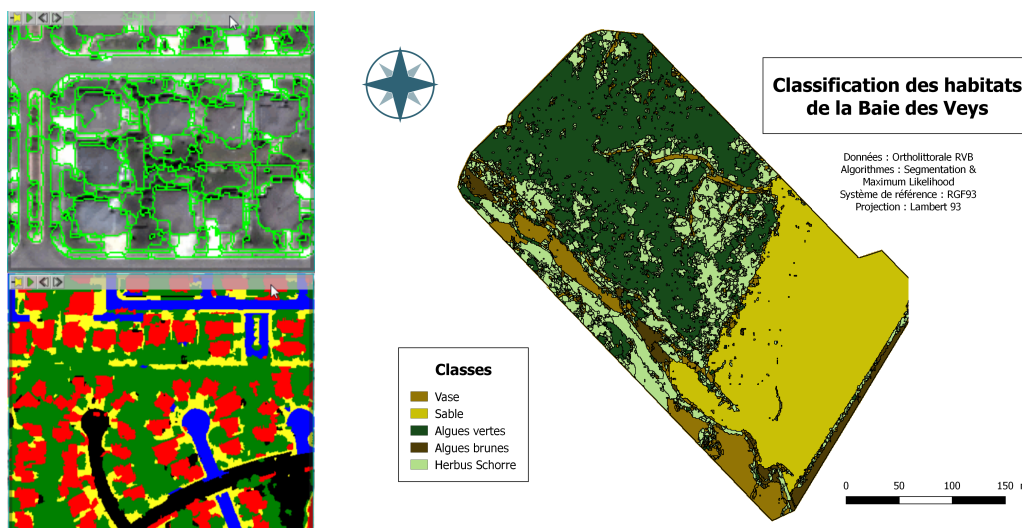
De manière synthétique, les résultats montrent que **l'infrarouge** issue de l'©Ortholittorale est un prédicteur nécessaire pour l'ensemble des sites étudiés. Ce premier prédicteur est alors combiné avec ceux du LiDAR pour augmenter les scores de classification : les sites de l'Estuaire de l'Orne et le second site du Havre de Sienne utilisent les **prédic-**

teurs spatiaux (MNE et MNS) pour obtenir les meilleurs résultats de classifications tandis que les sites de la Baie des Veys et le premier site du Havre de Sienna utilisent les prédicteurs spectraux (intensité infrarouge pour le premier et intensité vert et infrarouge pour le second).

## 5.2 Mise en place d'une segmentation préalable

Afin d'étudier l'ensemble des possibilités de classification, d'autres tests ont été effectués en réalisant une segmentation préalable. Ainsi, le point de vue orienté objet est cette fois-ci étudié. Cette méthode se révèle extrêmement efficace lors de classifications en milieu urbain dont la géométrie des structures est particulièrement marquée et linéaires puisque composée principalement de routes et de bâtiments (Figure 19(a)).

En milieu naturel, l'identification de telles structures est moins évidente notamment sur la slikke où il est alors difficile de distinguer la séparation entre vase et sable. La Figure 19(b) présente la classification obtenue en utilisant le module *Feature Extraction* disponible sous le logiciel ©ENVI. Ce module effectue la segmentation puis l'utilisateur attribue les classes à certains des segments pour appliquer dans un dernier temps l'algorithme de classification. Ce module n'utilise alors pas directement les ROI précédemment créés bien que la connaissance des vérités terrain soit nécessaire.



(a) Segmentation en milieu urbain [ENVI, 2019] (b) Classification des habitats de la Baie des Veys : utilisation d'une segmentation préalable

FIGURE 19 – Implémentation de segmentation avec le logiciel ©ENVI : différence entre milieu urbain et naturel

Ainsi cette méthode orientée objet n'a pas été choisie pour effectuer les classifications car trop peu efficace sur les zones planes et homogènes. En revanche sur des paysages moins homogènes, avec la présence de chenaux (dont la structure est facilement identifiable) ou encore de changements de végétations plus marqués la segmentation peut se révéler être un fort atout pour la classification.

## Quatrième partie

# Discussions et perspectives

## 1 Recommandation pour l'utilisation du LiDAR

### 1.1 Intérêt du LiDAR

Les résultats de classification des habitats littoraux ont démontré que l'intégration de prédicteurs liés au LiDAR topobathymétrique permet une augmentation de la précision des résultats. Bien que les sites d'études ne nécessitent pas tous exactement les mêmes prédicteurs, certains sont cependant récurrents. En effet, l'utilisation de **l'intensité du LiDAR infrarouge et vert, le MNS et le MNE** dérivés des acquisitions permettent une amélioration des résultats pour l'ensemble des sites étudiés.

La réalisation des acquisitions sur la frange littorale par un système LiDAR topobathymétrique aéroporté est judicieux puisque le coût de déploiement d'un tel système est réduit par rapport à celui d'un système TLS ou d'un drone.

En effet, le LiDAR permet l'acquisition de grandes étendues en un minimum de temps. En comparaison, pour le site de la Baie des Veys, la Figure 16 (partie III.2) indique un temps d'acquisition de 44 minutes pour le LiDAR et de 15 minutes pour le drone. L'avion effectuant des bandes aller-retour lors du vol, une large bande littorale est acquise durant ce laps de temps tandis que pour le drone, le vol est rapide mais la mise en place préparatoire comprenant la pose des cibles et leurs géoréférencement nécessite près d'une heure et demande des moyens humains plus importants pour une zone bien plus restreinte.

De la même manière, le déploiement d'un TLS est bien plus contraignant d'une part parce que les scans peuvent être longs à réaliser, que ceux-ci doivent être géoréférencés et nécessitent de ce fait la pose et la mesure de cibles comme point de contrôle et d'autre part car le système est coûteux et fragile. Bien que la réalisation d'acquisitions LiDAR soit onéreuse, les avantages sont donc nombreux et ce système doit être préconisé.

### 1.2 Signature spectro-spatiale LiDAR des habitats littoraux

Les résultats de classification ont montré que selon les sites étudiés, les prédicteurs permettant d'obtenir les meilleurs scores de classifications étaient différents. En effet, les sites présentent des caractéristiques environnementales distinctes de par leurs zonations différentes dans l'estran et la zone supratidal. La Figure 20 indique ces distinctions ainsi que les types de substrats et de végétations associés et leur propension à être qualifiés d'humide ou de sec.

Les résultats du premier site du Havre de Sienne montrent un apport important de l'intensité du retour LiDAR vert et infrarouge, l'apport étant cependant plus fort de la part du faisceau vert. Ce site est particulier par rapport aux autres puisqu'il est le seul à être constitué d'une dune et d'une grande plage sableuse. Ainsi cette zone est plus sèche

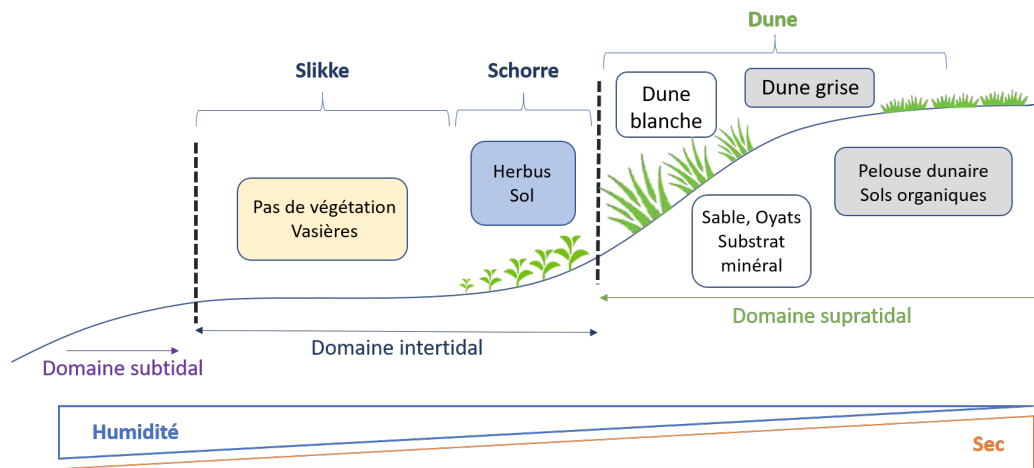


FIGURE 20 – Schématisation de la zone littorale

que les autres sites étudiés mais aussi composée d'une plus grande part de végétaux dunaires (oyats, chiendent maritime, pelouse dunaire, ...). Le substrat de l'arrière de la dune est aussi composé de plus de matières organiques et ainsi il est possible de conclure que **l'association du LiDAR vert et infrarouge discrimine mieux ce type de sol sec.**

La Baie des Veys cartographie une part très importante de slikke et de schorre vaseux (présence d'un marais maritime). L'intensité du LiDAR liée au vert offre de mauvais résultats tandis que celle de l'infrarouge permet d'obtenir la meilleure classification. Il ressort donc que **l'infrarouge LiDAR est plus à même de pouvoir discriminer les habitats les plus humides.**

Pour le second site du Havre de Sienne, les prédicteurs LiDAR les plus efficaces sont spatiaux (MNE et MNS). Cette zone cartographie une importante part de schorre (composé d'obiones, de salicornes ou encore de soudes maritimes) et est aussi composée d'une slikke sableuse et d'un début de dune. Ce site présente donc le plus de diversité. **Les prédicteurs spatiaux sont donc plus à même de discriminer les environnements dominés par une slikke sableuse et présentant une forte diversité.**

Ainsi, trois tendances majoritaires semblent se dégager des résultats observés. Cependant, le choix ayant été fait de ne s'intéresser qu'aux scores de classification globaux (par sites), il serait possible d'affiner le diagnostic par rapport aux classes. En effet, l'évaluation des exactitudes du producteur et du consommateur pourrait permettre de mieux déterminer la signature de chaque classe.

Concernant l'Estuaire de l'Orne, il est plus difficile d'inclure les résultats dans l'analyse puisque les données brutes LiDAR (comportant notamment les données du vert) n'ont pu être mises à disposition. Cependant, il est possible de noter que le second site est composé d'une grande slikke sableuse tandis que le premier présente une forte diversité écologique avec une slikke et un schorre vaseux mais aussi une partie de schorre poldérisée. Ces deux sites ont des comportements similaires à ceux du second du Havre de Sienne, utilisent les mêmes prédicteurs spatiaux et corrélerent ainsi avec la tendance observée.

### 1.3 Extrapolation des résultats sur le littoral

Les résultats de classification obtenus ne concernent que trois sites d'études distincts. Cependant, l'objectif à terme est d'être en mesure d'appliquer ce protocole sur l'ensemble du littoral français. L'utilisation des données Ortholittorale et LiDAR facilite ce processus puisqu'elles sont disponibles sur la majorité des côtes (ou en finalisation d'acquisitions pour le LiDAR). Ainsi l'extrapolation des résultats est possible en utilisant les mêmes échantillons d'apprentissage. Des ROI permettant d'inclure une classe eau sont rajoutés puisque celle-ci est une composante importante de l'image à classifier.

La Figure 21 présente la classification de l'ensemble de la Baie des Veys. Le site d'étude primaire est délimité en rouge.

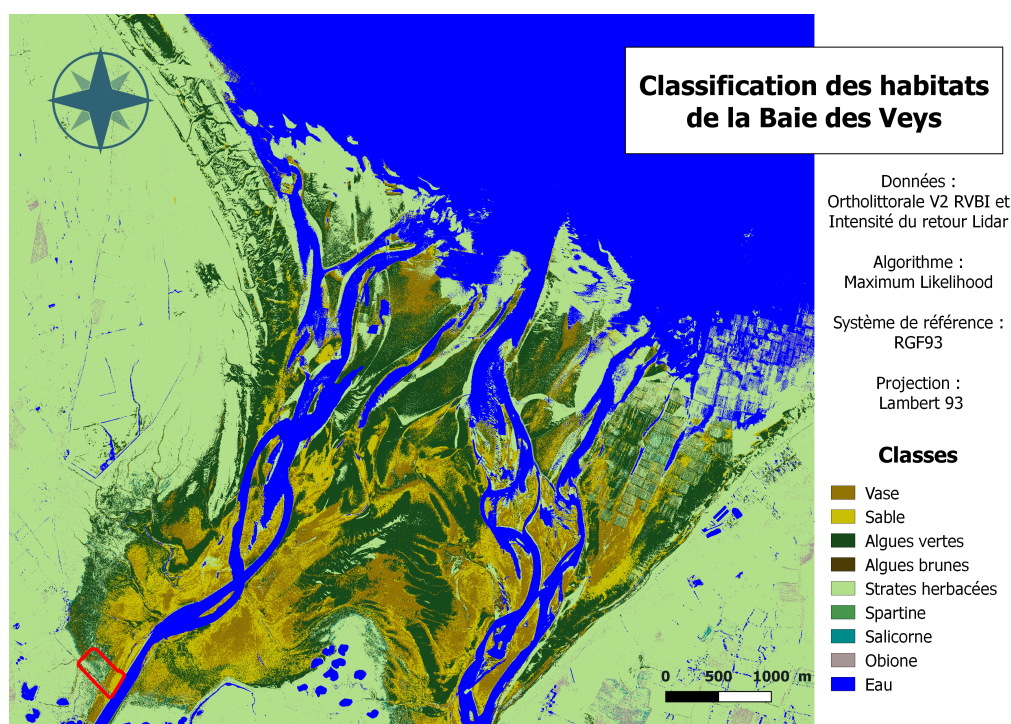


FIGURE 21 – *Extrapolation de la classification des habitats de la Baie des Veys*

Cette extrapolation confère de bons résultats et permet une distinction des habitats de l'estran. Ce résultat permet ainsi une aide à la décision pour la conservation des services écosystémiques littoraux.

