



HAL
open science

Téledétection par analyse de retours d'onde LiDAR et spectrométrie à hautes résolutions des espaces sensibles en environnement côtier

Antoine Ba

► **To cite this version:**

Antoine Ba. Téledétection par analyse de retours d'onde LiDAR et spectrométrie à hautes résolutions des espaces sensibles en environnement côtier. Sciences de la Terre. Université de Nantes Faculté des sciences et des techniques, 2017. Français. NNT: . tel-01532088

HAL Id: tel-01532088

<https://theses.hal.science/tel-01532088v1>

Submitted on 2 Jun 2017

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Thèse de Doctorat

Antoine BA

*Mémoire présenté en vue de l'obtention du
grade de Docteur de l'Université de Nantes
sous le sceau de l'Université Bretagne Loire*

École doctorale : *Sciences Pour l'Ingénieur, Géosciences, Architecture (SPIGA)*

Discipline : *Terre solide et couches profondes*

Spécialité : *Géologie*

Unité de recherche : *UMR-CNRS 6112 Laboratoire de Planétologie et Géodynamique de Nantes*

Soutenue le 28 février 2017

Téledétection par analyse de retours d'onde LiDAR et spectrométrie à hautes résolutions des espaces sensibles en environnement côtier

JURY

Président du jury	Hervé Nicolas , Professeur, INRA/Agrocampus Rennes
Rapporteurs :	Jocelyn CHANUSSOT , Professeur, Université de Grenoble Alpes Kamel SOUDANI , Professeur, Université Paris Sud
Examineurs :	Hervé NICOLAS , Professeur, INRA / Agrocampus Rennes Patrick PINET , Directeur de recherche CNRS, Université Toulouse III
Directeur de Thèse :	Patrick LAUNEAU , Professeur, Université de Nantes
Co-encadrants de Thèse :	Saïd MOUSSAOUI , Professeur, Ecole Centrale de Nantes Marc ROBIN , Professeur, Université de Nantes

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mes encadrants Patrick Launeau, Saïd Moussouai et Marc Robin de m'avoir recruté sur ce projet et de m'avoir transmis leurs connaissances.

Je remercie le projet RS2E de l'OSUNA pour avoir financé ce travail de thèse. Merci à la société FIT-Conseil à Nantes et en particulier Cyril Michon et Emmanuel Gouraud pour avoir fourni les données LiDAR et également pour leur accompagnement et leur disponibilité durant ces trois années.

Merci au personnel technique du LPG, pour leur aide et leur disponibilité sur tout ce qui touchent nos machines. Un grand merci à Manuel Giraud en particulier, pour les acquisitions de données, les pré-traitements et pour m'avoir montré le fonctionnement de certains logiciels. Merci aussi pour les discussions scientifiques et ta bonne humeur !

Je voudrais également remercier Martin Juigner et Baptiste Le Mauff pour ces discussions autour de notre projet commun, ainsi que les différentes personnes que j'ai pu croiser durant cette thèse, au LPG, au LETG ou à Centrale Nantes. Merci à Françoise Debaine pour son aide sur le terrain et pour ses explications sur la répartition de la végétation sur la dune.

Je voudrais également remercier le Dr. Nadia Sénéchal. C'est le stage que vous m'avez proposé en M1 qui a tout changé. J'espère que nous aurons un jour l'occasion de retravailler ensemble.

Merci aux doctorants du LPG : Jassin, Filipe, Diego, Dorine, Maïwenn, Antoine, Jihen, Meric, Boris, Alice, Clémence, Jonas, Camillo, Anaïs, Nadia, Diana et ceux que j'aurais pu oublier ! Merci aux amis éparpillés un peu partout maintenant : Benj, Thomas, Quentin, Rosalie, Patrick (Rui Patricio), Loris (bah ouais pélo!), David (ha oui ha oui oui), Amaury et Aline (the homies!) sans qui cette étape européenne n'aurait pas eu la même saveur !

Merci à la famille DIARA : les cousin(e)s Arnaud, Mylène, Pauline, Raphaël, Nicolas, Caroline et Cannelle. Merci à Camille et Marianne pour les discussions diverses et variés et pour les petites fêtes de famille au top ! Un grand merci à Mamée, pour ton hospitalité durant mes études ! Merci à vous, Nicole, d'avoir accepté de m'héberger lors de mes aller-retours à Paris !

A Michel, Marilynne et Etienne, cette thèse vous est en partie dédiée. Merci de m'avoir recueilli et aidé à évoluer durant ces années en France. Les mots ne sont pas suffisants pour exprimer ma gratitude envers vous. Vous êtes exceptionnels !

A Maman et Seydi, sans qui rien de tout cela n'aurait été possible. Nous avons vécu beaucoup d'aventures ensemble et ce n'est pas fini et j'espère qu'on aura le temps de plus se voir à présent !!

A Sophie, qui a su m'encourager, me pousser et me soutenir tout au long de ce travail de thèse. Tu es mon moteur et nous avons encore beaucoup de chemin à parcourir ensemble !

Glossaire

ALS	: Airborne Laser Scanner = Dispositif de balayage laser aéroporté
ASD	: Analytical Spectral Device
DR	: Discrete Return = Retours d'onde discrets
FOV	: Field-of-View = Champ de vue
FWF	: Full WaveForm = Retour d'onde complet
GCP	: Ground Control Point = Point de contrôle
GPS	: Global Positioning System = Système de positionnement global
HSI	: Hyper Spectral Imaging (Images) = Imagerie (Images) Hyperpectrale(s)
IMU	: Inertial Measurement Unit = Unité inertielle
INS	: Inertial Navigation System = Système de navigation inertielle
LiDAR	: Light Detection And Ranging
MNT	: Modèle Numérique de Terrain
MNS	: Modèle Numérique de Surface
MSI	: Multi Spectral Imaging (Images) = Imagerie (Images) Multispectrale(s)
NDGLI	: Normalized Difference Green Leaves Index
NDRLI	: Normalized Difference Red Leaves Index
NDVI	: Normalized Difference Vegetation Index
OA	: Overall Accuracy = Précision globale
PRF	: Pulse Repetition Frequency = Fréquence d'impulsion laser
SAM	: Spectral Angle Mapper
SWIR	: Short Wave Infra Red = Infra rouge à ondes courtes
UTM	: Universal Transverse Mercator
VNIR	: Visible and Near Infra Red = Visible et proche infra rouge
WGS	: World Geodetic System

Table des matières

Introduction générale	1
1 Problématique	1
2 Objectif et hypothèses	3
3 Méthode et résultats	3
4 Organisation du manuscrit	5
5 Publications et conférences	5
I Télédétection en environnement dunaire côtier	7
1 L'environnement dunaire côtier	7
1.1 Généralités sur le système dunaire côtier	7
1.1.1 Morphologie de la dune côtière	7
1.1.2 Végétation de la dune côtière	9
1.2 Rôle environnemental de la dune côtière	10
1.2.1 Le service de protection	10
1.2.2 La fonction écologique des dunes	11
1.3 Suivi de la dune côtière	12
2 La télédétection hyperspectrale et LiDAR	13
2.1 L'imagerie hyperspectrale	13
2.1.1 Principe général et notions fondamentales	13
2.1.2 L'imagerie hyperspectrale et l'identification de surfaces	17
2.1.3 La classification en imagerie hyperspectrale	21
2.2 La télédétection LiDAR	27
2.2.1 Principe général et notions fondamentales	27
2.2.2 LiDAR à retours d'onde discrets et complets	30
3 L'imagerie pour l'observation de la dune côtière	33
3.1 A basse résolution spatiale (dizaines de mètres)	33
3.2 A moyenne et haute résolution spatiale (de la dizaine de mètres au mètre)	34
3.3 A très haute résolution spatiale (dizaines de centimètres)	35
4 Télédétection LiDAR en environnement côtier dunaire	36
4.1 Le suivi de la morphologie dunaire	36
4.1.1 Suivi temporel de la morphologie dunaire.	37
4.1.2 Extraction d'indicateurs sur l'état de la dune.	37
4.2 Le LiDAR pour l'analyse de la végétation dunaire	38

TABLE DES MATIÈRES

5	Le couplage hyperspectral/LiDAR	39
5.1	Acquisitions simultanées hyperspectral/LiDAR	39
5.2	Champs d'applications	40
6	Conclusion	41
II	Sites d'études et matériel	43
1	Introduction	43
2	La dune côtière de l'île de Noirmoutier	43
2.1	Présentation des sites d'étude	43
2.2	Distribution de la végétation dunaire sur l'île de Noirmoutier	45
3	Capteurs hyperspectraux et LiDARs	47
3.1	Capteurs hyperspectraux	47
3.1.1	Capteur hyperspectral HySpex VNIR 1600	47
3.1.2	Spectromètre de terrain ASD FieldSpec3 Full Range	49
3.2	LiDARs	50
3.2.1	LiDAR Leica ALS-70 HP	51
3.2.2	LiDAR Optech Titan à enregistrement complet de retours d'onde	52
4	Campagnes aéroportées et acquisition de données terrain	54
4.1	Campagne aéroportée de 2013	54
4.2	Campagne aéroportée de 2015	56
4.3	Campagne d'acquisition de données sur le terrain	58
4.3.1	Spectres d'ajustement	58
4.3.2	Spectres d'espèces végétales	59
5	Données acquises	60
5.1	Données hyperspectrales	60
5.2	Spectres de végétation dunaire	60
5.3	Données LiDAR	64
5.3.1	Géoréférencement des nuages des points 3D	64
5.3.2	Le format las	65
5.3.3	Classification et génération de Modèles Numériques de Terrain	67
6	Conclusion	70
III	Pré-traitements des données hyperspectrales et LiDAR	71
1	Géoréférencement d'images hyperspectrales	71
1.1	Méthodologie du géoréférencement d'images HySpex	72
1.1.1	Création de la géométrie des images hyperspectrales	72

TABLE DES MATIÈRES

1 .1.2	Géoréférencement d'images hyperspectrales	75
1 .1.3	Estimation de la qualité du géoréférencement	76
1 .2	Application aux images en environnement côtier	77
1 .3	Résultats	80
1 .4	Discussion	82
2	Pré-traitements radiométriques des images hyperspectrales	84
2 .1	Principe et méthodes de corrections atmosphériques	84
2 .1.1	Principe	84
2 .1.2	Corrections atmosphériques et équations de transfert radiatif	85
2 .2	Chaîne de traitements	87
2 .2.1	Paramètres du capteur et corrections atmosphériques	88
2 .2.2	Traitement des spectres de réflectance	92
2 .3	Discussion	97
3	Voxelisation des données LiDAR full-waveform	98
3 .1	L'approche de voxelisation	99
3 .1.1	Géoréférencement des échantillons de waveforms	99
3 .1.2	Génération du cube LiDAR FWF	100
3 .1.3	Contrôle qualité des waveforms synthétisées	102
3 .2	Résultats	103
3 .3	Discussion	107
IV	Téledétection LiDAR et hyperspectrale en environnement côtier sensible : applications	111
1	Hyperspectral imaging and discrete return LiDAR for coastal dune mapping at habitats and sub-pixel scales	111
1 .1	Article	111
1 .2	Résultats et discussion complémentaires	144
1 .2.1	Méthode	144
1 .2.2	Résultats	145
1 .2.3	Discussion	148
2	Combining hyperspectral images and Full waveform LiDAR data for coastal dune classification in Western France	149
2 .1	Article	149
2 .2	Résultats et discussion complémentaires	182
	Conclusion générale	185
	Annexes	189