Cependant ce résultat ne doit cependant pas être pris tel quel comme une vérité absolue. En effet, il sera nécessaire d'appliquer un masque sur la partie située au-delà du domaine tidal (comprenant les zones urbaines, les champs, les arbres ou encore les cultures conchylicoles) puisque celle-ci n'est pas incluse dans les échantillons d'apprentissage. De plus, bien que de nombreux habitats différents aient été échantillonnés, rien n'assure qu'ils le soient tous. Une phase d'échantillonnage plus importante serait alors nécessaire dans le cas où une classification écologique fine est souhaitée.

## 2 Limites

### 2.1 Limites d'utilisation des données LiDAR

Dans le cadre de ce projet, l'un des points d'intérêt consistait à étudier la faisabilité et l'intérêt du développement de l'information LiDAR pour la classification des habitats littoraux. Pour ce point, il était aussi nécessaire de prendre en compte qu'à terme le traitement de ces données LiDAR ne serait pas nécessairement effectué par un utilisateur confirmé. Ainsi, se placer de ce point de vue permet d'analyser la qualité des données mises à disposition et d'analyser quels avantages ou inconvénients elles peuvent présenter. Lors de la récupération des données LiDAR, deux cas se sont présentés qui ont tous deux présentés des avantages et des inconvénients notables.

Les données fournies par le ROL étaient des données post-traitées issues des acquisitions réalisées par le SHOM. Ces nuages de points étaient géoréférencés dans le Réseau Géodésique Français (RGF93) Lambert 93, système légal couramment usité. Cependant, concernant les caractéristiques propres au LiDAR plusieurs problèmes apparaissaient comme l'absence du nombre de retour ou l'angle de balayage qui peuvent permettre des analyses plus poussées notamment pour déterminer la présence et la hauteur de végétation. De plus l'organisation des données a impliqué la fusion des acquisitions des trois canaux ne rendant pas discernable les contributions de chacun. Après l'application du traitement illustré en Figure 8 (partie II.1), il est cependant possible de constater que le canal le plus contributeur est l'infrarouge et que de nombreuses données issues du vert ont été supprimées. Ces données sont donc au premier abord plus simple à utiliser mais ne permettent pas d'effectuer toutes les analyses LiDAR possible.

Les données brutes récupérées auprès du SHOM nécessitaient quant à elles de nombreux traitements avant utilisation. En effet, celles-ci n'étaient pas référencées dans le système légal mais en *Universal Transverse Mercator* (UTM) 30 Nord. Cette projection peu utilisée est difficilement accessible aux utilisateurs non-initiés et nécessite une reprojexion pour s'accorder avec les autres données. De la même manière la référence altimétrique ne correspondait pas à celle définie par l'Institut Géographique National (IGN). Enfin les données nécessitaient une phase importante de nettoyage encore une fois non accessible pour des utilisateurs ne disposant pas des connaissances ou des outils appropriés. L'atout de ces données plus appropriées pour ce projet était la mise à disposition d'information supplémentaires ainsi que la possibilité de pouvoir discerner plus aisément de quel canal d'acquisition étaient issues les intensités.

### 2.2 Calibration de la caméra et géoréférencement drone

La reconstruction des modèles 3D issus des acquisitions drone nécessite une première étape de mise en place des images (via les données de géoréférencement du GPS intégré au capteur optique) permettant de connaître les positions des caméras les unes par rapport aux autres puis une seconde étape de calibration des paramètres de la caméra (détermination des points principaux d'autocollimation et de symétrie, de la distance principale et des coefficients du polynôme de distorsion). Afin que la calibration soit la

plus juste possible, il est conseillé que celle-ci soit effectuée sur un site avec du relief et très texturé. En effet, l'acquisition de données sur des zones linéaires peut conduire à des déformations du modèle reconstruit ("*bowl effect*") [Tournadre *et al.*, 2015]. Cependant, les zones d'études étaient généralement planes et présentaient des textures assez homogènes ne facilitant ainsi pas la détermination de ces paramètres. De ce fait, la première idée d'utiliser le logiciel libre de traitement photogrammétrique MicMac [ENSG/IGN, 2018] n'a pu être réalisée puisque ne possédant pas un échantillon de photographies alloué à la calibration, il était impossible d'obtenir une calibration suffisante au bon déroulement des calculs suivants. Les orthomosaïques et nuages de points ont donc été obtenus avec le logiciel ©Pix4D mapper. Ce logiciel serait plus performant et adapté aux traitements de données issues d'acquisitions drone mais ce logiciel "boîte noire" ne fournit pas d'informations sur la manière dont il détermine les paramètres de calibration et l'utilisateur ne peut alors pas intervenir.

La classification des orthophotographies, utilisant principalement les attributs radiométriques des pixels, a été perturbée par la mauvaise calibration radiométrique du capteur optique du ©DJI Mavic Pro. De ce fait, la distinction des espèces, qu'elle soit faite par un opérateur ou par un logiciel automatique, s'est avérée difficile puisque certaines classes possédaient alors des caractéristiques radiométriques trop proches (sable et vase, spartine et salicorne, ...). Selon les modèles de caméra utilisés, il est possible de procéder à un étalonnage radiométrique qui permet d'éviter ces défauts.

Ainsi un compromis se révèle nécessaire entre la possibilité d'un diagnostic écologique fin et l'obtention de classifications précises. En effet, plus le nombre de classes sera faible et plus les classification obtenues auront de forts *Overall Accuracy* impliquant de ce fait une confusion entre classes très faible. C'est le cas pour le second site du Havre de Sienne ne distinguant plus que 3 classes mais pour lequel la classification obtient un *Overall Accuracy* de près de 99 %.

## 2.3 Puissance de calcul

La très haute résolution des orthoimages drone s'est révélée être autant un avantage qu'un inconvénient. En effet, la grande majorité des logiciels de traitement ne possède pas la capacité de calcul nécessaire aux traitements d'image de très haute résolution. Le logiciel ©ENVI s'est révélé être le plus à même d'effectuer ces traitements mais rencontrant néanmoins des problèmes de capacité mémoire pour certains algorithmes de classification (Séparateurs à Vastes Marges (SVM) et *Feature extraction*).

## 2.4 Temporalité

Dans le cadre du processus de classification effectué, trois jeux de données peuvent être distingués : les orthophotographies issues des acquisitions drones, celles de l'©Ortholittorale et enfin les données LiDAR. Les acquisitions de ces données ont été réalisées sur différentes périodes et bien que cela puisse être un avantage lorsqu'un suivi d'évolution est réalisé, cela peut aussi se révéler être un inconvénient majeur lorsqu'une classification sur une période donnée est souhaitée.

En effet, certaines espèces présentes lors de l'échantillonnage des habitats (et des acquisitions drones) sont absentes des acquisitions de l'Ortholittorale. C'est par exemple le cas des algues rouges observées sur la laisse de mer en Baie des Veys. Les photoquadrats servants de classes d'entraînement et de validation, dans le cas où cette différence n'est pas observée ou prise en compte, cela peut impliquer l'intégration d'erreurs dans les jeux de données. Ces erreurs faussent ainsi la calibration et donc les résultats des classifications.

## 3 Perspectives

### 3.1 Améliorations à court terme

#### 3.1.1 Chaîne de traitement LiDAR

La définition d'une chaîne de traitement LiDAR répondant à un cahier des charges fixé par l'utilisateur final, et non le producteur de données ou ses intermédiaires, permettrait une meilleure utilisation de celles-ci. En effet, ceci permettrait d'harmoniser le contenu mais aussi le géoréférencement des données produites.

Chacun des jeux de données possédaient donc des avantages nécessitant d'être combinés. Une collaboration plus importante entre producteur, fournisseur et utilisateur permettrait ainsi de faciliter l'application (ou la réplique) du développement de l'information LiDAR pour la classification des habitats sur l'ensemble du littoral.

#### 3.1.2 Protocole d'acquisitions des données

Lors de la réalisation des acquisitions drones pour la création d'un modèle photogramétrique, des cibles rectangulaires de couleur jaune sont utilisées et disposées selon deux transects parallèles. Afin d'améliorer la qualité de la reconstruction ainsi que le géoréférencement des modèles, différents points peuvent être évoqués.

Dans un premier temps, il pourrait être préférable d'effectuer un troisième transect de contrôle perpendiculairement aux deux premiers. Analogiquement, l'utilisation d'un traversier comparé aux lignes régulières permet de déterminer l'incertitude verticale associée à un levé bathymétrique lors d'une procédure de validation croisée. Ainsi, il est possible, à l'aide de cette validation, de vérifier qu'un levé bathymétrique répond bien aux critères de l'ordre spécial défini par la norme S-44 [OHI, 2011]. Ce processus de validation pourrait s'appliquer de manière similaire afin d'affiner la détermination de l'incertitude verticale des données. L'utilisation d'un traversier permettrait dans un second temps d'appliquer plus de contraintes au centre du modèle lors de la reconstruction photogrammétrique et plus particulièrement lors du géoréférencement du modèle obtenu.

Un autre point concerne la forme et la couleur des cibles utilisées. En effet, certaines d'entre elles se sont retrouvées être difficilement discernables lors de leur identification sur le logiciel de reconstruction. Les cibles pouvaient soit être confondues avec la végétation,

soit déformées. De ce fait, l'annotation des cibles par l'utilisateur devient imprécise ce qui entraîne des erreurs de reprojexion (distance moyenne entre la position renseignée sur les clichés et la position estimée par moindres carrés d'un point). Ainsi le modèle et son géoréférencement se retrouvent altérés par ces erreurs.

## 3.2 Études supplémentaires

### 3.2.1 Évolution géomorphologique d'une flèche sableuse : Cas du Havre de Sienne

L'une des difficultés évoquées plus haut est la disparité temporelle des données utilisées. Cependant ces écarts peuvent se révéler utiles pour le suivi de l'évolution de certains marais ou dunes sableuses dont le mouvement est rapide.

Ainsi lors de l'exécution de la procédure de classification du second site d'étude du Havre de Sienne, les vérités terrains et aériennes se révélaient en désaccord avec les données de l'©Ortholittorale et particulièrement sur les zones où se trouvaient le marais et le début de la dune. Ceci pose un problème majeur puisque l'apport de mauvaises informations participe à fausser l'algorithme de classification en attribuant des pixels à des classes dont ils ne font pas partis. En l'occurrence, pour ce site d'étude, cela revenait à associer des pixels d'herbus à une classe sable. Ceci illustre de plus un second exemple au problème de temporalité évoqué plus haut.

Cependant, ces données peuvent participer au suivi de la morphométrie du littoral car il est alors possible de réaliser une étude diachronique. La Figure 22 présente ces résultats.

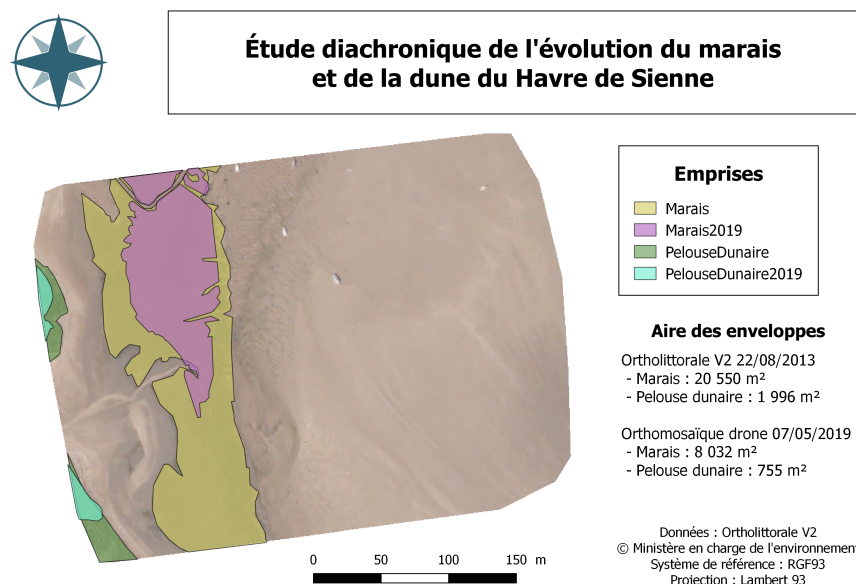


FIGURE 22 – Étude diachronique de l'évolution de la taille du marais et d'une partie de la dune du Havre de Sienne

Sur un intervalle de 6 ans environ, la taille du marais et celle de la dune sableuse sur la zone étudiée ont été divisées par un facteur supérieur à 2.

### 3.2.2 Indicateur écologique pour la santé des herbus du schorre

Le Conservatoire Botanique National de Brest, dans le cadre de ses actions menées sur les prés salés de Normandie a déterminé différents indicateurs permettant le suivi de l'état de conservation des espèces et des habitats [Goret and Zambettakis, 2019]. Ainsi dans le cadre de surfaces d'habitats sensibles de pré salés, l'état de santé des obionnaies se révèle être un excellent indicateur.

Le premier site d'étude de l'Estuaire de l'Orne se prête particulièrement bien à ce cas de figure puisque la majorité du marais est composée d'obiones comme illustré en Figure 23.

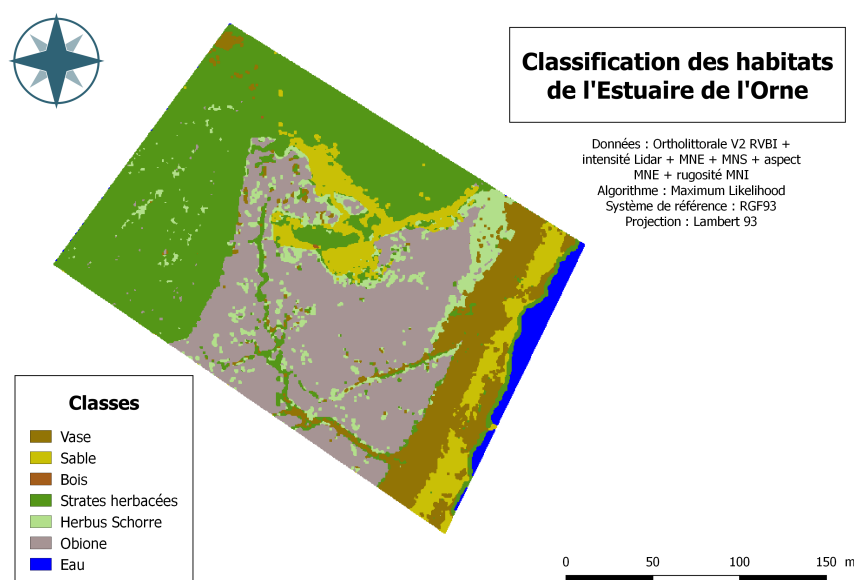


FIGURE 23 – *Classification de l'Estuaire de l'Orne : mise en évidence d'une grande obionnaie*

La reconstruction photogrammétrique obtenue à partir des acquisitions permet, en plus de la création d'une orthomosaique, l'obtention d'un MNS et d'ainsi pouvoir en dériver un MNT. La soustraction des deux modèles permet de déterminer la hauteur de végétation. Il est possible d'appliquer ce processus aux modèles dérivés du LiDAR mais la précision sera plus importante en utilisant les modèles issus de la reconstruction photogrammétrique. En effet les différences de hauteurs peuvent être assez faible en fonction de la phase de croissance de l'obione et ainsi être confondues dans l'intervalle d'erreurs attribué au LiDAR. La Figure 24 présente la carte de différence entre MNS et MNT concernant l'obionnaie de l'Estuaire de l'Orne.

L'obtention de cet hauteur de végétation permet ainsi de déduire un indice écologique pour s'assurer de la bonne santé des marais. L'une des contraintes de la méthode est

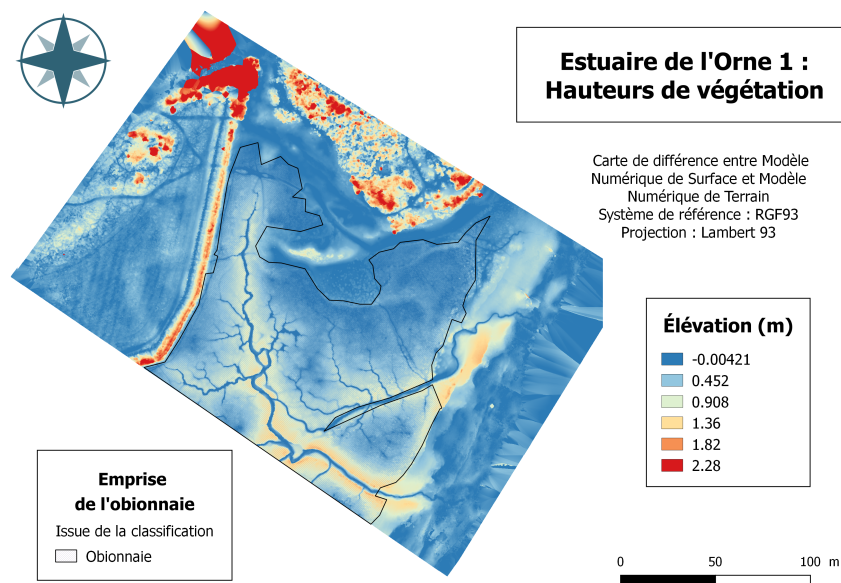


FIGURE 24 – Détermination des hauteurs de végétation

que la végétation doit être dans une phase post-croissance afin que sa taille puisse être supérieure à l'intervalle d'erreur du LiDAR (une vingtaine de centimètres) et que les buissons soient bien discernables sur les modèles. Ainsi, les acquisitions de comparaisons doivent avoir lieu sur la même période de temps et au moment le plus propice pour observer les obionnaies au plus fort de leur croissance.

### 3.2.3 Utilisation des techniques de *deep learning* pour une classification automatique

Dans le cadre de ce projet, l'utilisation des méthodes utilisant l'apprentissage profond a été envisagée. En effet, le *deep learning* effectue des traitements élémentaires (combinaisons linéaires) dans le but d'extraire des attributs et de classer des données [Dechesne, 2019]. L'utilisation de cette méthode d'apprentissage automatique pour la détection d'objets, la reconnaissance d'images et ainsi la classification nécessitait la construction d'un réseau neuronal convolutif. Ce réseau composé de plusieurs couches denses s'entraîne et est en mesure d'apprendre par lui-même. Ainsi l'extrapolation des résultats pour l'ensemble du littoral serait facilitée par cette méthode.

Un exemple de réseau, qualifié de complètement connecté, est présenté en Figure 25. Celui-ci est composé de nombreuses couches denses à unités cachées qui permettent la réalisation de combinaisons linéaires avec les différentes caractéristiques indiquées en entrée. Ces caractéristiques peuvent être spectrales (radiométrie, intensité) ou spatiales (géométrie) puisque les données d'entrées peuvent être des images ou des nuages de points.

La densification des couches s'effectue à l'aide de convolutions et de déconvolutions successives comprenant des fonctions d'activations permettant l'ajout de non linéarité au modèle. C'est cette partie qui permet d'entraîner le réseau à apprendre et reconnaître

par lui-même. À la sortie du réseau, l'objectif est de récupérer une couche à une unité cachée de même dimension que les données d'entrées. Une fonction d'activation finale est alors appliquée en fonction du problème à solutionner : régression, classification binaire ou multi-classes.

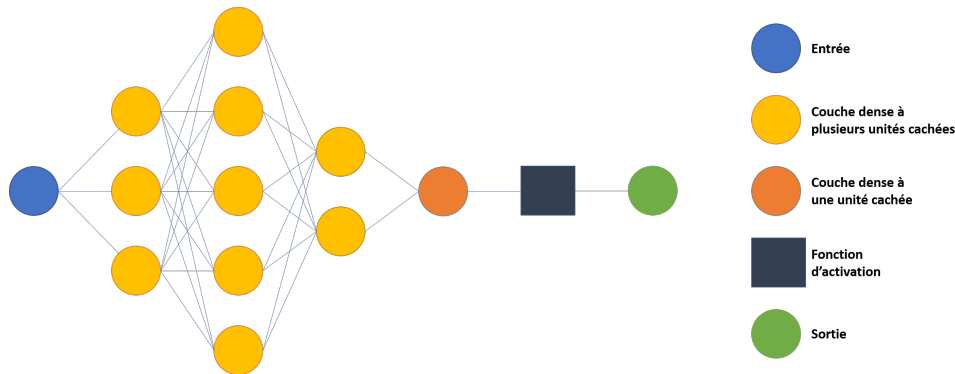


FIGURE 25 – Exemple d'un réseau neuronal convolutif (complètement connecté)

La mise en place du modèle s'effectue à l'aide de la librairie *Keras* disponible sous programmation Python. L' Annexe F présente les étapes nécessaires à la création et à l'entraînement d'un réseau en vue de la réalisation de prédictions des classes.

Ce projet n'a pu être mené à bien au cours de ce stage malgré la préparation de différents scénarii de classification et la réalisation de scripts. En effet, l'une des contraintes de cette méthode est qu'elle nécessite la mise en place d'une base de données annotées conséquentes pour que le réseau de neurones soit suffisamment bien entraîné. Ne disposant pas de suffisamment d'échantillons pour chaque habitat identifié le réseau n'aurait pu être en mesure d'apprendre correctement et de fournir des résultats concluants. De plus, l'implémentation de de cette méthode nécessite des stations de calculs puissantes possédant un grand nombre de *Graphical Processing Unit* (GPU).

Différentes procédures ont donc été envisagées :

- La première idée consistait à développer une base de données de vignettes représentant les différents habitats identifiés. Inspiré des bases de données existantes telles que *CIFAR-10*<sup>5</sup> ou *MNIST*<sup>6</sup> comprenant des milliers d'images de chiffres ou d'images courantes annotées, la mise en place de cette base de données demandait un travail trop important d'échantillonnage et de labélisation des données qu'il n'était pas possible de réaliser par manque de données.
- Une autre idée consistait à parcourir les pixels d'une image préalablement classifiée. Chaque pixel étant défini comme une vérité terrain, il aurait été possible d'effectuer une segmentation sémantique.
- Enfin, une dernière idée nécessitait la construction de groupes de pixel (*patch*) sur une image classifiée avec l'utilisation d'un auto-encodeur.

5. <https://www.cs.toronto.edu/~kriz/cifar.html/>

6. <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>

# Conclusion

La cartographie des habitats littoraux normands, théâtre de nombreux aléas, représente une aide à la prise de décision concernant la gestion et la conservation de cet espace sensible.

Le développement de l'information du LiDAR topobathymétrique génère des produits spectraux et spatiaux dont la précision verticale est compatible avec l'utilisation d'échantillons issus d'acquisitions drone et de photoquadrats. La mise en place d'un protocole de classification par méthode de calibration / validation utilisant ces vérités terrains permet de déterminer les limites des différents habitats composant les zones estuariennes étudiées.

Les résultats ont montré que la combinaison de produits dérivés du LiDAR et de **l'infrarouge issue de l'Ortholittorale** permet d'augmenter considérablement la précision des classifications des habitats littoraux. Ainsi selon les habitats présents sur les zones étudiées, ce sont les **caractéristiques spectrales comme l'intensité LiDAR** qui primeront tandis que dans d'autres, ce sont les **caractéristiques spatiales LiDAR comme la topométrie** qui permettront l'obtention de classifications précises.

Les scores de corrélation démontrent que les plages sableuses et les dunes (habitats secs, végétés, pelouse organique) répondent mieux à l'intensité du retour LiDAR issue des faisceaux vert et infrarouge, tandis que les zones de slikke et schorre vaseux (habitats humides) sont mieux cartographiés par l'intensité LiDAR infrarouge. Enfin les slikkes sableuses présentant une forte diversité écologique obtiennent de meilleurs résultats avec des prédicteurs spatiaux (MNE et MNS).

Cependant un **compromis est nécessaire entre diagnostic écologique fin et précision de classification**. En effet, l'augmentation du nombre de variables à classer entraîne plus de confusions entre les différentes classes pouvant ainsi fausser la répartition des espèces caractéristiques de l'estran.

Les données LiDAR fournies dans le cadre de ce projet soulèvent néanmoins des défauts dans la chaîne de traitement pouvant être corrigés par l'établissement d'un cahier des charges plus précis entre collecteur de données et utilisateur.

La disparité temporelle des données, bien qu'handicapante pour la réalisation de classifications sur un même temps donné, est une vraie aubaine pour le suivi de l'évolution géomorphologique du littoral ainsi que pour la mise en place d'un indicateur écologique.

La création d'une base de données labellisée d'images des habitats et l'implémentation de méthodes de classification utilisant le *deep learning* pour l'extrapolation des résultats sur l'ensemble des côtes françaises pourrait se révéler être un atout considérable pour la gestion du littoral français.