Table des figures

I.1	Exemple de classification de dunes en fonction de leurs formes.	8
I.2	Profil topographique cross-shore type d'une dune littorale atlantique réunissant les habitats types de la dune et les formes d'altération éoliennes caractéristiques (d'après Barrère (1989)).	9
I.3	Domaines du rayonnement électromagnétique en fonction de la longueur d'onde (U.V. : rayonnement ultra-violet; VIS : visible; NIR : proche infra-rouge, SWIR : infrarouge à ondes courtes; IIR : infrarouge moyen; TIR : infrarouge thermique; FIR : infrarouge lointain). . .	14
I.4	Principe de l'imagerie hyperspectrale et notion de spectre (exemple du capteur HyMap, image <i>www.hyvista.com</i>).	14
I.5	Mesure de la luminance L par un capteur (d'après Caloz (1992)).	15
I.6	Principaux composants de la luminance mesurée par l'optique d'un spectro-imageur. Les lignes pointillées noires correspondent à l'emprise d'un pixel donné. 1 correspond au rayonnement diffusé par l'atmosphère, 2 est le rayonnement reflété par le pixel au sol, 3 est le rayonnement reflété par un pixel adjacent et 4 est le rayonnement reçu à l'optique du capteur (d'après Shaw and Burke (2003)).	15
I.7	Principaux paramètres spectraux d'un spectro-imageur. Ici, la largeur à mi-hauteur est la résolution spectrale.	16
I.8	Coupe transverse d'une feuille de hêtre (<i>Fagus sylvatica L.</i>), observée au microscope avec incidences et réflexions des rayonnements visible (rouge, vert, bleu) et proche infrarouge (bordeaux) (d'après Bousquet (2007) et repris par Gerber (2011)).	18
I.9	Spectres de réflectance de surface types dans le visible et proche infrarouge (VNIR) (a) et infrarouge à ondes courtes (SWIR) (b) issus de mesures réalisées par des capteurs hyperspectraux HySpex VNIR et SWIR. Pour des raisons de lisibilité, un offset de + 5 % a été ajouté aux valeurs de réflectance. Les localisations des spectres sont données sur une image hyperspectrale du site de la Tresson (c). Les coordonnées de l'image (c) sont en UTM 30N WGS-84.	20
I.10	Spectres de réflectance de différents types de végétation verte comparés à la signature de feuilles sénescentes (d'après Govender et al. (2007)).	21
I.11	Modèles de mélange linéaire (a) et non-linéaire (b) (d'après Keshava and Mustard (2002)).	23
I.12	Chaîne de traitements pour le démixage spectral (d'après Keshava and Mustard (2002)). .	25
I.13	Types de traces au sol en fonction du mode d'acquisition du scanner (d'après (Kim et al., 2013)).	28
I.14	Principe d'acquisition d'un ALS (d'après (Ryan et al., 2014)).	28

TABLE DES FIGURES

I.15	Impulsion initiale, signal reçu et signal discrétisé (d’après Mallet and Bretar (2009)). Typiquement, les LiDARs à retours d’onde discrets ne proposent pas l’enregistrement de la forme complète du signal rétro-diffusé.	31
I.16	Principe d’acquisitions de waveforms LiDAR.	32
I.17	Comportement de la waveform en fonction du type de surface éclairée (d’après Jutzi and Stilla (2005) et repris par Mallet and Bretar (2009)).	32
I.18	Schéma de montage d’un capteur hyperspectral associé à un système FWF LiDAR (Carnegie Airborne Observatory Alpha System) (d’après Asner et al. (2007)).	40
II.1	Localisations de l’île de Noirmoutier (Vendée, France) (a) et des sites d’études (b) : dune de Luzéronde (1) et de la Tresson (2) (image Sentinel-2A, source : <i>Sentinel Playground</i>)	44
II.2	Sites de Luzéronde (a) et de la Tresson (b) (BD ORTHO IGN 2011 avec une résolution de pixel de 0,5 m). Les coordonnées spatiales sont données en UTM 30N WGS-84. Le segment rouge sur l’image (b) montre l’orientation du panorama de la Figure II.3 vers le Nord-Ouest.	45
II.3	Panorama de la dune de la Tresson présentant les différentes entités morphologiques : A estran et haut de plage, B dune embryonnaire, C dune blanche, D zone de transition, E dune fixée et F dune boisée. Les objets trouvés sur cette dune sont : 1 la crête de dune, 2 des caoudeyres, 3 la végétation herbacée de type oyat sur la dune blanche, 4 des plaques de mousse entourées de sable sur la dune de transition, 5 des buissons sur la dune fixée et 6 des ourlets forestiers à la périphérie de la dune boisée.	47
II.4	Caméra HySpex VNIR-1600 (image <i>www.neo.no/hyspex</i>).	48
II.5	Fonctionnement de la caméra HySpex VNIR-1600 (image <i>www.neo.no/hyspex</i>).	49
II.6	Spectromètre de terrain ASD FieldSpec 3 (image <i>www.asdi.com</i>).	49
II.7	Fonctionnement du spectromètre ASD FieldSpec 3 FR (d’après Roy (2007)).	50
II.8	LiDAR Leica ALS70-HP (image <i>FIT-Conseil</i>).	51
II.9	LiDAR Titan Optech (image <i>www.teledyneoptech.com</i>).	52
II.10	Exemples de retours d’onde originaux (gauche) et enregistrés en fonction du mode (droite) (d’après Optech).	53
II.11	Montage des capteurs hyperspectraux et du LiDAR (a) au-dessus de la trappe du vecteur BN2T Islander (b).	54
II.12	Sites survolés dans le cadre de la campagne aéroportée de 2013 : la dune de Luzéronde (a) et la dune de la Tresson (b). En bleu sont représentés les axes des lignes de vol et en vert leurs emprises au sol. Les points C5, C6 et C7 correspondent aux localisations des acquisitions de spectres de référence.	55
II.13	Aperçu du logiciel FMS planner pour la planification de campagne avec le LiDAR Titan Optech.	57

II.14	Schéma de la répartition spatiale des points LiDAR au sein de l'emprise au sol de l'optique de la caméra hyperspectrale VNIR le long de la trajectoire de l'avion.	57
II.15	Sites survolés dans le cadre de la campagne aéroportée de 2015 : la dune de Luzéronde (a) et la dune de la Tresson (b). En blanc sont représentés les axes des lignes de vol et en vert leurs emprises au sol.	58
II.16	Localisations des observations de terrain sur le site de la Tresson : DM : dune mobile, DT : dune de transition, DF1 : dune fixée 1 et DF2 : dune fixée 2.	60
II.17	Image hyperspectrale en vraie couleur (R : 605,99 nm, V : 555,21 nm, B : 453,64 nm) en géométrie initiale (a) et exemples de spectres de luminance (b).	61
II.18	Spectres des espèces végétales dominantes sur la dune de la Tresson (Vendée, France) : spectres de sable et espèces herbacées (a), de plantes de petites tailles (b) et de mousses et lichen (c).	62
II.19	Principe de calcul de la trajectographie réelle du vecteur (figure fournie par <i>FIT-Conseil</i>).	64
II.20	Extrait de nuage de points 3D d'une ligne de vol au dessus de la commune de Barbâtre, île de Noirmoutier, Vendée, France (visualisation dans le logiciel E3De). L'intensité des points est donnée en nuance de gris.	66
II.21	Classification des points du sol dans le cas d'un terrain pentu (figure fournie par <i>FIT-Conseil</i>).	68
II.22	Modèles Numériques de Surface (a) et de Terrain (b) au Sud-Ouest de la dune de Luzéronde (Vendée, France). La résolution spatiale est de 0,5 m×0,5 m et les coordonnées spatiales sont données en UTM 30N WGS-84.	69
II.23	Exemple de classification par le logiciel E3De (marron : terrain, vert : arbres, jaune : bâtiments, blanc : non-classés).	69
III.1	Représentation du système de coordonnées de LiDAR et angles d'attitudes associés. En vert est représentée la ligne de scan du capteur hyperspectral (figure inspirée du manuel du logiciel PARGE (Schläpfer, 2013)).	74
III.2	Exemple du contenu d'un fichier d'Input Geometry : Coordonnées longitudinales (a) et latitudinales (b) des pixels d'une image hyperspectrale.	75
III.3	Diagramme synthétisant les différentes étapes réalisées lors de la création du fichier de géométrie d'une image hyperspectrale (d'après Schläpfer and Richter (2002)). Ici, seul le géoréférencement final de l'image est conduit sous le logiciel ENVI.	76
III.4	Modèle Numérique de Surface généré par le logiciel PARGE avec une résolution de 0,5 m×0,5 m englobant le site de Luzéronde jusqu'au centre de l'île de Noirmoutier.	77

TABLE DES FIGURES

III.5	Modèle Numérique de Surface généré à partir du nuage de points 3D LiDAR sur le site de la dune de Luzéronde (Vendée, France) (a) et image hyperspectrale en vraie couleur (b) en géométrie initiale de la dune (Vendée, France). L'image a été acquise le 29 septembre 2013 avec une direction de vol Sud-Nord. Les points numérotés correspondent aux 12 points de contrôle saisis entre l'image et le MNS haute résolution issu du LiDAR.	79
III.6	Répartition spatiale des points de référence saisi sur le MNT du site de Luzéronde.	80
III.7	Roulis (a), tangage (b) et lacet (c) en fonction du numéro de ligne de l'image.	82
III.8	Drappage de l'HSI issu du test 3 en vraie couleur sur le MNS du site de la dune de Luzéronde. Ce type de visualisation permet d'avoir un aperçu qualitatif du géoréférencement.	82
III.9	Spectres de transmittance simulés pour la vapeur d'eau, le dioxyde de carbone, l'ozone, le protoxyde d'azote, le monoxyde de carbone, le méthane, l'oxygène et dioxyde d'azote (d'après Gao et al. (2009)).	85
III.10	Panneau de définition des caractéristiques du capteur du logiciel ATCOR-4. Exemple pour une image issue du capteur HySpex VNIR-1600 (image de la campagne 2015 sur Luzéronde).	89
III.11	Panneau de corrections atmosphériques du logiciel ATCOR-4 (image de la campagne 2015 sur Luzéronde).	90
III.12	Affichage en vraie couleur et en géométrie initiale (a) et estimation de la vapeur d'eau par le logiciel ATCOR-4 (b) d'une image hyperspectrale sur le site de Luzéronde acquises lors de la campagne de 2015.	91
III.13	Spectres de luminance et de réflectance pour différents pixels : Eau (a), sable blanc (b) et pin maritime (c). L'absorption causée par l'oxygène est remarquable par le pic négatif dans la région de la bande spectrale correspondant à la longueur d'onde $\lambda = 760$ nm (flèches rouges) tandis que les multiples effets de la vapeur d'eau dans le domaine VNIR sont identifiables dans les régions spectrales des bandes $\lambda = 820$ nm et $\lambda = 940$ nm (flèches bleues).	91
III.14	Diagramme du fonctionnement général du logiciel ATCOR-4 (d'après Richter (2003)).	92
III.15	Spectres de sable avant et après correction de la sur-compensation de l'absorption du signal par l'oxygène autour de la bande $\lambda = 760$ nm.	93
III.16	Image hyperspectrale de la caméra HySpex VNIR-1600 acquise sur le site de la dune de Luzéronde. Illustration de l'effet de smile sur l'image (a) et image après correction du smile (b) avec R : 758,35 nm, V : 761,97 nm et B : 765,60 nm.	93
III.17	$spectre_i$ extrait de l'image et $spectre_r$ acquis sur le terrain.	95
III.18	Spectres de sable (a) et de pin maritime (b) à différentes étapes de la chaîne de traitements.	96
III.19	Mosaïque d'images hyperspectrales en vraie couleur sur les sites de la Tresson en 2013 (a) et de Luzéronde en 2015 (b) avec R : 638,64 nm, V : 551,58 nm et B : 460,90 nm).	97