## Références

- [Andersen *et al.*, 2017] Andersen, M. S., Gergely, Á. ., Al-Hamdani, Z. K., Steinbacher, F. ., Larsen, L. R., and Ernstsen, V. B. (2017). Processing and performance of topobathymetric lidar data for geomorphometric and morphological classification in a high-energy tidal environment. *Hydrol. Earth Syst. Sci*, 21(1) :43–63.
- [Aubié *et al.*, 2011] Aubié, S., Mallet, C., and Favennec, J. (2011). Caractérisation de l'aléa érosion (2020-2040) de la Côte Aquitaine dans le cadre de l'étude stratégique de gestion du trait de côte Observatoire de la Côte Aquitaine Rapport BRGM/RP-59095-FR. Technical report, BRGM.
- [Boak and Turner, 2005] Boak, E. H. and Turner, I. L. (2005). Shoreline Definition and Detection : A Review. *Journal of Coastal Research*, 214 :688–703.
- [Chust *et al.*, 2008] Chust, G., Galparsoro, I., Ángel Borja, Franco, J., and Uriarte, A. (2008). Coastal and estuarine habitat mapping, using lidar height and intensity and multi-spectral imagery. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 78(4) :633 – 643.
- [Colas *et al.*, 2016] Colas, S., Costa, S., Garnier, E., and Roche, A. (2016). Développer la connaissance et l'observation du trait de côte. Technical report, CEREMA pour le Ministère de l'Écologie, du développement durable et de l'énergie.
- [Collin *et al.*, 2018a] Collin, A., Dubois, S., Ramambason, C., and Etienne, S. (2018a). Very high-resolution mapping of emerging biogenic reefs using airborne optical imagery and neural network : the honeycomb worm ( *Sabellaria alveolata* ) case study . *International Journal of Remote Sensing*, pages 1–16.
- [Collin *et al.*, 2018b] Collin, A., Lambert, N., and Etienne, S. (2018b). Satellite-based salt marsh elevation, vegetation height, and species composition mapping using the superspectral WorldView-3 imagery. *International Journal of Remote Sensing*.
- [Conservatoire du littoral, 2019a] Conservatoire du littoral (2019a). ESTUAIRE DE L'ORNE.
- [Conservatoire du littoral, 2019b] Conservatoire du littoral (2019b). LES VEYS.
- [Conservatoire du littoral, 2019c] Conservatoire du littoral (2019c). POINTE D'AGON.
- [Dechesne, 2017] Dechesne, C. (2017). Traitements avancés des images de Télédétection Classification SVM - Cours ENSG Ingénieurs deuxième année.
- [Dechesne, 2019] Dechesne, C. (2019). Introduction au Deep Learning - Conférence AL-LOHA.
- [Eau france, 2015] Eau france (2015). Les zones estuariennes | Zones Humides.
- [ENSG/IGN, 2018] ENSG/IGN (2018). Documentation MicMac. [https ://mic-mac.ensg.eu](https://mic-mac.ensg.eu).
- [ENVI, 2019] ENVI (2019). Feature Extraction with Example-Based Classification Tutorial. Technical report.
- [Goret and Zambettakis, 2019] Goret, M. and Zambettakis, C. (2019). Les prés salés de Normandie : Bilans des connaissances et actions menées par le CBN de Brest pour le Calvados et la Manche.

- [Guenther *et al.*, 2000] Guenther, G., Grant Cunningham, A., LaRocque, P., and J Reid, D. (2000). Meeting the accuracy challenge in airborne lidar bathymetry. *Proceedings of EARSeL-SIG-Workshop LIDAR*, 1.
- [Harris Geospatial Solutions, 2019] Harris Geospatial Solutions (2019). Maximum Likelihood - ENVI Docs Center.
- [International Chamber of Shipping, 2019] International Chamber of Shipping (2019). ICS | Shipping and World Trade.
- [Kohavi and Provost, 1998] Kohavi, R. and Provost, F. (1998). Glossary of terms. *Machine Learning*, 30(2) :271–274.
- [Landes and Grussenmeyer, 2011] Landes, T. and Grussenmeyer, P. (2011). Les principes fondamentaux de la lasergrammétrie terrestre : systèmes et caractéristiques. *Revue XYZ*.
- [Leica Geosystems, 2015] Leica Geosystems (2015). Leica HawkEye III The most efficient deep water LiDAR sensor Leica HawkEye III product specifications. Technical report, Leica Geosystems.
- [Mallet, 2016] Mallet, C. (2016). Classification non supervisée - Cours ENSG Ingénieurs première année.
- [Mallet and Michot, 2012] Mallet, C. and Michot, A. (2012). Synthèse de référence des techniques de suivi du trait de côte - Rapport BRGM/RP-60616-FR. Technical report, BRGM.
- [Mury *et al.*, 2018] Mury, A., Collin, A., and Etienne, S. (2018). Wave attenuation service of saltmarshes and shelly cheniers : a spatio-temporal study in Mont-Saint-Michel Bay, France. 20 :2044.
- [OHI, 2011] OHI (2011). Normes OHI pour les levés hydrographiques. [https://www.iho.int/iho\\_pubs/standard/S-44\\_Ed.5.0.1\\_FR.pdf](https://www.iho.int/iho_pubs/standard/S-44_Ed.5.0.1_FR.pdf).
- [Pix4D, 2017] Pix4D (2017). USER MANUAL Pix4Dmapper 4.1.
- [Quadros, 2013] Quadros, N. (2013). Unlocking the characteristics of Bathymetric LiDAR sensors. *LiDAR Magazine*, 3(6) :4.
- [Richards and Jia, 1986] Richards, J. A. and Jia, X. (1986). Maximum Likelihood Classification. In *Remote Sensing Digital Image Analysis*, chapter Supervised Classification Techniques, pages 193–247. Springer-Verlag, Berlin, 4 th edition.
- [RIEGL LASER Measurement Systems, 2017] RIEGL LASER Measurement Systems (2017). RIEGL VZ-400 Specifications. Technical report.
- [Saur, 2015] Saur, S. (2015). Les capteurs LiDAR Statiques, mobiles et aéroportés - ENSG Cours Ingénieurs première année.
- [Stigermark *et al.*, 2014] Stigermark, C.-J., Axelsson, A., and Welander, S. (2014). AHAB Bathymetric LiDAR Systems. Technical report, AHAB.
- [Tournadre *et al.*, 2015] Tournadre, V., Pierrot-Deseilligny, M., and Faure, P. H. (2015). UAV linear photogrammetry. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XL-3/W3 :327–333.
- [Yapp, 1922] Yapp, R. H. (1922). The concept of habitat. *Journal of Ecology*, 10(1) :1–17.

# Annexes

## Table des annexes

<b>A Résultats des traitements photogrammétriques</b>	<b>42</b>
<b>B Incertitudes verticales</b>	<b>44</b>
B.1 Estuaire de l’Orne . . . . .	44
B.2 Havre de Sienne . . . . .	45
<b>C Habitats majoritairement présents sur les sites d’études</b>	<b>46</b>
C.1 Estuaire de l’Orne . . . . .	46
C.1.1 Diagnostic écologique fin . . . . .	46
C.1.2 Diagnostic écologique large . . . . .	46
C.2 Havre de Sienne . . . . .	47
C.2.1 Diagnostic écologique fin . . . . .	47
C.2.2 Diagnostic écologique large . . . . .	47
<b>D Apports des différents prédicteurs</b>	<b>48</b>
D.1 Estuaire de l’Orne . . . . .	48
D.1.1 Premier site . . . . .	48
D.1.2 Second site . . . . .	48
D.2 Havre de Sienne . . . . .	49
D.2.1 Premier site . . . . .	49
D.2.2 Second site . . . . .	49
<b>E Résultats des classifications</b>	<b>50</b>
E.1 Estuaire de l’Orne . . . . .	50
E.1.1 Premier site . . . . .	50
E.1.2 Second site . . . . .	52
E.2 Havre de Sienne . . . . .	54
E.2.1 Premier site . . . . .	54
E.2.2 Second site . . . . .	56
<b>F Processus de classification <i>deep learning</i></b>	<b>57</b>

## A Résultats des traitements photogrammétriques

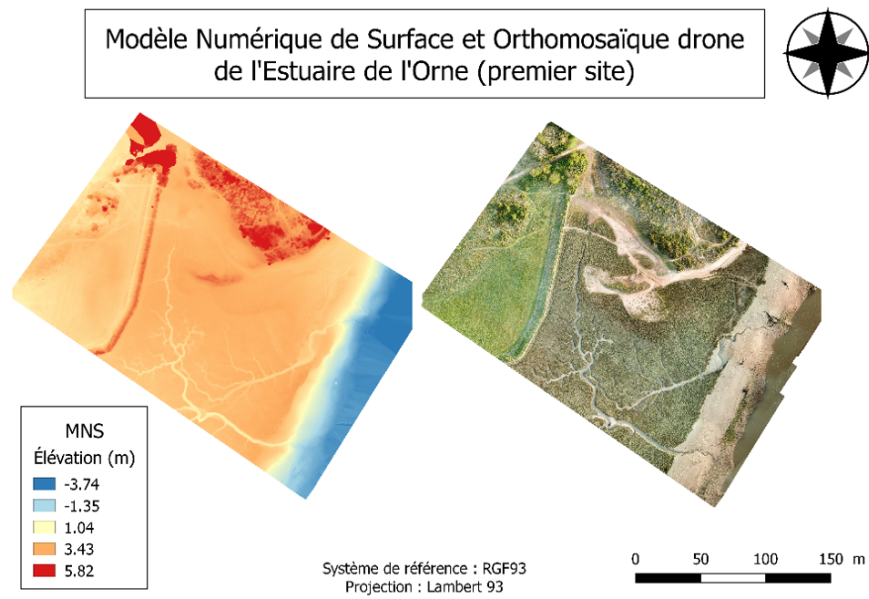


FIGURE A.1 – *Modèle numérique de surface et orthomosaïque du premier site de l'Estuaire de l'Orne*

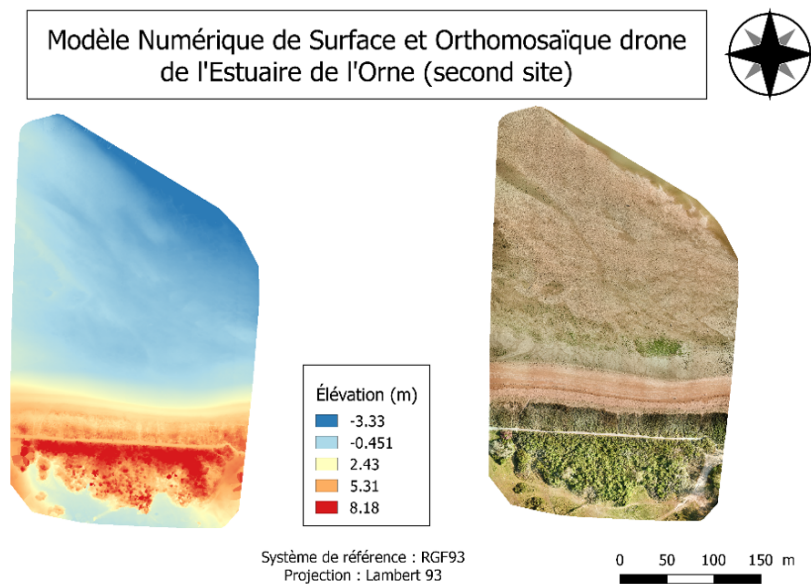


FIGURE A.2 – *Modèle numérique de surface et orthomosaïque du second site de l'Estuaire de l'Orne*

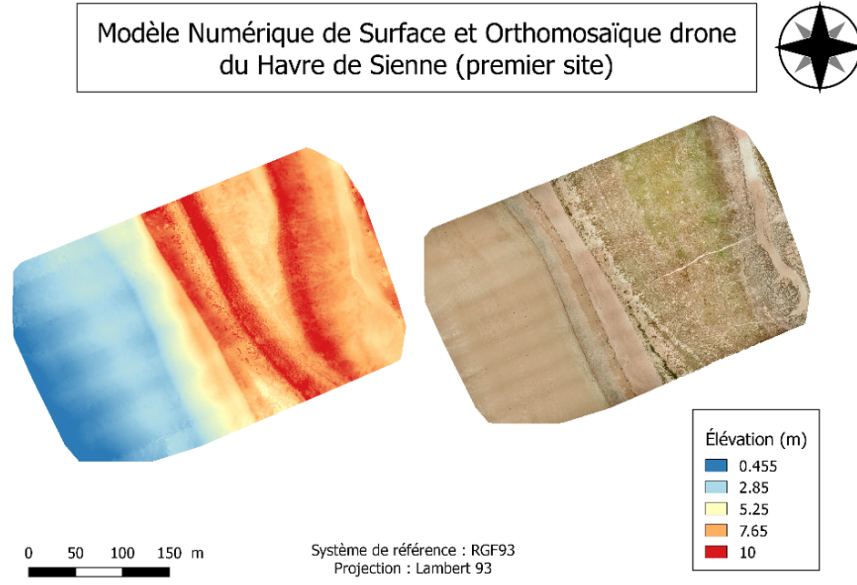


FIGURE A.3 – *Modèle numérique de surface et orthomosaique du premier site du Havre de Sienne*

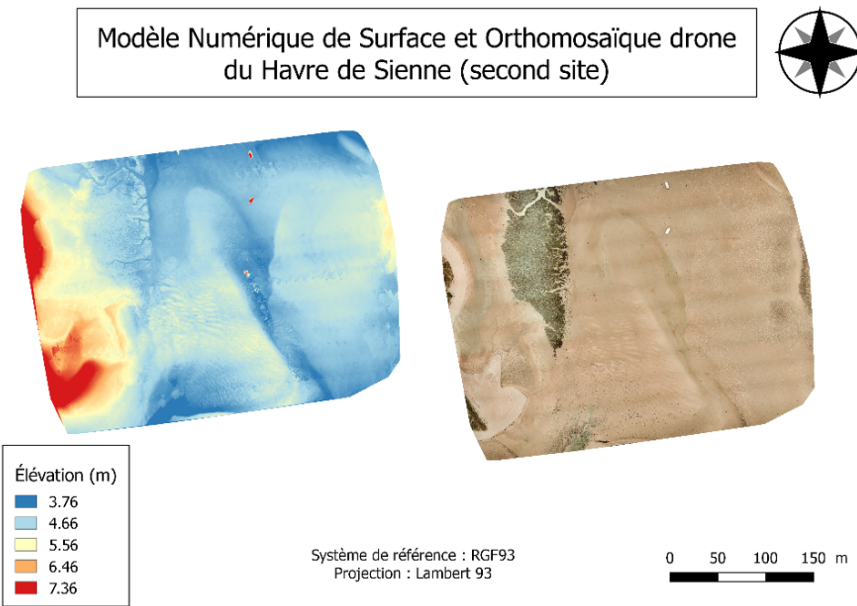


FIGURE A.4 – *Modèle numérique de surface et orthomosaique du second site du Havre de Sienne*

## B Incertitudes verticales

### B.1 Estuaire de l'Orne

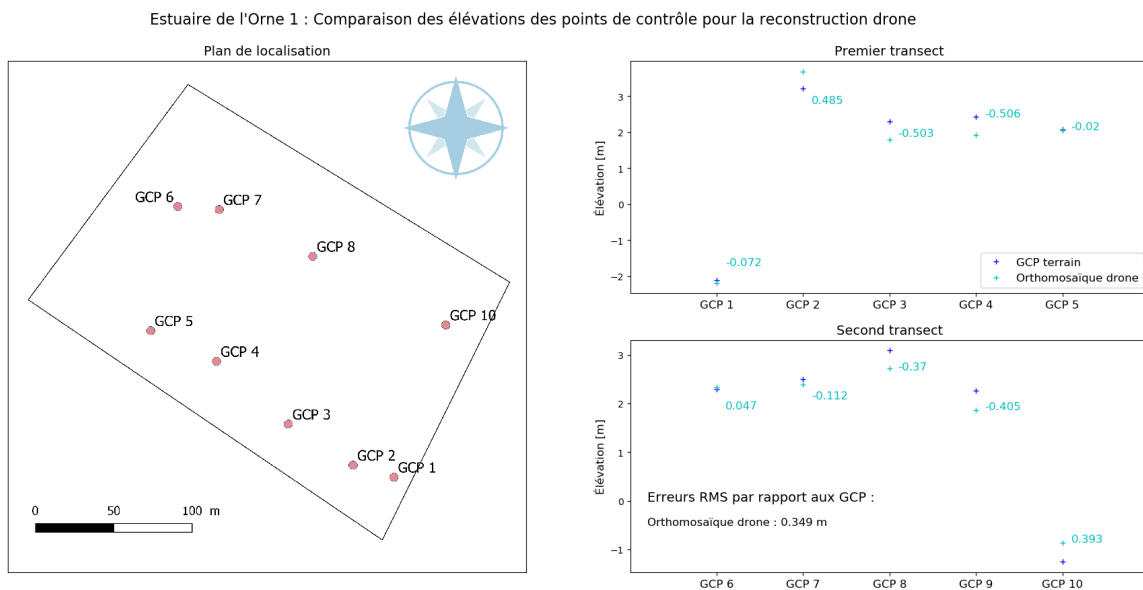


FIGURE B.5 – Orne 1 : Analyse des précisions verticales

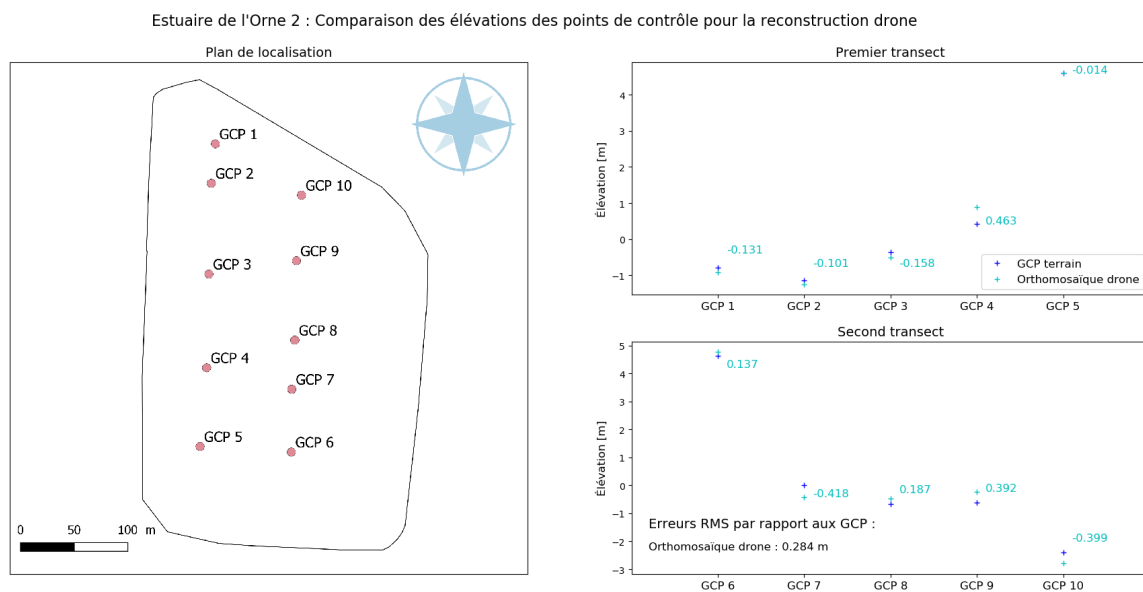


FIGURE B.6 – Orne 2 : Analyse des précisions verticales

## B.2 Havre de Sienne

Havre de Sienne 1 : Comparaison des élévations des points de contrôle pour la reconstruction drone et les données LiDAR (Infrarouge et Vert)

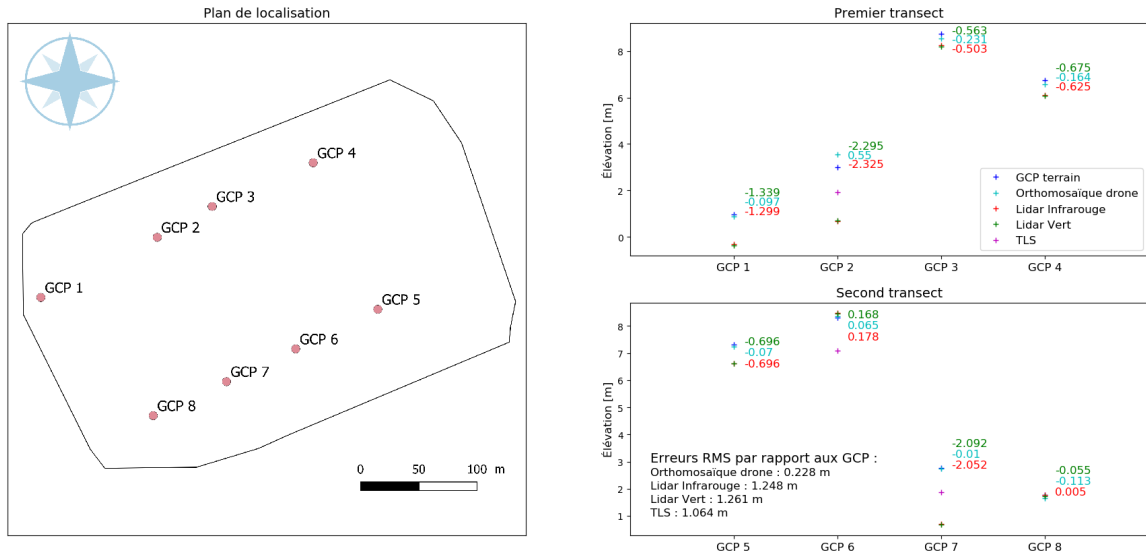


FIGURE B.7 – Sienna 1 : Analyse des précisions verticales

Havre de Sienna 2 : Comparaison des élévations des points de contrôle pour la reconstruction drone et les données LiDAR (Infrarouge et Vert)

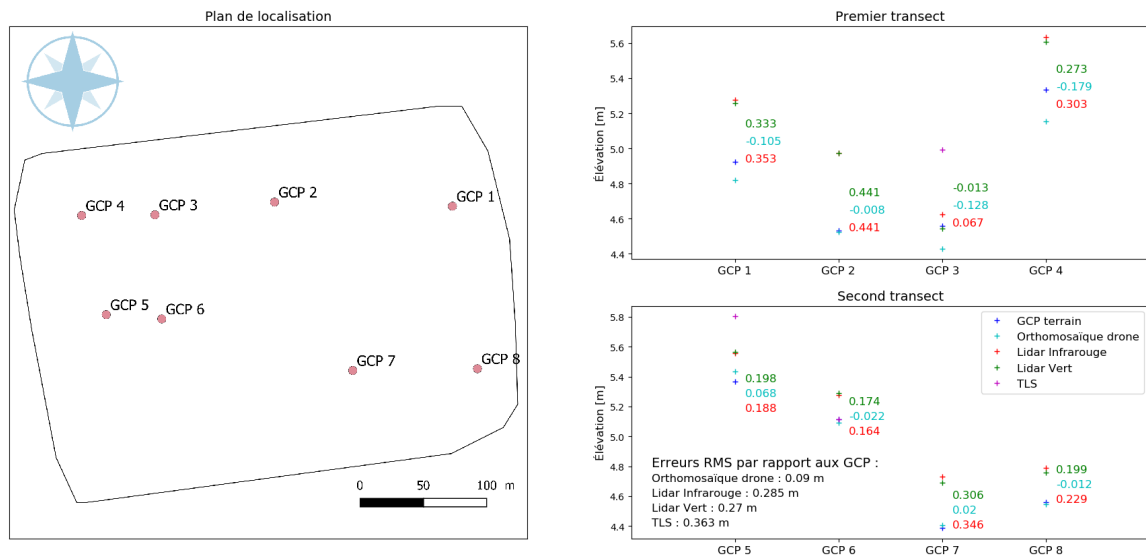


FIGURE B.8 – Sienna 2 : Analyse des précisions verticales

## C Habitats majoritairement présents sur les sites d'études

### C.1 Estuaire de l'Orne

#### C.1.1 Diagnostic écologique fin

Orne 1		Orne 2	
ID	Classes	ID	Classes
1	Vase	1	Sable
2	Sable	2	Galets
3	Algues vertes	3	Strates herbacées
4	Algues brunes	4	Strates arbustives
5	Bois	5	Herbus dunes
6	Strates herbacées	6	Oyats
7	Herbus Schorre	7	Strates arborées
8	Obione	8	Goudron
9	Eau		

TABLE C.1.1 – Habitats majoritairement présents pour l'Estuaire de l'Orne

#### C.1.2 Diagnostic écologique large

Orne 1		Orne 2	
ID	Classes	ID	Classes
1	Vase	1	Sable
2	Sable	2	Herbus dune
3	Strates herbacées	3	Goudron
4	Herbus Schorre	4	Strates arborées
5	Obione	5	Strates herbacées
6	Eau		

TABLE C.1.2 – Habitats majoritairement présents pour l'Estuaire de l'Orne

## C.2 Havre de Sienne

### C.2.1 Diagnostic écologique fin

Sienna 1	
ID	Classes
1	Vase
2	Sable
3	Gravillons
4	Herbus dune
5	Oyats

TABLE C.2.3 – *Habitats majoritairement présents pour le Havre de Sienna*

### C.2.2 Diagnostic écologique large

Sienna 1		Sienna 2	
ID	Classes	ID	Classes
1	Vase	1	Sable
2	Sable	2	Pelouse dunaire
3	Gravillons	3	Herbus Schorre
4	Herbus dune		