III.20	Principe de la voxelisation de données LiDAR full-waveform (d'après Wang and Glennie (2015)).	99
III.21	Principe d'affectation des échantillons de waveforms dans un voxel. En rouge figurent les échantillons qui sont dans le voxel et en noir ceux qui sont en dehors, pour toutes les waveforms géoréférencées intersectant le voxel. Le voxel présenté ici à une surface de 1 m ² pour une élévation de 3 m ($z = [5,8]$ m IGN-69).	101
III.22	Echantillons de waveforms contenus dans une colonne de voxels (a et b) et waveforms synthétisées par le maximum et la moyenne arithmétique (c et d). (a) et (b) représentent le signal acquis sur un arbre tandis que (c) et (d) représentent une réponse de surface sableuse.	102
III.23	Distance euclidienne moyenne entre premiers et derniers échantillons des waveforms en fonction de l'angle de tir.	104
III.24	Waveforms synthétisées par moyenne et maximum (noir et rouge) et waveforms de contrôle (vert) sur une surface sableuse (a) et sur un arbre (b).	106
III.25	Images RGB du cube FWF LiDAR issu des données du transect 2 du site de Luzéronde, généré par fusion par la moyenne : R : 0,85 m ; V : 1,15 m ; B : 1,60 m (a), R : 10,6 m ; V : 10,9 m ; B : 11,35 m (b), R : 13,45 m ; V : 13,75 m ; B : 14,2 m (c). Image hyperspectrale en vraie couleur (R : 638,64 nm ; V : 551,58 nm ; B : 460,90 nm) (d).	106
III.26	Images RGB du cube FWF LiDAR issu des données du transect 1 du site de la Tresson, généré par fusion par la moyenne : R : 0,85 m ; V : 1,15 m ; B : 1,60 m (a), R : 3,85 m ; V : 4,15 m ; B : 4,60 m (b), R : 8,35 m ; V : 8,65 m ; B : 9,10 m (c). Image hyperspectrale en vraie couleur (R : 638,64 nm ; V : 551,58 nm ; B : 460,90 nm) (d).	107
III.27	Projection en 4 dimensions des waveforms utilisées pour la synthèse d'une waveform dans une colonne de voxels. En gras, la waveform utilisée comme référence. Toutes les waveforms affichées ont un angle de tir de 0°. La Longitude et la latitude sont données dans le référentiel UTM 30N WGS-84 et l'élévation en IGN-69.	108
IV.1	Localisation des échantillons test sur une image en vraie couleur de la dune de la Tresson. .	145
IV.2	Résultats des classifications basées sur l'hyperspectral sur la dune de la Tresson : (a) SAM, (b) MD, (c) ML et (d) SVM.	146
IV.3	Résultats des classifications basées sur la combinaison LiDAR/HSI sur la dune de la Tresson : (a) SAM, (b) MD, (c) ML et (d) SVM.	147
IV.4	Image hyperspectrale en vraie couleur (R : 638,64 nm ; V : 551,58 nm, B : 460.90 nm) de la zone étudiée sur la dune de la Tresson (a), carte du paramètre A (b) et raster de pente en % (c). Le rectangle rouge représente la région d'intérêt de la Figure IV.5.	183
IV.5	Masques de diffusion faible (a), moyenne (b) et forte (c). Masque de pentes supérieures à 25 %.	183

TABLE DES FIGURES

IV.6	Waveforms centrées sur leurs maximums (a) et sommes cumulées et normalisées (b) pour trois types de surfaces montrant la nécessité de compléter les calculs de diffusion en z par des calculs de pente en x,y	184
------	---	-----

Liste des tableaux

II.1	Caractéristiques de la caméra HySpex VNIR-1600.	48
II.2	Caractéristiques de l'ASD FieldSpec 3 FR.	50
II.3	Caractéristiques du LiDAR Leica ALS70-HP.	51
II.4	Caractéristiques du LiDAR Titan Optech.	52
II.5	Caractéristiques générales des acquisitions sur les sites de Luzéronde et de la Tresson et paramètres des capteurs lors de la campagne aéroportée de Septembre 2013.	56
II.6	Caractéristiques générales de l'acquisition sur les sites de Luzéronde et de la Tresson et paramètres des capteurs lors de la campagne aéroportée de Septembre 2015.	59
II.7	Localisations et espèces végétales observées lors des relevés de terrain effectués le 30/09/2015.	63
II.8	Spécifications des champs contenus dans les fichiers las 1.2.	66
II.9	Spécifications des champs contenus dans les fichiers las 1.3.	67
III.1	Coordonnées en 3 dimensions des points de contrôle utilisés pour le géoréférencement de l'image hyperspectrale.	78
III.2	Données utilisées pour chacun des tests.	79
III.3	Offsets des roulis, tangage et lacet et erreurs résiduelles moyenne, minimale et maximale en fonction du test réalisé.	81
III.4	Pourcentages de waveforms testées et nombre d'échos détectés par transect.	104
III.5	Résultats de la cohérence des waveforms synthétisées par transect.	105
IV.1	Précision des classifications (%).	148

Introduction générale

Constituant un espace tampon entre les espaces continentaux et marins, la zone littorale est un espace de transition dynamique objet de nombreux échanges sédimentaires. En 2004, il était estimé qu'environ 15 100 km de côtes, représentant 20 % des côtes des pays de l'Union européenne, étaient affectés par le phénomène d'érosion côtière (Salman, 2004). Parmi ces littoraux, les linéaires sableux sont particulièrement sensibles compte tenu de la mobilité des sédiments sous l'effet de l'évolution globale du niveau de la mer et du climat de houles (Le Cozannet et al., 2011), des aléas météo-marins de type tempêtes ou encore des transports sédimentaires par les courants marins, houles et vents. En fonction de l'influence saisonnière sur ces phénomènes et des activités anthropiques exercées, les côtes sableuses peuvent connaître une alternance de phases d'érosion et d'accrétion sableuse.

Dans les entités formant une plage sableuse, on distingue au-dessus de la zone intertidale : la plage supratidale jusqu'au contact plage-dune et la dune bordière. Celle-ci présente un intérêt, par diverses fonctions : protection de la zone rétro-littorale contre les aléas météo-marins et services écosystémiques et culturels. La fonction de protection s'explique par le réservoir de sédiments que constitue la dune (Ruz and Meur-Ferec, 2003; Sabatier et al., 2009) pour la ré-alimentation des plages bordant le cordon dunaire, dans le contexte actuel d'érosion côtière (IFEN, 2007). Tandis que le pied et la falaise de dune sont affectés par des processus hydrodynamiques et éoliens, particulièrement durant des événements énergétiques de type tempêtes (Castelle et al., 2015; Pye and Blott, 2016), la dune fixée est soumise à des processus éoliens illustrés par le saupoudrage ou encore la déflation éolienne pouvant générer localement des formes d'érosion (caoudeyres de plateau, de seconde ligne, plaques de déflation). Le couvert végétal de la dune côtière exerce un contrôle important sur la mobilité du sédiment, puisqu'il permet son piégeage (Lancaster and Baas, 1998; Paskoff, 2003). Ainsi, le suivi de la répartition de la végétation des dunes littorales permet d'obtenir des informations sur l'état de stabilisation de la dune.

La compréhension de la dynamique de la dune et l'étude de l'influence de la végétation sur sa morphologie nécessite un suivi régulier de cette végétation. Afin d'établir ce suivi régulier dans le contexte des systèmes dunaires côtiers, il est nécessaire de faire appel à des techniques de surveillance permettant de couvrir de telles surfaces, tout en conservant une échelle d'observation adéquate.

1 Problématique

La télédétection est une technique d'observation utilisable pour le suivi des surfaces dunaires en environnement côtier. Celle-ci correspond à l'observation et à la mesure de phénomènes ou de paramètres physiques à distance à l'aide de capteurs embarqués sur un drone, un avion ou un satellite. Cette technique présente

des intérêts tels que la répétition temporelle et la variabilité des échelles d'observation. Tandis que le drone permet d'accéder à de bons résultats en termes de résolution spatiale (Guillot and Pouget, 2015), il ne parvient pas à couvrir de larges distances. Le satellite donne accès à une couverture instantanée très grande avec une importante revisite (Drusch et al., 2012), cependant l'acquisition de données à hautes résolutions spatiales et spectrales n'est pas encore accessible. De manière intermédiaire, l'avion permet de couvrir d'importantes surfaces avec une autonomie en temps d'acquisition suffisante, et grâce à l'altitude de vol paramétrable, les capteurs embarqués peuvent recueillir des données à hautes résolutions spatiales, celles-ci pouvant être dans certains cas couplées à de hautes résolutions spectrales.

Parmi les techniques de mesure aéroportées utilisées pour l'identification de surfaces on trouve l'imagerie multispectrale (ou Multi Spectral Imaging - MSI) ou hyperspectrale (ou Hyper Spectral Imaging - HSI). Le principe est de mesurer le rayonnement solaire réfléchi par des objets observés en l'échantillonnant sur de nombreux canaux contigus et centrés sur des longueurs d'onde situées le plus souvent dans le domaine visible et proche infrarouge (ou Visible Near Infra Red - VNIR) et infrarouge moyen (ou Short Wave Infra Red - SWIR) du spectre électromagnétique (Shaw and Burke, 2003). Ce rayonnement permet de recueillir des informations sur les propriétés optiques des matériaux. Il dépend à la fois des propriétés d'absorption chimique et des propriétés de diffusion aux interfaces de tous les constituants traversés de l'atmosphère à la végétation jusqu'au sol. Cependant seule l'analyse par HSI permet d'obtenir une signature de type spectroscopique, on parle aussi d'imagerie spectroscopique, donnant accès à une signature chimique caractéristique en propre d'une composition en chlorophylle *a*, *b* et/ou *c* par exemple, dans le cas de végétaux. Sachant que les HSI permettent de différencier des surfaces par l'estimation de leur propriétés physiques et chimiques, elles devraient également constituer un outil efficace pour la discrimination de surfaces en environnement côtier (Filippi and Jensen, 2006). De précédents travaux dans ce domaine ont proposé des approches de classification de la végétation dunaire à l'aide d'images multispectrales, Timm and McGarigal (2012) ont développé une méthode de classification de la végétation de la dune côtière à une résolution spatiale fine. Avec une résolution spatiale plus basse mais une résolution spectrale plus importante, Lucas et al. (2002); Shanmugam et al. (2003) ont développé une méthodologie de cartographie des habitats végétaux et des proportions de sable, de végétation et d'ombre/humidité au sein de chaque pixel d'une image multispectrale pour caractériser une dune côtière. A une résolution spectrale plus fine, De Backer et al. (2004); de Lange et al. (2004); Bertels et al. (2005) ont exploité des données hyperspectrales afin de produire des cartes de répartition d'habitats et d'espèces des dunes côtières. Cependant, l'ensemble de ces méthodes présentent à notre connaissance, des limites telles que : la précision très variable des cartographies en fonction des systèmes dunaires étudiés (entre 60 et 90 %), la non-intégration d'information sur la structure tri-dimensionnelle de la végétation et l'absence de cartographie des espèces dans le cas de variations de couvert végétal intra-pixellaire.

Au sein des techniques de télédétection active, le LiDAR (Light Detection And Ranging) permet de mesurer la topographie ou la bathymétrie de la surface terrestre par balayage d'un laser respectivement infrarouge (bien

réfléchi par la végétation) ou vert (pénétrant l'eau pour se réfléchir sur le fond). Le calcul du temps aller-retour entre la source de l'impulsion laser et sa réflexion sur un objet permet de modéliser sa géométrie et ainsi de reconstruire des scènes observées sous forme d'un nuage de points tri-dimensionnel. Parmi les types de LiDAR, on peut identifier le LiDAR à retours d'onde discrets (discrete return LiDAR - DR LiDAR) et celui à retours d'onde complets (full waveform LiDAR - FWF LiDAR). Le DR LiDAR détecte les points de réflexion du rayon lumineux le long d'un tir laser par localisation de fortes valeurs d'intensité de l'onde réfléchie, tandis que le FWF LiDAR enregistre l'intégralité des variations d'intensité liées aux interactions entre une impulsion laser émise et les surfaces rencontrées par cette impulsion tout au long de son trajet (Mallet and Bretar, 2009). Cette seconde technique de télédétection n'a jamais été utilisée seule pour caractériser la végétation dunaire côtière, puisque celle-ci est basse, généralement inférieure ou égale à la résolution verticale des capteurs.