TABLE C.2.4 – *Habitats majoritairement présents pour le Havre de Sienna*

# D Apports des différents prédicteurs

## D.1 Estuaire de l'Orne

### D.1.1 Premier site

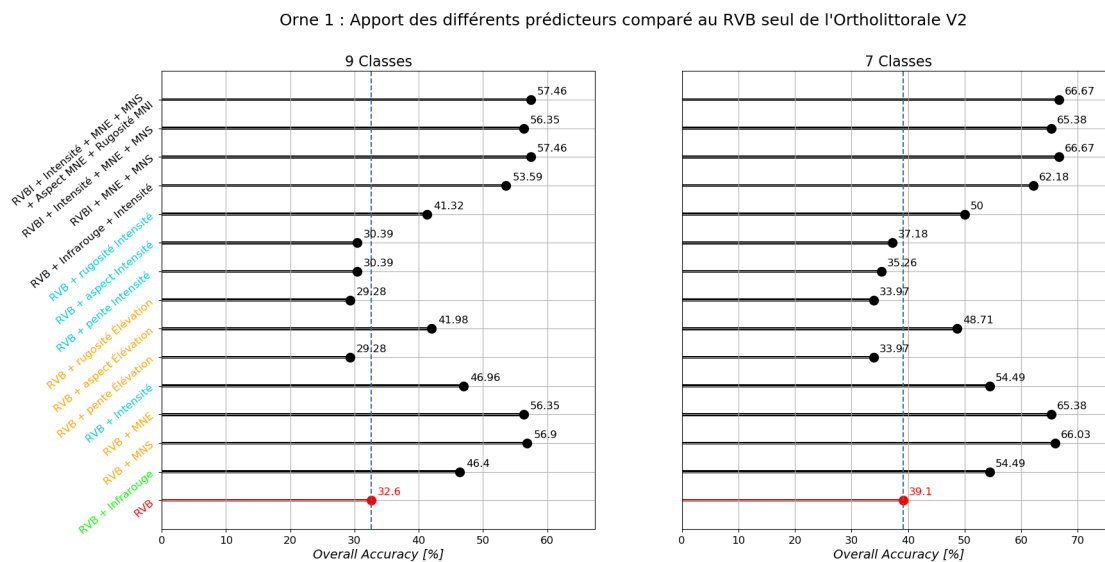


FIGURE D.1 – Orne 1 : Apport de précision des prédicteurs spatiaux et spectraux

### D.1.2 Second site

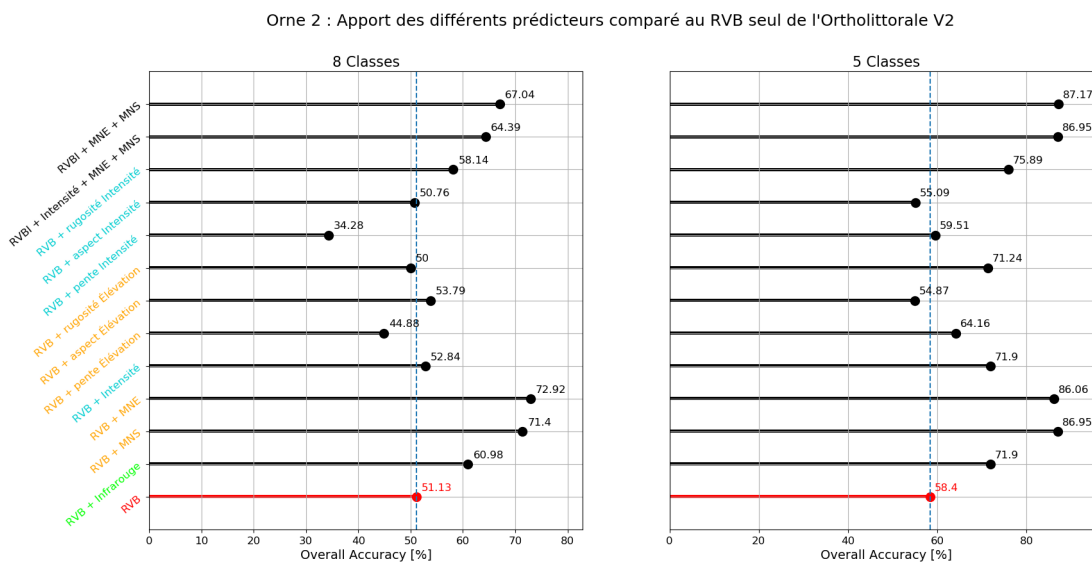


FIGURE D.2 – Orne 2 : Apport de précision des prédicteurs spatiaux et spectraux

## D.2 Havre de Sienne

### D.2.1 Premier site

Sienna 1 : Apport des différents prédicteurs comparé au RVB seul de l'Ortholittorale V2

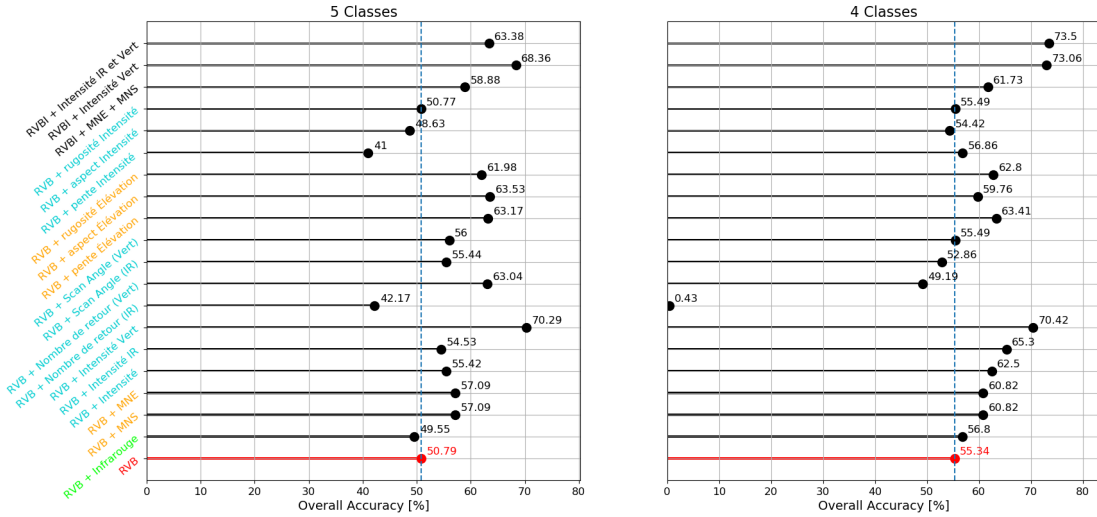


FIGURE D.3 – Sienna 1 : Apport de précision des prédicteurs spatiaux et spectraux

### D.2.2 Second site

Sienna 2 : Apport des différents prédicteurs comparé au RVB seul de l'Ortholittorale V2

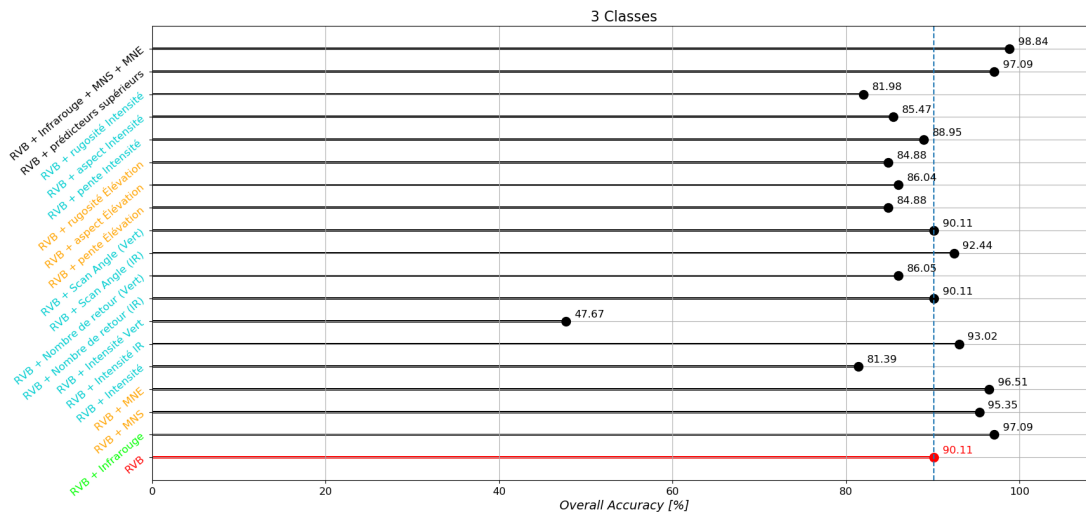


FIGURE D.4 – Sienna 2 : Apport de précision des prédicteurs spatiaux et spectraux

## E Résultats des classifications

### E.1 Estuaire de l'Orne

#### E.1.1 Premier site

©Ortholittorale V2 RVBI + MNE + MNS										
% Classes		Validation								
		Vase	Sable	Algues vertes	Algues brunes	Bois	Strates herbacées	Herbus Schorre	Obione	Eau
Calibration	Vase	70.59	14.29	100	46.15	0	1.39	5.88	0	11.11
	Sable	5.88	64.29	0	7.69	81.82	6.94	17.65	12.5	0
	Algues vertes	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Algues brunes	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Bois	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Strates herbacées	5.88	21.43	0	46.15	18.18	91.67	35.29	37.5	0
	Herbus Schorre	17.65	0	0	0	0	0	11.76	6.25	0
	Obione	0	0	0	0	0	0	29.41	43.75	0
	Eau	0	0	0	0	0	0	0	0	88.89
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100

TABLE E.1.1 – Matrice de confusion pour la classification optimale à 9 classes de l'Estuaire de l'Orne 1

©Ortholittorale V2 RVBI + MNE + MNS							
% Classes		Validation					
		Vase	Sable	Strates herbacées	Herbus Schorre	Obione	Eau
Calibration	Vase	70.59	14.29	1.39	5.88	0	11.11
	Sable	5.88	64.29	6.94	17.65	12.50	0
	Strates herbacées	5.88	21.43	91.67	35.29	37.5	0
	Herbus Schorre	17.65	0	0	29.41	6.25	0
	Obione	0	0	0	29.41	43.75	0
	Eau	0	0	0	0	0	88.89
	Total	100	100	100	100	100	100

TABLE E.1.2 – Matrice de confusion pour la classification optimale à 6 classes de l'Estuaire de l'Orne 1

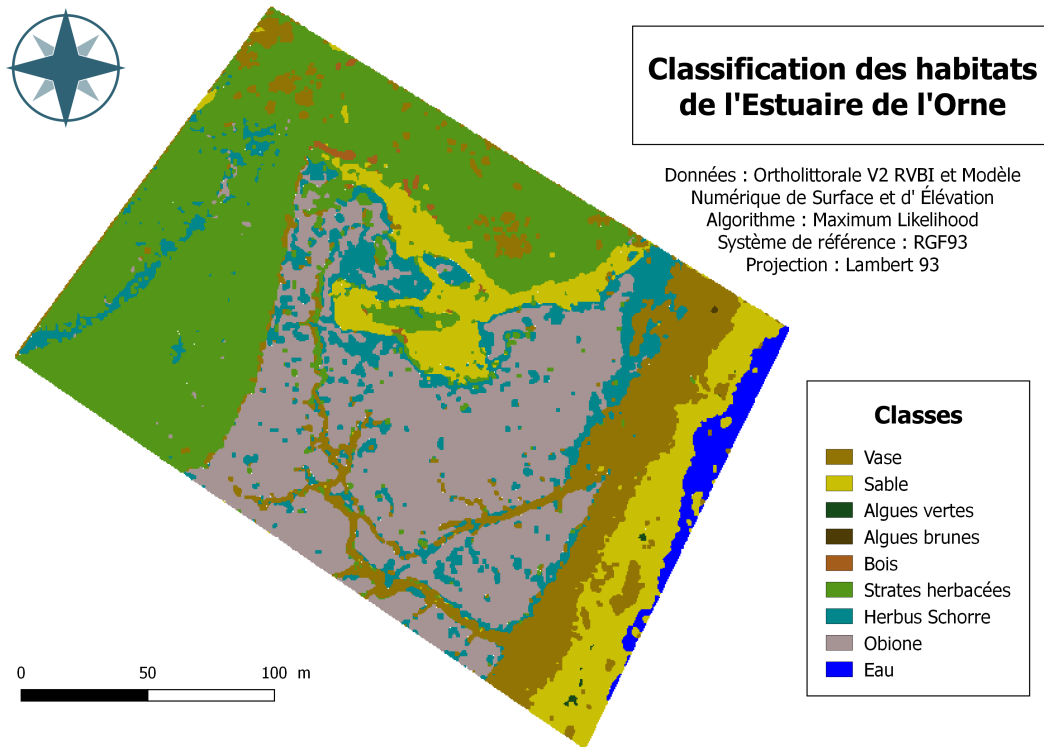


FIGURE E.1 – *Classification des habitats du premier site de l'Estuaire de l'Orne*

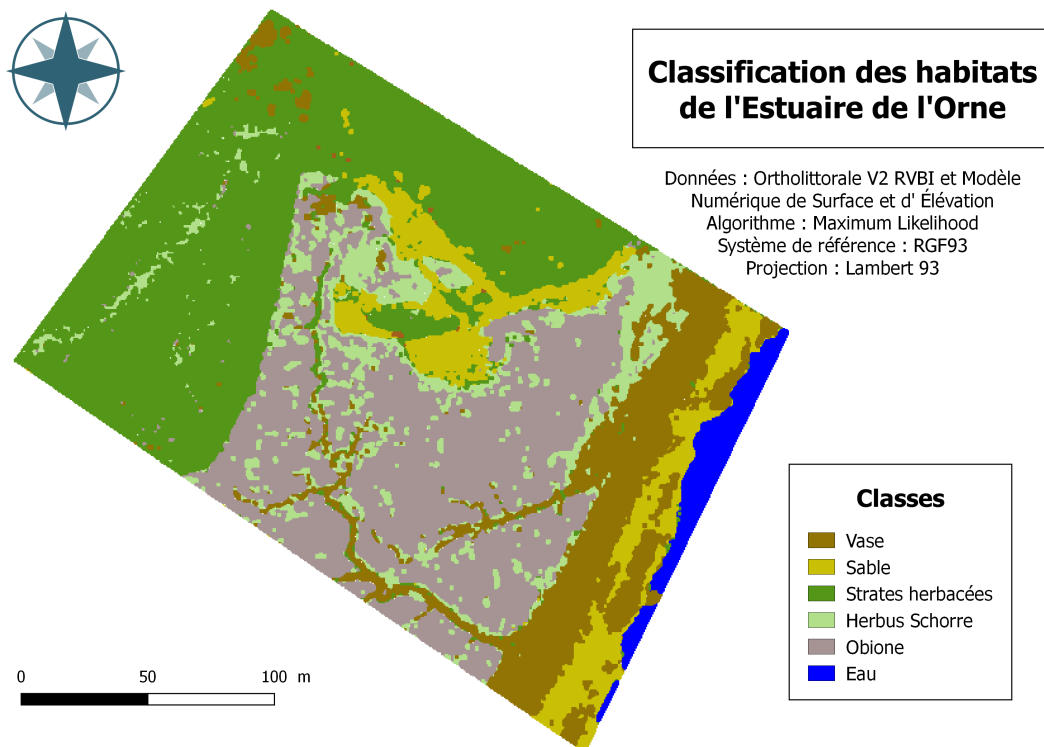


FIGURE E.2 – *Classification des habitats du premier site de l'Estuaire de l'Orne*

### E.1.2 Second site

©Ortholittorale V2 RVBI + MNE + MNS									
% Classes		Validation							Goudron
		Sable	Galets	Strates herbacées	Strates arbustives	Herbus dunes	Oyats	Strates arborées	
Calibration	Sable	46.22	2.15	0	0	100	0	0	0
	Galets	53.78	97.85	0	0	0	0	0	0
	Strates herbacées	0	0	58.24	0	0	0	0	6.32
	Strates arbustives	0	0	41.76	52	0	100	0	4.21
	Herbus dunes	0	0	0	22	0	0	0	0
	Oyats	0	0	0	0	0	0	0	0
	Strates arborées	0	0	0	0	0	0	100	6.32
	Goudron	0	0	0	26	0	0	0	83.16
	Total	100	100	100	100	100	100	100	100

TABLE E.1.3 – Matrice de confusion pour la classification optimale à 8 classes de l'Estuaire de l'Orne 2

©Ortholittorale V2 RVBI + MNE + MNS						
% Classes		Validation				
		Sable	Herbus dune	Goudron	Strates arborées	Strates herbacées
Calibration	Sable	89.53	0	0	0	2.63
	Herbus dune	10.47	98.94	8.11	0	40.79
	Goudron	0	0	91.89	0	1.32
	Strates arborées	0	0	0	100	3.95
	Strates herbacées	0	1.06	0	0	51.32
	Total	100	100	100	100	100

TABLE E.1.4 – Matrice de confusion pour la classification optimale à 5 classes de l'Estuaire de l'Orne 2

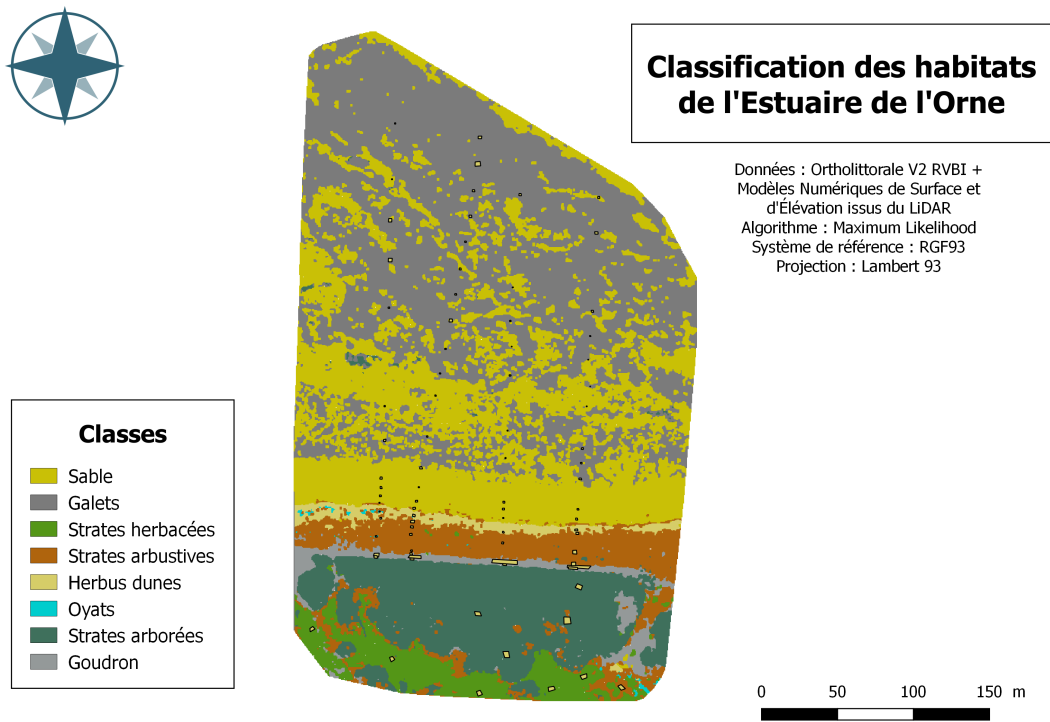


FIGURE E.3 – Classification des habitats du second site de l'Estuaire de l'Orne

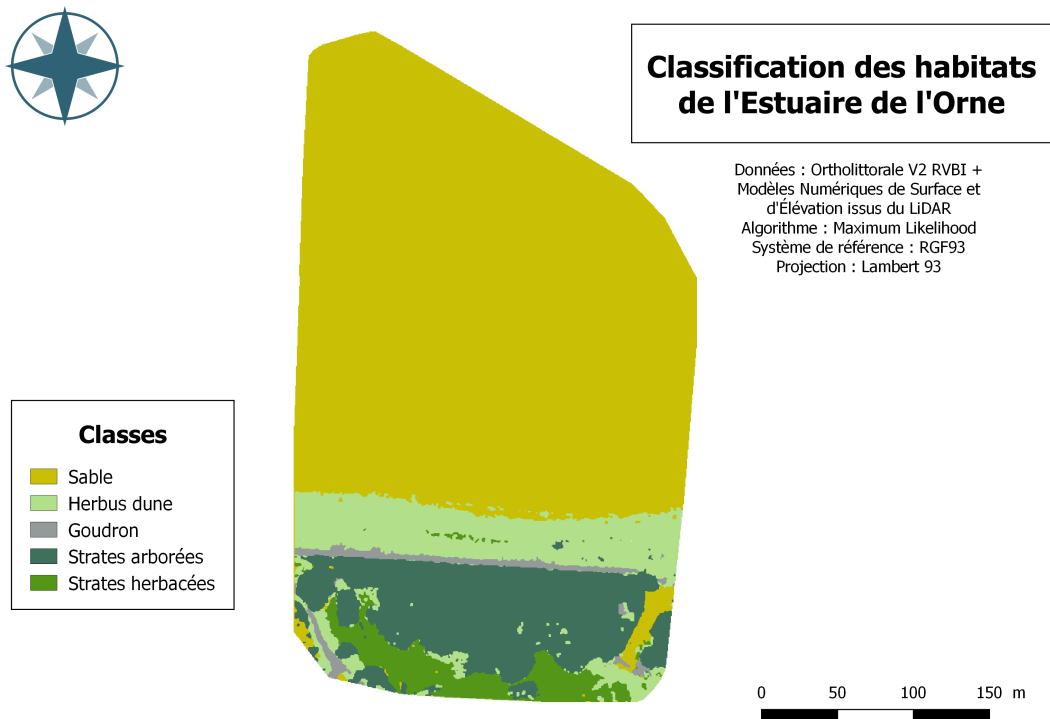


FIGURE E.4 – Classification des habitats du second site de l'Estuaire de l'Orne

## E.2 Havre de Sienne

### E.2.1 Premier site

©Ortholittorale V2 RVBI + Intensité IR et Vert						
% Classes		Validation				
		Vase	Sable	Gravillons	Herbus dune	Oyats
Calibration	Vase	42.08	0	16.28	0	0
	Sable	57.08	84.79	20.47	5.99	18.60
	Gravillons	0.83	0.46	61.86	0	0
	Herbus dune	0	12.44	0	81.44	69.77
	Oyats	0	2.3	1.4	12.57	11.63
	Total	100	100	100	100	100

TABLE E.2.5 – Matrice de confusion pour la classification optimale à 5 classes du Havre de Sienne 1

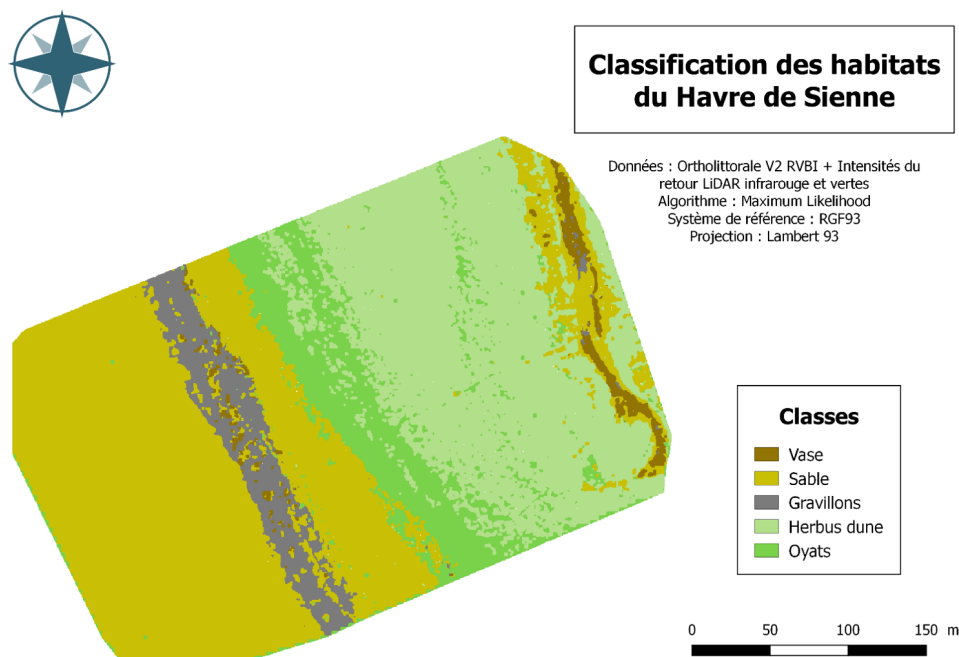


FIGURE E.5 – Classification des habitats du premier site du Havre de Sienne

©Ortholittorale V2 RVBI + Intensité IR et Vert					
% Classes		Validation			
		Vase	Sable	Gravillons	Herbus dune
Calibration	Vase	46.25	0	27.5	0
	Sable	40	86.11	5	4.81
	Gravillons	11.25	2.78	67.5	0
	Herbus dune	2.5	11.11	0	95.19
	Total	100	100	100	100

TABLE E.2.6 – Matrice de confusion pour la classification optimale à 4 classes du Havre de Sienne 1