Cependant, Hodgson et al. (2003) ont montré que l'utilisation conjointe de données multispectrales et DR LiDAR permet de lever des indéterminations dans la distribution de la végétation dunaire et Jones et al. (2010) ont utilisé des données hyperspectrales et DR LiDAR pour la classification d'espèces d'arbres en environnement côtier. **Ainsi, des acquisitions conjointes de données provenant d'un spectro-imageur et d'un système LiDAR devraient permettre d'accéder à des informations à l'échelle des systèmes dunaires côtiers et avec une résolution spatiale suffisante pour le suivi de l'évolution des constituants de la zone côtière** (Asner et al., 2007; Mura et al., 2015). L'acquisition et le couplage de données hyperspectrales et LiDAR nécessitent une instrumentation adaptée et une méthodologie de traitements dédiée.

2 Objectif et hypothèses

L'objectif principal de cette thèse est de proposer une méthodologie de cartographie fine de la végétation de la dune littorale sur de longs linéaires en combinant les télédétections hyperspectrale et LiDAR. Pour se faire, nous formulons les hypothèses de départ suivantes : 1) les propriétés chimiques et physiques des surfaces observées sur la dune côtière peuvent être appréhendées par la télédétection hyperspectrale, 2) une information sur la structure de la végétation peut être extraite par analyse des retours d'onde LiDAR, 3) la combinaison des deux premières hypothèses correspondant au couplage et au traitement conjoints des données hyperspectrales et LiDAR permet d'atteindre l'objectif principal fixé.

3 Méthode et résultats

Afin de répondre à l'objectif principal de cette thèse, nous focalisons nos travaux sur les plages des cordons dunaires sur les côtes sableuses de Vendée (France). Les méthodes de cartographie employées permettront d'estimer la répartition des surfaces sur la dune côtière, de l'échelle de l'habitat correspondant à un assemblage de pixels à l'échelle d'associations végétales remarquables caractérisées par une composition pigmentaire clé au

niveau intra-pixellaire.

Des acquisitions conjointes de données hyperspectrales et LiDAR sur le littoral de l'île de Noirmoutier (Vendée, France) ont permis de mener cette étude sur deux sites tests privilégiés : les dunes de Luzéronde et de la Tresson. Afin de pouvoir exploiter et comparer les données issues de capteurs différents, deux contributions importantes ont été apportées par cette thèse au processus de traitement des données :

1. **Une étape de pré-traitements radiométriques et géométriques des HSI.** Le géoréférencement et les corrections radiométriques des HSI garantissent l'obtention d'une donnée spectralement exploitable et spatialement localisée.
2. **La mise en oeuvre d'une procédure appelée voxelisation et permettant de re-projeter l'information des retours d'onde LiDAR complets sous forme d'hypercube, directement comparable à une image hyperspectrale** (Persson et al., 2005; Wang et al., 2013; Wang and Glennie, 2015). Ces hypercubes contiennent des spectres dans le cas d'HSI et des retours d'onde complets dans le cas du LiDAR, géolocalisés sur des grilles spatiales identiques.

La mise en forme de ces données a ensuite permis leur exploitation et le développement de deux approches de cartographie de la végétation dunaire.

- La première approche de cartographie de la végétation utilise des HSI et des Modèles Numériques de Surface (MNS) et de Terrain (MNT) issus du DR LiDAR afin de cartographier la distribution d'habitats caractéristiques dunaires. L'identification de ces habitats sur les images hyperspectrales permet ensuite d'étudier la répartition de la végétation au sein d'un pixel, en estimant les proportions de groupes d'espèces végétales caractéristiques au sein de ce pixel. Ceci peut être fait en considérant que sa signature spectrale correspond à un mélange linéaire de spectres dont les contributions varient (Keshava and Mustard, 2002; Keshava, 2003). **Cette méthode a permis de proposer une segmentation des habitats types de la dune de la Tresson et d'estimer les abondances intra-pixellaires de groupes d'espèces végétales de cette dune, caractéristiques des dunes de l'Atlantique.**
- La seconde approche de cartographie établie dans cette thèse vise à améliorer la différenciation entre les différents habitats de la dune, en utilisant cette fois des données hyperspectrales et FWF LiDAR. La voxelisation des données FWF LiDAR permet de re-structurer les données LiDAR irrégulièrement espacées. Le traitement des waveforms permet ensuite de dériver une information sur la diffusivité en volume de la végétation des surfaces et de les regrouper en fonction de leur pouvoir de diffusion à la surface d'un pixel. Au sein de chacun de ces groupes de surfaces caractéristiques, une classification est réalisée afin d'identifier les habitats caractéristiques de la dune. **Cette approche de cartographie propose d'utiliser l'information sur la structure et la nature du couvert végétal pour une classification optimisée de la surface de la dune de Luzéronde.**

4 Organisation du manuscrit

Ce manuscrit est organisé en quatre chapitres :

- Le premier chapitre est consacré à la présentation du problème de **téledétection dans le contexte des dunes littorales**. Les principales informations concernant la morphologie et les types d'associations végétales de la dune littorale régionale sont d'abord présentés. Dans ce chapitre, les principes des télédétections hyperspectrale et LiDAR et les méthodes de traitement de données utilisées pour la caractérisation des surfaces sont présentés. Les travaux précédents sur la cartographie de la végétation dunaire côtière à l'aide de l'imagerie (photographie, multispectrale et hyperspectrale) d'une part, et du LiDAR d'autre part sont également rappelés. Une étude des récents développements portant sur le couplage de ces deux techniques conclue ce chapitre.
- Le second chapitre décrit les **caractéristiques des capteurs employés** pour l'acquisition de données et les **paramètres utilisés lors de campagnes aéroportées menées sur les sites étudiés**. La planification et la réalisation de campagnes aéroportées et de terrain seront également décrites, tout comme les **attributs des données collectées**.
- Le troisième chapitre décrit la chaîne de **traitements et les corrections géométriques et radiométriques** nécessaires à l'exploitation des données hyperspectrales et LiDAR. On y décrit l'étape de géoréférencement des HSI ainsi que les corrections atmosphériques et leurs paramètres associés. Ce chapitre décrit également la procédure de voxelisation des données FWF LiDAR, en présentant des résultats issus de ce traitement.
- Le quatrième chapitre est présenté sous la forme de deux articles scientifiques (le premier n'étant pas soumis et le second soumis en septembre 2016 à *Remote Sensing of Environment*), détaillant les **deux approches développées pour la cartographie de la végétation de la dune côtière régionale**.
- La dernière partie du manuscrit résume et conclue les travaux menés dans cette thèse. Des perspectives de recherche dans la thématique du couplage hyperspectral/LiDAR pour la cartographie de la végétation des dunes littorales y sont proposées.

5 Publications et conférences

Publications

- Ba., A., Launeau, P., Robin, M., Moussaoui, S., Giraud, M., Le Menn, E. Apport du LiDAR dans le géoréférencement d'images hyperspectrales en vue d'un couplage LiDAR/Hyperspectral. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection* : 210, 5-15, 2015.
- Ba., A., Launeau, P., Moussaoui, S., Giraud, M., Robin, M., Debaine, F., Lague, D. Combining hyperspectral images and full waveform LiDAR data for coastal dune classification in Western France. Soumis à *Remote Sensing of Environment*, septembre 2016.

Conférences

- Ba, A., Launeau, P., Moussaoui, S., Robin, M. Présentation orale : Télédétection par analyse de retours d'onde LIDAR et spectrométrie à hautes résolutions des espaces sensibles en environnement côtier et urbain : Couplage LiDAR-Hyperspectral en environnement côtier. *Réunion des Sciences de la Terre*, Pau (France), 27-31/10/2014.
- Ba, A., Launeau, P., Moussaoui, S., Robin, M., Debaine, F., Legendre, M., Giraud, M., Le Menn, E. Affiche : LiDAR and spectral imaging for coastal dune vegetation characterization in Western France. *9th EARSeL SIG Imaging Spectroscopy workshop*, Luxembourg (Luxembourg), 14-16/04/2015.
- Ba, A., Launeau, P., Moussaoui, S., Robin, M., Giraud, M., Debaine, F., Lague, D. Poster : Hyperspectral imaging and full-waveform LiDAR data fusion for coastal dune surface classification. *36th EARSeL Symposium 2016*, Bonn (Allemagne), 20-24/06/2016.

Chapitre I

Téledétection en environnement dunaire côtier

La problématique générale de la télédétection dans le contexte de la surveillance et le suivi de l'évolution de la végétation dans les espaces dunaires côtiers est présentée dans ce chapitre. Après une description générale de la morphologie des espaces dunaires littoraux et le rôle de la végétation dans leur structuration, une présentation des différents outils de mesure utilisés pour leur observation est ensuite réalisée. L'analyse sera enfin portée sur une étude bibliographique des travaux antérieurs concernant l'utilisation des outils de télédétection à haute résolutions spatiale et spectrale pour la caractérisation de la végétation dans les espaces côtiers.

1 L'environnement dunaire côtier

1.1 Généralités sur le système dunaire côtier

Les dunes de littoraux marins sont des entités morphologiques se développant le long de côtes sableuses, au-dessus de la limite supérieure de battement de la marée. Elles sont présentes dans les deux hémisphères terrestres et dans tous les types de climats. Les échelles de leurs emprises surfaciques varient de quelques dizaines de mètres à quelques kilomètres. La formation des dunes sableuses côtières nécessite la présence de certains facteurs : un vent dirigé vers l'intérieur des terres avec une vitesse supérieure au seuil de mise en mouvement du sédiment et un apport continu de sédiment (Pye, 1983). La variation de ces facteurs dans le monde induit la création de dunes de morphologies différentes (Maun, 2009). La végétation est une des principales composantes de la surface de la dune littorale permettant sa structuration, même si sa présence n'est pas essentielle à la formation de cette dernière.

1.1.1 Morphologie de la dune côtière

Il est difficile de proposer une classification mondiale des types de dunes littorales prenant en compte la grande variété d'espèces végétales, de textures des grains de sable, de dynamique éolienne, de climat, d'apport sédimentaire, de processus hydrodynamiques ou encore de facteurs biotiques tel que l'impact humain (Maun, 2009). Cependant, Carter et al. (1990) décrivent une relation primordiale entre la disponibilité en sédiment, le climat, l'énergie marine, le régime éolien et les types de végétation et la forme des dunes. Bagnold (1960)

décrit les dunes sableuses comme une accumulation de sableuse avec un sommet unique. La forme de la dune côtière est principalement influencée par les processus éoliens mais la présence de la végétation et la variabilité de sa distribution affecte le niveau de fixation de la dune. Les formes variables de dunes vont des dunes à crêtes convexes à des terrasses relativement plates (Maun, 2009).

En se basant uniquement sur la forme des dunes, la Figure I.1 montre que l'on peut établir une classification. Sur le littoral atlantique français, on retrouve principalement des dunes aklés, paraboliques ou encore barkhanoïdes. La dune peut être ici définie comme une succession d'entités morphologiques aux caractéristiques propres.

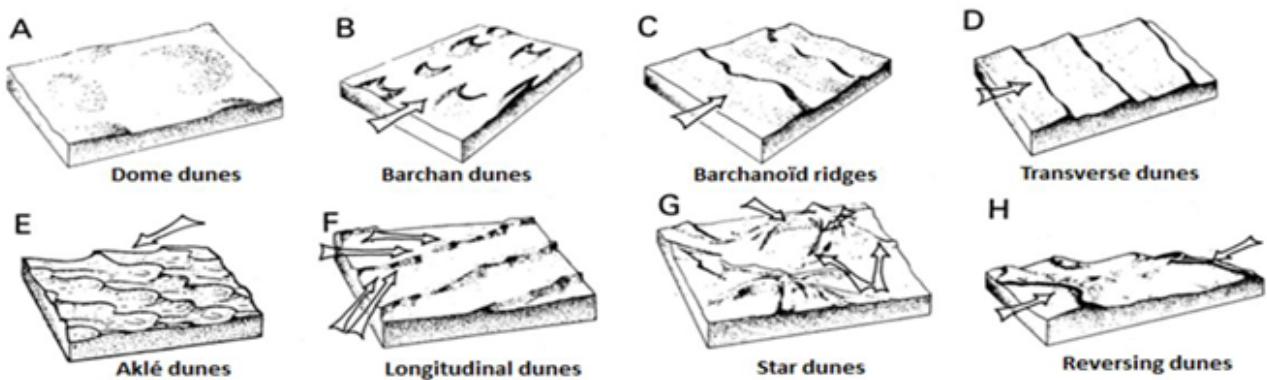


Figure I.1 – Exemple de classification de dunes en fonction de leurs formes.

Sur une section transversale à la dune (profil cross-shore), on retrouve de la plage à l'arrière dune (Fig. I.2) :

- La dune embryonnaire (ou avant-dune), correspondant à un bourrelet au contact avec le haut de plage. Cette partie de la dune est bien développée dans le cas de linéaire côtier en accrétion. Ainsi, la présence et le stade de développement de la dune embryonnaire reflète l'état de conservation de la dune (Granja et al., 2002). Les principales espèces végétales associées à cette zone sont de type herbacée avec des hauteurs pouvant atteindre 1 m ;
- La dune blanche, présentant la falaise et la crête de dune. La morphologie de la falaise de dune constitue un indicateur d'état de la dune, en érosion ou en accrétion. La raideur mais aussi la convexité/concavité de la falaise permettent de mettre en évidence ces deux états. La crête de dune est définie comme le plus haut point du cordon dunaire. Elle constitue une séparation entre les deux pentes, donc entre deux expositions aux aléas ;
- La dune de transition, aussi appelée dune semi-fixée par Granja et al. (2002) correspond à une zone de stabilisation de la dune. Elle se situe en arrière de la crête, avec une certaine variabilité de pente, notamment sur le littoral atlantique ;
- La dune fixée constitue l'un des stades de fixation les plus avancés de la dune. Il s'agit d'une zone relativement plane par rapport au reste de la dune mais peut occasionnellement présenter des dépressions.

– La dune boisée est la zone généralement aux limites on-shore du système dunaire.

Les associations végétales de la dune, qui sont fonctions de la zone de la dune, ont un impact sur la morphologie de cette dernière.

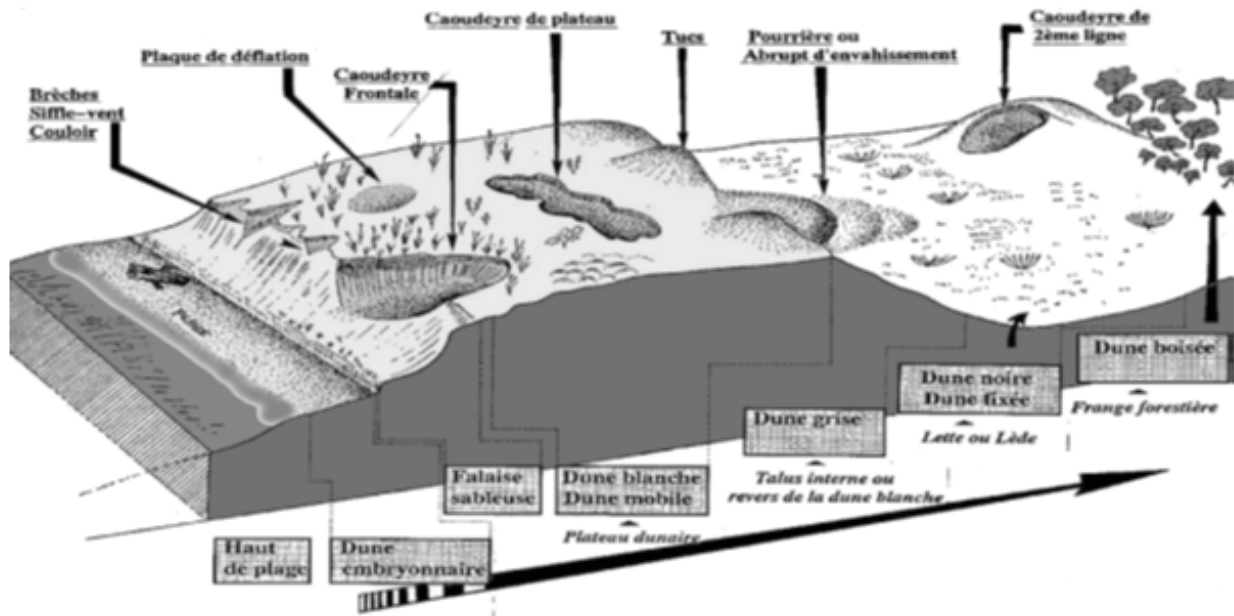


Figure I.2 – Profil topographique cross-shore type d'une dune littorale atlantique réunissant les habitats types de la dune et les formes d'altération éoliennes caractéristiques (d'après Barrère (1989)).

1 .1.2 Végétation de la dune côtière

La végétation, lorsque présente sur la dune, est un élément clé pour la fixation de la dune (Dorly and Duval, 1979). Sa distribution dépend de facteurs tels que la salinité du sédiment, la direction et la force du vent, la pulvérisation saline et les processus marins (Barbour and De Jong, 1977; Maun, 2009). Sa répartition est également soumise à la topographie locale de la dune, dans le cas d'espèces végétales aux caractéristiques profondément distinctes (ex. mousses et herbacées) (Acosta et al., 2007).

Réciproquement, la morphologie de la dune peut être localement influencée par la présence de végétation. En effet, Olson (1958) a montré que la rugosité de surface d'un sédiment est supérieure lorsque ce dernier est couvert par une plante, induisant une fixation du sédiment. D'après Bressolier and Thomas (1977), cette rugosité de surface est contrôlée par la densité de l'espèce végétale, sa taille ainsi que la vitesse du vent. Des valeurs caractéristiques de rugosité de surface du sédiment en fonction du couvert végétal sont données dans Maun (2009), basées sur les contributions de différents auteurs. Il est également montré que la végétation absorbe l'énergie des grains de sable en saltation lorsque ceux-ci impactent les tiges et les feuilles des plantes, réduisant l'énergie produite par l'ensemble des grains à des valeurs plus faibles que celle de l'énergie du vent, conduisant à un dépôt autour de la végétation. De plus, Lancaster and Baas (1998) montrent que la végétation dunaire

permettait de stabiliser le sédiment en réduisant le moment du flux éolien, responsable de la mise en mouvement des grains de sable. Différentes études ont exploré la thématique de la modification de la morphologie de systèmes dunaires côtiers en présence de végétation, concluant que cette dernière joue un rôle essentiel dans le contrôle de l'agencement des dunes via leur fixation (de M. Luna et al., 2009, 2011).

On retrouve sur les dunes côtières atlantiques des associations de végétation caractéristiques (Granja et al., 2002) :

- Sur la dune embryonnaire et la dune blanche, on retrouve des espèces herbacées, avec respectivement *Elymus farctus* *Ammophila arenaria*, constituant un couvert herbacé pouvant atteindre une hauteur de 1 m. Ces espèces couvrent le sable de manière irrégulière ;
- Sur la dune semi-fixée, le faciès à Euphorbe est dominant, avec également l'Immortelle (*Helichrysum s.*), la Fétuque, l'Armoise et le Gaillet. L'Euphorbe, l'Immortelle, l'Armoise et le Gaillet sont des plantes de petites tailles (20 à 30 cm). Dans certains cas, on retrouve également des plaques de mousse, marqueur de la colonisation et de la fixation de la dune. L'emprise au sol des plantes est de l'ordre de la vingtaine de centimètres tandis que les plaques de mousses varient de la dizaine de centimètres au mètre. Cet habitat est marqué par une alternance de surfaces de sédiment à nu et d'îlots de végétation ;
- Le couvert végétal de la dune fixée a des espèces en commun avec la dune semi-fixée. *Helichrysum s.* est présente des espèces différentielles tels que le raisin de mer (*Ephedra d.*). Cet habitat contient une plus grande diversité de mousses ainsi qu'un lichen, ceux-ci marquant un stade avancé de fixation. Sur cette zone, le sédiments à nu n'est presque pas discernable ;
- Sur la dune boisée, l'on retrouve principalement de grands buissons et des arbres, de type pins maritimes ;

1.2 Rôle environnemental de la dune côtière

La dune littorale et ses composants tels que sa morphologie et sa végétation, offrent deux principaux services : un service de protection et une fonction écologique.

1.2.1 Le service de protection

La dune côtière constitue une barrière naturelle contre les aléas météo-marins, de part sa morphologie et son budget sédimentaire. En effet, elle contribue à la préservation de la zone côtière et des activités anthropiques en assurant une protection contre la submersion marine par sa topographie ainsi qu'un apport en sédiment pour la ré-alimentation des plages adjacentes lors d'évènements énergétiques (Debaine and Robin, 2012; Doddy, 2012; Hanley et al., 2014).

La morphologie de la dune côtière, avec notamment sa ligne de plus haute élévation décrite comme la crête de dune, constitue un obstacle à l'aléa marin en périodes énergétiques. En effet, la submersion de la dune nécessite soit des conditions climatiques et marines exceptionnelles, soit une crête de dune de faible élévation ou même inexistante (N. A. Elko and Morgan, 2002). Ainsi, la falaise et la crête de dune, lorsqu'elles sont présentes, sont

des éléments de protection du littoral. Néanmoins, ces composantes de la dune peuvent être érodées par les processus hydrodynamiques et éoliens et former des structures types. Parmi ces formes figurent les siffle-vents (Fig.I.2), formés par érosion éolienne entre deux pans de dune, permettent le saupoudrage de sédiments sur les zones fixées de la dune. On peut également mentionner les caoudeyres ((Fig. I.2), correspondant à des dépressions sableuses formées par le vent sur des dépôts de sédiment préexistants (Hesp, 2002; Gonzalez-Villanueva et al., 2011) sur la falaise ou le plateau de dune. Ces formes érosives affectent le cordon dunaire et fragilisent localement sa stabilité.

En période normale, du point de vue marégraphique et hydrodynamique, les hauteurs d'eau peuvent atteindre le haut de plage, à une limite topographique appelée haute mer de vives eaux. La plage est affectée par différents processus hydrodynamiques, entre autres la marée, les vagues dont les hauteurs significatives et les périodes varient et provoquant des phénomènes associés : le set-up, défini comme augmentation du niveau moyen d'eau dû à la présence d'un train d'onde de surface (houle) (Bowen et al., 1968) et le run-up, variation verticale de la ligne d'eau sur la plage en fonction du temps (Kobayashi, 1999; Elfrink and Baldock, 2002). Bird (1985) ajoute à ces facteurs la hausse du niveau marin global, la subsidence côtière, les variations climatiques (fréquence des tempêtes) ou encore le développement de structures côtières, tous discutés dans Carter (1988). Toutefois, l'occurrence simultanée de forts coefficients de marée, de houles avec de fortes hauteurs significatives et longues périodes associés à des effets atmosphériques tels que la surcote barométrique en période de tempêtes autorise l'érosion de la plage jusqu'à la falaise de dune (Van Tiel De Vries, 2009; Anthony, 2013; Suarez et al., 2016). A une échelle temporelle plus importante, l'élévation globale du niveau marin menace d'inondation les systèmes dunaires côtiers, leurs écosystèmes (Plag and Jules-Plag, 2013) et les plaines rétro-littorales (Benassai et al., 2015; Aucelli et al., 2016).