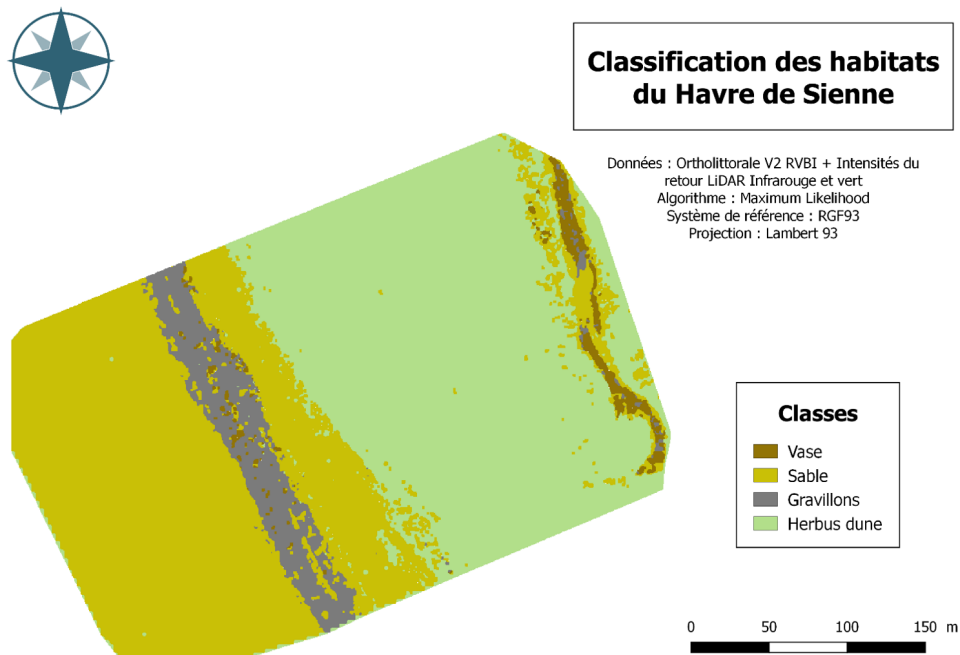


FIGURE E.6 – Classification des habitats du premier site du Havre de Sienne

## E.2.2 Second site

©Ortholittorale V2 RVBI + MNE + MNS					
% Classes		Validation			Total
		Sable	Pelouse dunaire	Herbus Schorre	
Calibration	Sable	100	0	0	36.63
	Pelouse dunaire	0	100	9.52	52.33
	Herbus Schorre	0	0	90.48	11.05
	Non classé	0	0	0	0
	Total	100	100	100	100

TABLE E.2.7 – Matrice de confusion pour la classification optimale à 3 classes du Havre de Sienne 2

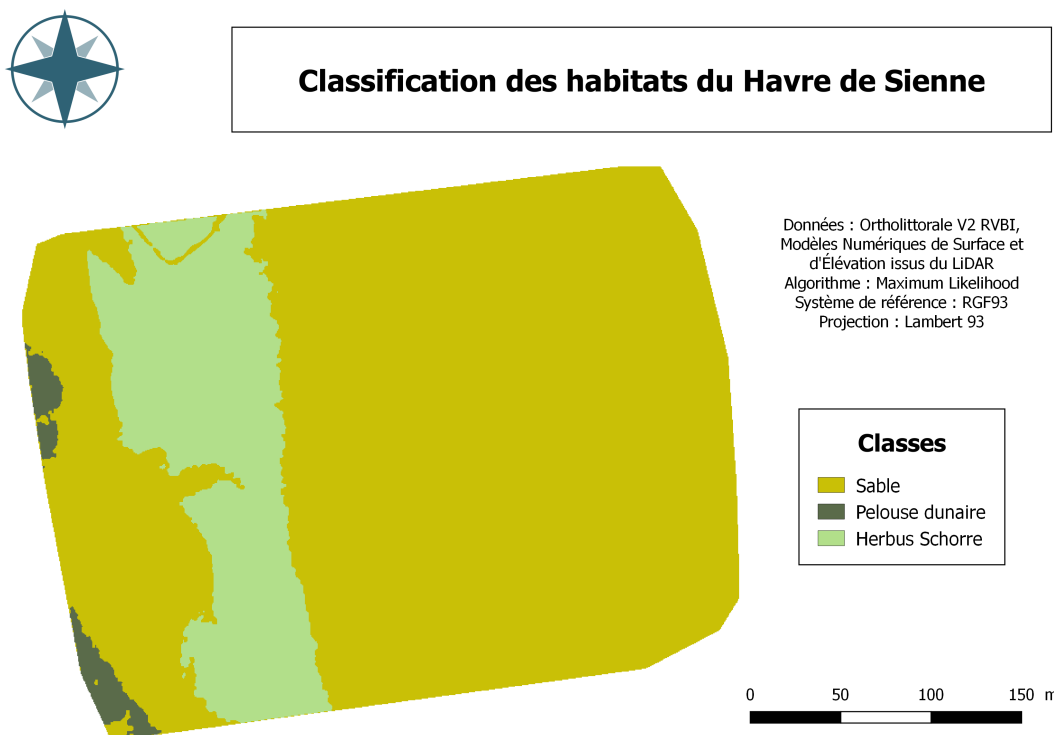


FIGURE E.7 – Classification des habitats du second site du Havre de Sienne

## F Processus de classification *deep learning*

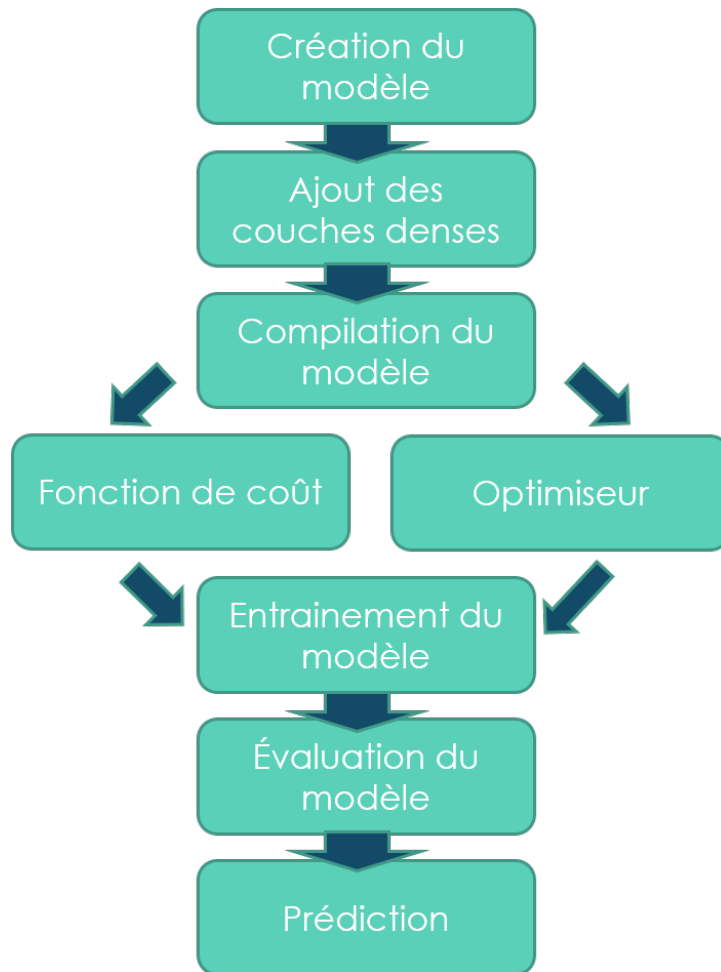


FIGURE F.1 – *Processus de classification par méthode d'apprentissage profond*

## Liste des figures

1	<i>Des fluctuations de salinité et de turbidité dans l'estuaire (d'après l'Agence Française pour la Biodiversité)</i>	4
2	<i>Structure des milieux de transition et influence du balancement des marées (d'après l'Agence Française pour la Biodiversité)</i>	5
3	<i>Plan de position des aires étudiées</i>	6
4	<i>Fonctionnement d'un LiDAR topobathymétrique (d'après Plateforme LiDAR topobathymétrique Nantes – Rennes)</i>	8
5	<i>Comparaison des emprises de recouvrement d'un LiDAR aéroporté et d'un sondeur multifaisceau [Guenther et al., 2000]</i>	9
6	<i>©HawkEye III</i>	
	<i>Source : [Stigermark et al., 2014]</i>	10
7	<i>Motif de Balayage oblique-elliptique Source : [Quadros, 2013]</i>	10
8	<i>Traitement des données LiDAR</i>	11
9	<i>Ensemble des prédicteurs utilisés pour les classifications</i>	12
10	<i>Prédicteurs utilisés pour les classifications issus des données brutes LiDAR</i>	13
11	<i>DJI Mavic Pro</i>	14
12	<i>Procédure de standardisation des photoquadrats</i>	15
13	<i>Du photoquadrat au LiDAR : passage d'une échelle locale à régionale</i>	16
14	<i>Modèle numérique de surface et orthomosaique de la Baie des Veys</i>	18
15	<i>Analyse des précisions verticales</i>	20
16	<i>Comparaisons des hauteurs d'eau observées lors des acquisitions</i>	21
17	<i>Apports de précision des prédicteurs spatiaux et spectraux. Prédicteurs spectraux passifs en vert, actifs en bleu, spatiaux en orange</i>	24
18	<i>Classification des habitats de la Baie des Veys</i>	26
19	<i>Implémentation de segmentation avec le logiciel ©ENVI : différence entre milieu urbain et naturel</i>	27
20	<i>Schématisation de la zone littorale</i>	29
21	<i>Extrapolation de la classification des habitats de la Baie des Veys</i>	30
22	<i>Étude diachronique de l'évolution de la taille du marais et d'une partie de la dune du Havre de Sienne</i>	34
23	<i>Classification de l'Estuaire de l'Orne : mise en évidence d'une grande obionnaie</i>	35
24	<i>Détermination des hauteurs de végétation</i>	36
25	<i>Exemple d'un réseau neuronal convolutif (complètement connecté)</i>	37
A.1	<i>Modèle numérique de surface et orthomosaique du premier site de l'Estuaire de l'Orne</i>	42
A.2	<i>Modèle numérique de surface et orthomosaique du second site de l'Estuaire de l'Orne</i>	42
A.3	<i>Modèle numérique de surface et orthomosaique du premier site du Havre de Sienne</i>	43
A.4	<i>Modèle numérique de surface et orthomosaique du second site du Havre de Sienne</i>	43
B.5	<i>Orne 1 : Analyse des précisions verticales</i>	44
B.6	<i>Orne 2 : Analyse des précisions verticales</i>	44

B.7	<i>Sienne 1 : Analyse des précisions verticales . . . . .</i>	45
B.8	<i>Sienne 2 : Analyse des précisions verticales . . . . .</i>	45
D.1	<i>Orne 1 : Apport de précision des prédicteurs spatiaux et spectraux . . . .</i>	48
D.2	<i>Orne 2 : Apport de précision des prédicteurs spatiaux et spectraux . . . .</i>	48
D.3	<i>Sienne 1 : Apport de précision des prédicteurs spatiaux et spectraux . . . .</i>	49
D.4	<i>Sienne 2 : Apport de précision des prédicteurs spatiaux et spectraux . . . .</i>	49
E.1	<i>Classification des habitats du premier site de l'Estuaire de l'Orne . . . . .</i>	51
E.2	<i>Classification des habitats du premier site de l'Estuaire de l'Orne . . . . .</i>	51
E.3	<i>Classification des habitats du second site de l'Estuaire de l'Orne . . . . .</i>	53
E.4	<i>Classification des habitats du second site de l'Estuaire de l'Orne . . . . .</i>	53
E.5	<i>Classification des habitats du premier site du Havre de Sienne . . . . .</i>	54
E.6	<i>Classification des habitats du premier site du Havre de Sienne . . . . .</i>	55
E.7	<i>Classification des habitats du second site du Havre de Sienne . . . . .</i>	56
F.1	<i>Processus de classification par méthode d'apprentissage profond . . . . .</i>	57

## Liste des tableaux

1	<i>Caractéristiques géométriques principales du capteur HawkEye III</i>	
	<i>Source : SHOM (Produit maritime partiel LiDARNHDF)</i>	11
2	<i>Paramètres de la caméra FC220</i>	14
3	<i>Caractéristiques des orthomosaiques produites</i>	19
4	<i>Habitats majoritairement présents en Baie des Veys</i>	22
5	<i>Classification selon un diagnostic écologique large des habitats présents en Baie des Veys</i>	23
6	<i>Matrice de confusion pour la classification optimale à 8 classes de la Baie des Veys</i>	25
7	<i>Matrice de confusion pour la classification optimale à 5 classes de la Baie des Veys</i>	25
C.1.1	<i>Habitats majoritairement présents pour l'Estuaire de l'Orne</i>	46
C.1.2	<i>Habitats majoritairement présents pour l'Estuaire de l'Orne</i>	46
C.2.3	<i>Habitats majoritairement présents pour le Havre de Sienne</i>	47
C.2.4	<i>Habitats majoritairement présents pour le Havre de Sienne</i>	47
E.1.1	<i>Matrice de confusion pour la classification optimale à 9 classes de l'Estuaire de l'Orne 1</i>	50
E.1.2	<i>Matrice de confusion pour la classification optimale à 6 classes de l'Estuaire de l'Orne 1</i>	50
E.1.3	<i>Matrice de confusion pour la classification optimale à 8 classes de l'Estuaire de l'Orne 2</i>	52
E.1.4	<i>Matrice de confusion pour la classification optimale à 5 classes de l'Estuaire de l'Orne 2</i>	52
E.2.5	<i>Matrice de confusion pour la classification optimale à 5 classes du Havre de Sienne 1</i>	54
E.2.6	<i>Matrice de confusion pour la classification optimale à 4 classes du Havre de Sienne 1</i>	55
E.2.7	<i>Matrice de confusion pour la classification optimale à 3 classes du Havre de Sienne 2</i>	56

## Liste des équations

1	<i>Classification supervisée : Lien entre solution et apprentissage</i>	16
2	<i>Fonction discriminante permettant le calcul du maximum de vraisemblance</i>	17