1 .2.2 La fonction écologique des dunes

La fonction écologique rendue par la dune littorale se décline à l'échelle des habitats mais également à celle des espèces. En France par exemple, la végétation dunaire littorale constituant 10 % de la flore française totale, présente 150 espèces préférentiellement dunaires dont 60 le sont exclusivement. Les dunes sont donc une source de biodiversité que différentes directives nationales cherchent à protéger (Debaine et al., 2013). Parmi les différents habitats de végétation dunaire, on peut décrire : les dunes embryonnaires, les dunes mobiles à *Ammophila arenaria* (dunes blanches), les dunes côtières fixées (dunes grises), les dépressions humides intradunales et les dunes à *Salix repens* ssp. *argentea*. La présence ou l'absence d'espèces végétales sur la dune permet également d'estimer son état de stabilisation ainsi que de dériver et appréhender les potentielles causes de sa dégradation. Afin de préserver cette fonction sur les dunes, un certain nombre d'actions sont menées. Parmi celles-ci, on peut citer par exemple Natura 2000, correspondant à un ensemble de sites naturels européens identifiés par la rareté ou la fragilité des espèces sauvages animales et végétales. Cette action a pour but de préserver la diversité biologique et de valoriser le patrimoine naturel territorial. En France, l'inventaire ZNIEFF (Zones Naturelles

d'Intérêt Faunistique et Floristique) permet de réunir les zones à grand intérêt biologique ou écologique ainsi que les secteurs naturels riches et peu modifiés dont le potentiel biologique est important. Ces deux exemples d'actions montrent l'intérêt que présente la fonction écologique des dunes et la nécessité de préserver cette fonction.

1.3 Suivi de la dune côtière

L'observation et le suivi de la dune côtière permettent d'appréhender sa dynamique et son fonctionnement, dans le but final de sa gestion durable (Le Guern et al., 2014). Le suivi de la morphologie et de la distribution de la végétation de la dune côtière fait intervenir différentes méthodes d'observation. Parmi ces méthodes, les relevés de terrain permettent d'obtenir des informations in situ.

Le suivi morphologique de la dune s'attachera principalement à estimer l'élévation de la surface dunaire, dans le but notamment d'extraire des informations sur son budget sédimentaire, ou encore pour la cartographie de points d'érosion ou d'accrétion sensibles. Typiquement, l'échelle d'observation d'un système dunaire complet varie avec sa taille. Ce type de protocole de suivi au sol peut être réalisé à l'aide de théodolites (Schlacher et al., 2011; Labuz, 2016), généralement utilisé pour acquérir des données topographiques perpendiculairement à la côte. Les acquisitions se font par "profil", plus ou moins espacées le long du cordon dunaire. Ces techniques présentent un intérêt car elles sont faciles et rapides à mettre en place. Cependant elles ne permettent pas de couvrir de grandes distances avec un pas d'échantillonnage petit. Les temps d'acquisition de données par théodolite ne permettent pas une haute fréquence temporelle. Pour couvrir de plus grandes zones avec une meilleure précision et avec une fréquence élevée, le Differential Global Positioning System (DGPS - porté ou mobile) permet d'acquérir un grand nombre de données avec une précision en élévation de l'ordre de grandeur du centimètre. Cette technique est souvent utilisée pour le suivi de système plage/dune (Baptista et al., 2008; Suanez et al., 2010).

D'autre part, le suivi de la végétation peut se faire soit par l'observation d'un certain nombre d'associations caractéristiques formant un schéma répété sur la dune, soit en surveillant l'intégralité du système. Le suivi et la caractérisation de la végétation peut être réalisé par des relevés botaniques tels que l'observation de la présence/absence d'espèces de manière régulière dans la direction cross-shore (perpendiculairement à la ligne d'eau) (Johnson, 1997; Honrado et al., 2009; Prisco et al., 2016) ou encore des relevés irrégulièrement espacés par (Schlacher et al., 2011). Des observations plus précises peuvent également être réalisées à l'aide de quadrats (carré permettant l'estimation de l'abondance et la surface d'occupation d'espèces végétales par rapport à la surface) (Debaine et al., 2013).

Il faut noter que les méthodes décrites ici ne permettent pas, ou difficilement, de couvrir de larges surfaces avec des résolutions d'observation pluricentimétriques à métriques. Cependant, elles permettent d'obtenir des informations primordiales pour l'étalonnage et la validation des données issues de la télédétection.

2 La télédétection hyperspectrale et LiDAR

La télédétection correspond aux différentes méthodes d'observation de paramètres physiques d'objets ou de phénomènes à distance, sans contact avec ces derniers. Ces observations peuvent être réalisées de la Terre vers l'atmosphère ou l'espace (point de vue au zénith), ou de l'atmosphère/espace vers la surface terrestre (point de vue au nadir). Les instruments permettant l'acquisition de données en télédétection sont généralement embarqués sur des vecteurs (voiture, drone, avion, satellite). On distingue deux principaux types de télédétection : la télédétection passive, captant les informations d'un rayonnement naturellement émis par la surface étudiée ou réfléchi par cette surface à partir d'une source comme le soleil, ou active, nécessitant l'émission d'un rayonnement afin de mesurer un paramètre ou un phénomène.

2.1 L'imagerie hyperspectrale

2.1.1 Principe général et notions fondamentales

2.1.1.1 Définition et principe de la télédétection hyperspectrale

La spectrométrie est la mesure des propriétés optiques d'un objet par la décomposition de son rayonnement en fonction d'une grandeur physique exprimant une énergie. Ce rayonnement peut être segmenté en différents domaines en fonction des longueurs d'onde (Fig. I.3). Au sein des capteurs passifs, les spectromètres permettent de mesurer le rayonnement émis ou réfléti par des surfaces et la variation de son énergie avec la longueur d'onde (Smith, 2012). Les spectro-imageurs associent l'imagerie et la spectrométrie, en fournissant des données spatialisées du rayonnement. L'imagerie hyperspectrale correspond à l'acquisition d'informations sur le rayonnement sur un grand nombre de longueurs d'onde contiguës (Goetz et al., 1985), représentant une signature particulière nommée spectre, apportant une information sur les propriétés optiques des surfaces observées (Scott, 1997). Dans la thématique de l'observation des surfaces terrestres, les données hyperspectrales sont généralement acquises dans les domaines spectraux du visible et proche infrarouge (Visible and Near Infra Red - VNIR) et de l'infrarouge à ondes courtes (Short Wave Infra Red - SWIR). Pour la grande majorité des spectro-imageurs, l'information spectrale est enregistrée de manière à ce que pour chaque pixel, un spectre complet soit disponible, créant ainsi une structure en trois dimensions de l'information : les dimensions x et y correspondant à l'information spatiale du pixel et la dimension z à l'information spectrale (Fig. I.4). Ainsi, les données hyperspectrales issues de spectro-imageurs sont généralement appelées cubes hyperspectraux (Fig. I.4).

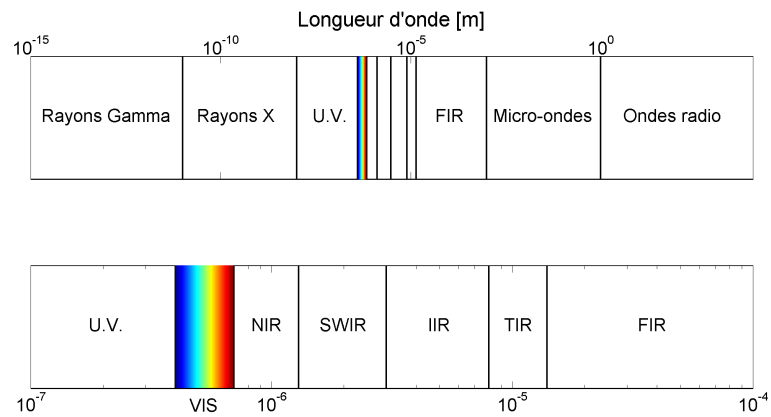


Figure I.3 – Domaines du rayonnement électromagnétique en fonction de la longueur d’onde (U.V. : rayonnement ultra-violet ; VIS : visible ; NIR : proche infra-rouge, SWIR : infrarouge à ondes courtes ; IIR : infrarouge moyen ; TIR : infrarouge thermique ; FIR : infrarouge lointain).

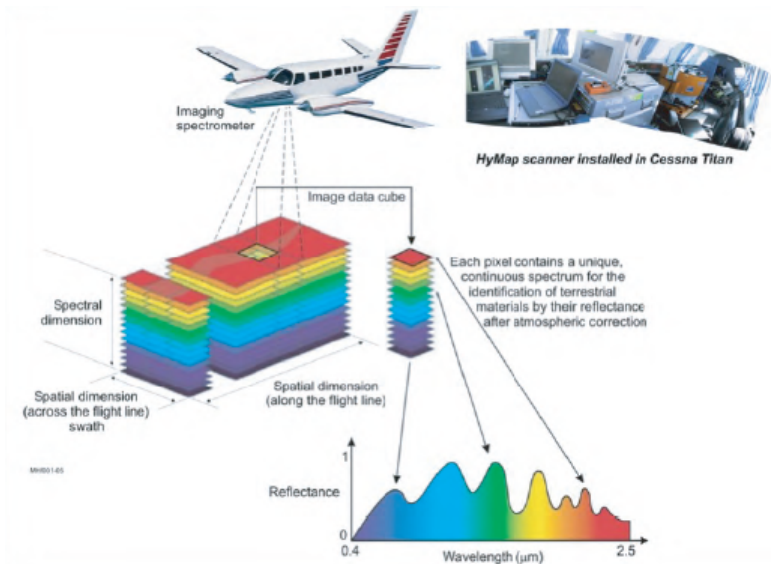


Figure I.4 – Principe de l’imagerie hyperspectrale et notion de spectre (exemple du capteur HyMap, image www.hyvista.com).

2 .1.1.2 Grandeurs physiques

La grandeur physique mesurée en imagerie hyperspectrale est la luminance (Fig. I.5), ou radiance en anglais, correspondant au rayonnement émis, réfléchis, transmis ou reçu par unité de surface d’angle ($W.m^{-2}.sr^{-1}$) (Chang, 2007). Elle contient l’information sur un rayonnement émis ou réfléchi par une surface, auquel s’ajoutent tous les effets induits par la colonne de fluide (atmosphère, eau) entre la surface et l’optique du capteur ainsi que les effets d’adjacence dus à la présence d’objets autour d’un pixel donné (Fig. I.6). Il est possible d’estimer

le rapport entre le rayonnement réfléchi par une surface et le rayonnement incident sur cette même surface. Ce calcul permet d'estimer l'absorption d'un rayonnement, directement liée aux propriétés chimiques de la surface. Cette grandeur, communément utilisée pour la caractérisation de surfaces, est nommée réflectance ρ , sans unité, définie telle que :

$$\rho(\lambda) = \frac{L_s(\lambda)}{L_i(\lambda)} \quad (\text{I.1})$$

avec $\rho(\lambda)$ la réflectance de surface, $L_s(\lambda)$ la luminance du rayonnement réfléchi et $L_i(\lambda)$ la luminance du rayonnement incident (Shaw and Burke, 2003) pour une longueur d'onde λ donnée. La réflectance est la grandeur physique généralement exploitée et permettant d'accéder à une information sur la chimie de la surface observée. De plus, on peut définir la transmittance (sans unité), est la fraction du rayonnement traversant un matériau. Cette grandeur physique est une des composantes des équations pour les corrections atmosphériques.

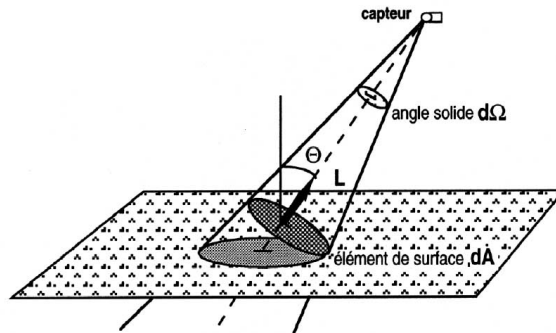


Figure I.5 – Mesure de la luminance L par un capteur (d'après Caloz (1992)).

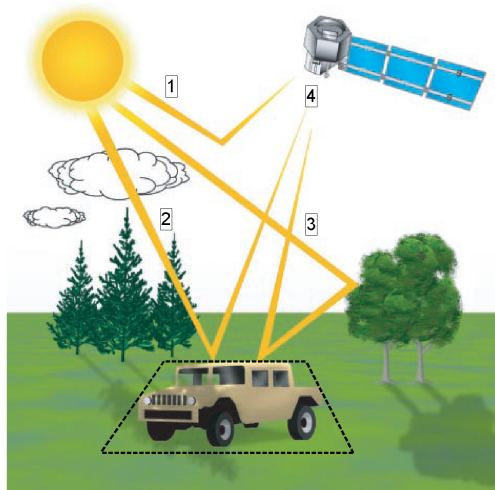


Figure I.6 – Principaux composants de la luminance mesurée par l'optique d'un spectro-imageur. Les lignes pointillées noires correspondent à l'emprise d'un pixel donné. **1** correspond au rayonnement diffusé par l'atmosphère, **2** est le rayonnement reflété par le pixel au sol, **3** est le rayonnement reflété par un pixel adjacent et **4** est le rayonnement reçu à l'optique du capteur (d'après Shaw and Burke (2003)).

2 .1.1.3 L'échantillonnage de la donnée hyperspectrale

Comme mentionné dans la partie I .2 .1.1.1, le principe de l'imagerie hyperspectrale est de décrire le rayonnement mesuré par l'optique d'un capteur sur un grand nombre de bandes spectrales contiguës. Ces bandes spectrales ont donc de multiples caractéristiques influençant la qualité de la description du rayonnement. Parmi ces caractéristiques, on compte :

- La largeur de bandes spectrales, dont la taille influence la finesse de la détection des bandes d'absorption lorsque les bandes sont suffisant étroites (Kazemipour, 2011) ;
- La résolution spectrale, correspondant à la largeur à mi-hauteur (Full Width Half-Maximum, FWHM) dans le cas d'une réponse spectrale gaussienne unimodale représentant la distribution de l'énergie reçue par une bande spectrale, dont le maximum correspond au centre de cette dernière ;
- L'échantillonnage spectral correspondant à la distance entre deux longueurs d'onde successives (Fig. I.7) ;

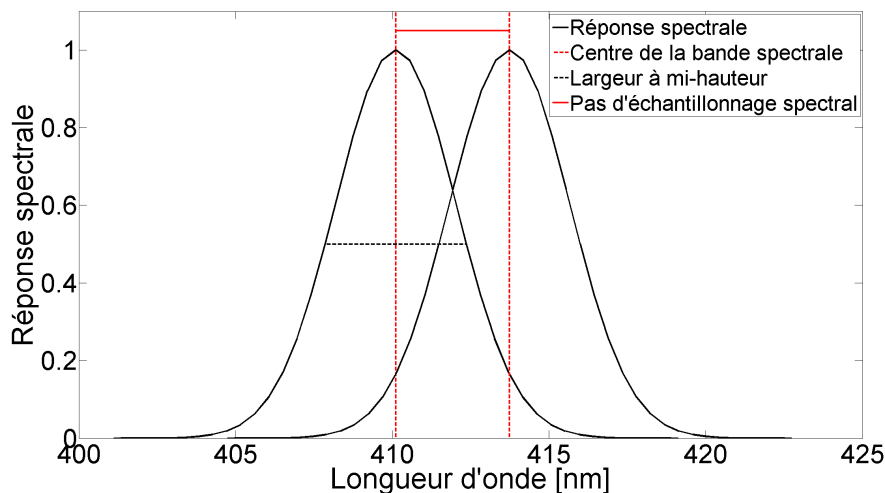


Figure I.7 – Principaux paramètres spectraux d'un spectro-imageur. Ici, la largeur à mi-hauteur est la résolution spectrale.

De plus, la notion de résolution spatiale intervient dans l'acquisition d'images hyperspectrales. La résolution spatiale est l'aptitude d'un capteur de type imageur à discerner différents éléments sur une image acquise. Plus celle-ci sera fine, plus les éléments de l'image seront clairement discernable. La résolution spatiale est fonction de la taille des pixels qui composent l'image. Plus la taille des pixels est grande, plus le pixel intégrera des réponses (ici spectrales) de plusieurs surfaces observée dans ce pixel. La résolution spatiale dépend directement des paramètres du capteur ainsi que de la vitesse de déplacement du vecteur, de son altitude de vol et de son attitude (roulis, tangage, lacet).

2.1.2 L'imagerie hyperspectrale et l'identification de surfaces

En fonction des propriétés d'absorption liées à la chimie des matériaux, la forme des spectres de surfaces diffère en fonction des longueurs d'ondes. Le grand échantillonnage et le niveau de détails proposé par l'imagerie hyperspectrale permet de mieux identifier les matériaux. En lien avec l'objectif principal de cartographier la végétation dunaire côtière, il convient d'expliquer le lien entre les propriétés optiques de la végétation et ses principales caractéristiques biochimiques avant d'aborder la variabilité des formes spectrales en fonction des surfaces.

2.1.2.1 Propriétés optiques de la végétation

Les propriétés optiques de la végétation sont fonctions de leurs caractéristiques biochimiques, en particulier la structure anatomique, la teneur en pigments, ainsi que la teneur en eau. Parmi les constituants foliaires, on peut citer les pigments photosynthétiques tels que les chlorophylles ou caroténoïdes, ainsi que la matière sèche incluant la cellulose, l'hémicellulose, la lignine et la cutine (Gerber, 2011). Dans le visible, la présence de ces pigments foliaires est responsable de fortes absorptions, notamment dans les régions spectrales du bleu et du rouge pour les chlorophylles et dans le vert et le bleu pour les anthocyanes et caroténoïdes (Vigneau, 2010). L'absorption d'un rayonnement par la végétation est faite en fonction de la structure anatomique des feuilles. En effet, les pigments chlorophylliens absorbent une grande partie du rayonnement visible mais n'absorbent pas le rayonnement dans les longueurs d'onde plus grandes. Celui-ci est fortement réfléchi par une couche cellulaire appelée le parenchyme lacuneux ou mésophylle (Fig. I.8) où ont lieu des échanges entre oxygène et dioxyde de carbone pour la photosynthèse et la respiration. Plus ce mésophylle est développé, plus il y a d'interfaces entre les cellules et l'air et plus la diffusion au sein de la feuille est importante, conduisant à un rayonnement du proche infrarouge plus réfléchi (Vigneau, 2010). Dans le SWIR, la teneur en eau permet de mettre en avant l'état de la végétation. En effet, dans ce domaine spectral, les valeurs de réflectance sont plus faibles lorsque la teneur en eau augmente, avec notamment deux bandes d'absorption à 1450 et 1900 nm.

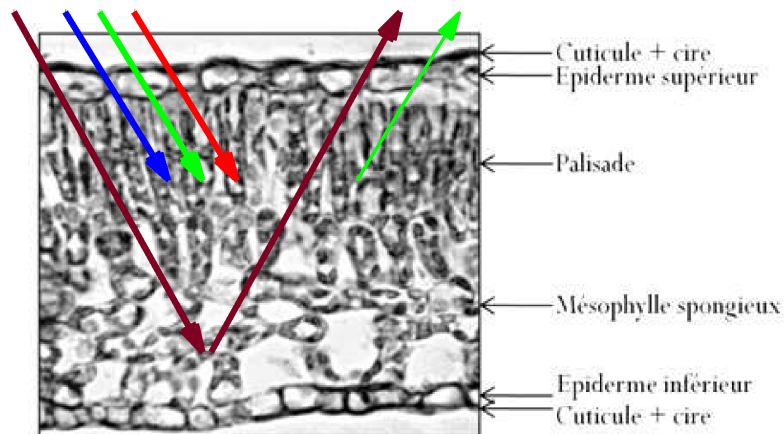


Figure I.8 – Coupe transverse d’une feuille de hêtre (*Fagus sylvatica L.*), observée au microscope avec incidences et réflexions des rayonnements visible (rouge, vert, bleu) et proche infrarouge (bordeaux) (d’après Bousquet (2007) et repris par Gerber (2011)).

2 .1.2.2 Complexité de la distribution de la végétation en environnement dunaire côtier et observation.

En milieu dunaire côtier, les associations d’espèces végétales sont complexes. Comme décrit dans la partie 1 .1.2 de ce chapitre, les associations végétales et leurs structurations varient en fonction de l’habitat dunaire. Sur la dune mobile, on retrouve des herbes couvrant le sédiment. Dans une vue au nadir, le sable est donc visible à travers les tiges des herbes. Sur la dune semi-fixée ou dune de transition, la végétation forme des plaques entourées de sédiment. Sur ces plaques de végétation, la mousse forme la surface au-dessus du sable et des plantes surplombent cette mousse. La dune fixée est presque totalement recouverte de mousses et de lichen, avec parfois du sédiment à nu. Sur ce fond de mousses et lichen, des plantes basses se développent (Granja et al., 2002).

En considérant une vue au nadir, à l’échelle du centimètre, on est capable d’observer une seule espèce végétale. En considérant un pixel de plusieurs dizaines de centimètres à un mètre de résolution, l’observation se complexifie et le pixel est formé de plusieurs éléments agencés en volume de manière intime (Fig. I.11 (b)). Par exemple, en considérant un rayonnement incident sur un pixel constitué de sable et d’une plante basse, le rayonnement réfléchi sera la résultante du rayonnement incident ayant traversé la plante basse et qui se sera réfléchi sur le sol. Ainsi, le rayonnement réfléchi prendra en compte de manière complexe les caractéristiques de la plante et du sable. À une échelle d’observation plus grande, les surfaces sont homogènes et s’organisent sous forme d’habitats, n’ayant pas d’interactions entre eux. Ainsi, on peut définir un premier niveau d’analyse

correspondant à l'observation à grande échelle des habitats de la dune côtière, puis, à une échelle plus fine, un niveau où les proportions des différentes espèces végétales peuvent être estimées pour une analyse plus précise.

2.1.2.3 Les formes spectrales en fonction de surfaces

La figure I.9 montrent des spectres de réflectance de six surfaces dans le VNIR (400 - 1000 nm, Figure I.9 (a)) et dans le SWIR (1000 - 2500 nm, Figure I.9 (b)). Un descriptif de cette figure permet de montrer des formes spectrales différentes en fonction du domaine d'observation :

1. Dans le VNIR, le spectre d'eau présente des valeurs de réflectance faibles, avec un pic entre 500 et 600 nm, proportionnel à sa turbidité. Le spectre de sable de plage, au contraire, montre des valeurs de réflectance croissantes entre du visible (VIS) au proche infrarouge (NIR). Les spectres de végétation présentent des formes différentes en fonction de l'état de cette dernière : La végétation verte présente de fortes absorptions du rayonnement à 400 et 700 nm et des valeurs de réflectances formant un plateau dans le NIR. Ceci résulte en un pic de réflectance au niveau de la région de la bande spectrale du vert (500 - 600 nm), conférant la couleur verte à la végétation en "bonne santé", contenant de la Chlorophylle *a*. Dans le cas d'une végétation plus sèche, ce pic dans le vert n'est pas distinguable avec des valeurs croissantes dans le VIS, et un saut plus faible du rouge vers le NIR. Ce saut est appelé "red edge", et présente un grand intérêt car caractéristique de la végétation. Généralement, les surfaces sombres présentes de faibles valeurs de réflectances dans le VNIR, par exemple le sol sec et l'asphalte présentés dans le Figure I.9 (a).
2. La Figure I.9 (b) montre que les comportements des surfaces diffèrent également dans le SWIR. L'eau ne présente pratiquement aucune réflectance dans l'infrarouge, tandis que le sable de plage présente de fortes valeurs. En fonction de son état, les valeurs de réflectance de la végétation sont plus ou moins importantes. Il faut noter qu'en raison de la présence d'eau dans les feuilles des végétaux, on observe sur leurs spectres deux principales bandes d'absorptions de la vapeur d'eau à 1500 et 1900 nm, pouvant servir à estimer le stress hydrique de la végétation. Le spectre de sol sec a des valeurs de réflectance légèrement croissantes entre 1000 et 2000 nm puis décroissantes entre 2000 et 2500 nm. L'asphalte présente un peu de variations de réflectance dans l'infrarouge.

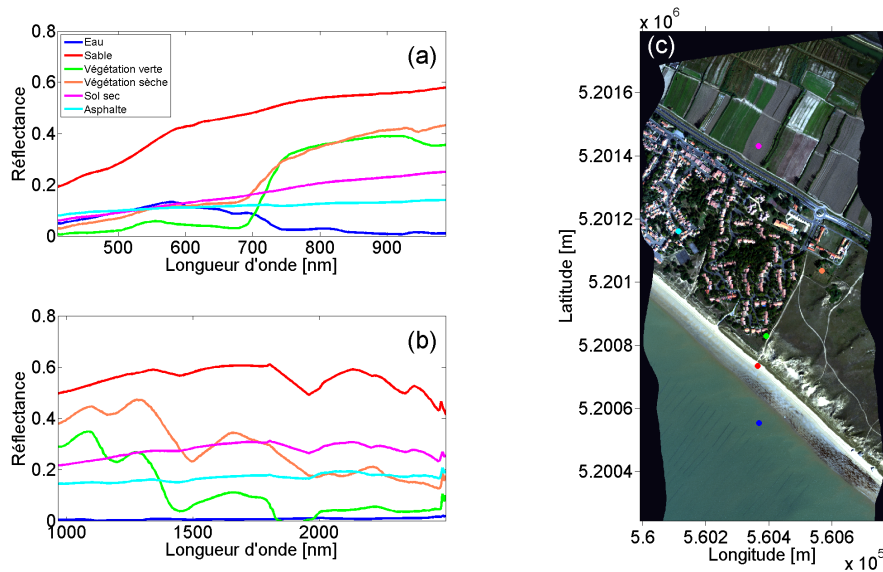


Figure I.9 – Spectres de réflectance de surface types dans le visible et proche infrarouge (VNIR) (a) et infrarouge à ondes courtes (SWIR) (b) issus de mesures réalisées par des capteurs hyperspectraux HySpex VNIR et SWIR. Pour des raisons de lisibilité, un offset de + 5 % a été ajouté aux valeurs de réflectance. Les localisations des spectres sont données sur une image hyperspectrale du site de la Tresson (c). Les coordonnées de l'image (c) sont en UTM 30N WGS-84.

La Figure I.9 présente l'imagerie hyperspectrale comme une source de données permettant d'identifier des surfaces fondamentalement différentes.

En lien avec la description des propriétés optiques de la végétation, l'imagerie hyperspectrale permet de caractériser des espèces végétales en raison du grand nombre de bandes spectrales permettant, grâce à des méthodes de traitements d'images, d'utiliser l'information biochimique et structurale contenue dans les signatures spectrales (Underwood et al., 2003). Décrit précédemment, la forme du spectre de végétation dans le VIS est contrôlée par les effets d'absorption de la Chlorophylle *a* et d'autres pigments contenus dans les feuilles (Fig. I.10). La structure des feuilles varie entre les espèces mais aussi en raison du stress environnemental. Govender et al. (2007) propose un résumé des techniques et applications d'identification de la végétation telles que le calcul d'indices, l'extraction de la teneur en eau, le contenu pigmentaire ou l'architecture et la densité de la canopée.

En fonction de la résolution spatiale à laquelle on observe des éléments d'une scène ou à laquelle on veut cartographier ces derniers, différentes méthodes d'identification de la nature des pixels d'images hyperspectrales interviennent. A l'échelle de l'habitat, des méthodes de classification d'image permettent de regrouper des pixels sous forme de classes. A l'échelle de l'espèce végétale cependant, on cherche à identifier les surfaces au sein d'un pixel et à estimer leurs abondances respectives. Ces deux approches sont présentées ci-après.

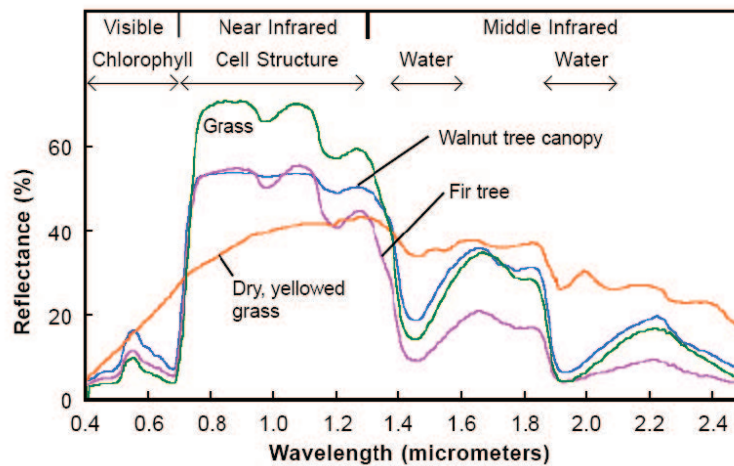


Figure I.10 – Spectres de réflectance de différents types de végétation verte comparés à la signature de feuilles sénescentes (d’après Govender et al. (2007)).

2 .1.3 La classification en imagerie hyperspectrale

2 .1.3.1 Les méthodes de classification

Dans le but de différencier des types de surfaces parmi les pixels d’une image hyperspectrale, le principal traitement apporté en télédétection est la classification, correspondant à l’attribution d’une classe à chaque pixel de cette image. Au sein de chaque classe, les pixels présentent donc des caractéristiques communes. Parmi les méthodes de classification, deux principaux types sont identifiables : les méthodes non-supervisées et supervisées. Dans un logiciel de visualisation et de traitement d’image tel qu’ENVI, l’information commune donnée par l’utilisateur dans le cas des deux types de classification est le nombre de classes désiré en sortie du traitement.

2 .1.3.1.1 Les méthodes non-supervisées Les méthodes de classification non-supervisée permettent d’attribuer à chaque pixel d’une image une classe, sans introduction d’informations supplémentaires par l’utilisateur (échantillons test), c’est-à-dire que le logiciel détermine quels pixels sont liés et les regroupe sans information a priori. Parmi les méthodes non-supervisées, les k-moyennes visent à diviser un ensemble de points en k groupe, généralement appelés clusters, de manière à minimiser la somme des carrés des distances des points à la moyenne des points. Une seconde méthode appelée IsoData, procède par étape successive : les centres des clusters sont d’abord placés de manière aléatoire et les pixels sont attribués aux clusters par le calcul de la distance minimale. L’écart-type au sein de chaque cluster et la distance entre les centres des clusters est calculée. Les clusters sont divisés si l’écart-type est supérieur à un seuil défini, et sont regroupés si la distance entre eux est également inférieure à un seuil (Tou and Gonzalez, 1974; El Rahman, 2016).

2.1.3.1.2 Les méthodes supervisées Elles permettent de classier les pixels d'une image en se basant sur des échantillons test. Ces méthodes sont plus nombreuses que les classifications non-supervisées, avec entre autres, le Spectral Angle Mapper (SAM), la Minimum Distance (MD), la Maximum Likelihood (ML), le Neural Network (NN) ou encore la Support Vector Machine (SVM). Nous en décrivons ici trois dont les principes différent : ML, SVM et SAM. Ces trois méthodes sont disponibles dans le logiciel ENVI. La Maximum Likelihood (ML) suppose que les statistiques de chaque classe dans chaque bande d'une image ont une distribution normale et calcule la probabilité qu'un pixel appartienne à une classe. Chaque pixel est attribué à la classe qui à la probabilité la plus forte. Il est possible avec cette méthode de ne pas classer des pixels en spécifiant un seuil de probabilité. Richards (1999) explique la classification par le calcul suivant :

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

avec i la classe, x l'image à n bandes, $p(\omega_i)$ la probabilité que la classe ω_i soit dans l'image (considéré la même pour toutes les classes), $|\Sigma_i|$ et Σ_i^{-1} respectivement le déterminant de la matrice de covariance des données dans la classe ω_i et son inverse et m_i le vecteur moyen. Enfin, la Support Vector Machine (SVM) est un outil puissant de classification dérivé de la théorie statistique d'apprentissage, particulièrement adaptée pour la classification de données complexes et bruitées. Elle permet de définir une surface appelée hyperplan optimal, maximisant la distance entre les données. Les points les plus proches de cet hyperplan sont les vecteurs de support et correspondent aux échantillons test. Le fonctionnement complexe de la SVM est décrit dans Chang and Lin (2001), Hsu et al. (2003) et Wu et al. (2004) avec des applications dans la classification de la végétation à partir d'images hyperspectrales dans différents environnements (Zhang et al., 2014; Ballanti et al., 2016). Pour les méthodes ML et SVM, les échantillons test correspondent à des données localisées au sein de régions d'intérêts (ROIs) et sur l'intégralité des bandes de l'image. Pour que ces classifications fonctionnent, il est nécessaire de définir une ou plusieurs ROIs par classe. La dernière méthode supervisée décrite ici est le Spectral Angle Mapper (Kruse et al., 1993), méthode permettant de classier une image en se basant sur la similarité spectrale entre les spectres de l'image et des spectres de référence correspondant aux échantillons test, extraits directement de l'image ou provenant d'une librairie spectrale établie au préalable. Pour chaque pixel et chaque bande de l'image, un angle est calculé entre la valeur de réflectance du spectre de l'image et celle de spectres de référence tel que :

$$\alpha = \cos^{-1} \left(\frac{\vec{t} \cdot \vec{r}}{\|\vec{t}\| \cdot \|\vec{r}\|} \right) \quad (\text{I.3})$$

qui peut également être écrit :

$$\alpha = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^n t_i r_i}{(\sum_{i=1}^n t_i^2)^{1/2} (\sum_{i=1}^n r_i^2)^{1/2}} \right) \quad (\text{I.4})$$

où t est le spectre de l'image, r le spectre de référence, n le nombre totale de bandes de l'image. Cette méthode est très performante pour la classification de données étalonnées et est relativement insensible aux variations de conditions d'illumination ou aux effets de l'albedo. Les spectres de référence peuvent provenir soit directement de l'image soit de données acquises sur le terrain. Les méthodes de classification décrites ici fonctionnent lorsque

l'on estime que l'information est homogène au sein d'un pixel, et que seules des variations de pixel à pixel existent. L'observation de variations intra-pixellaire fait appel à la notion de mélange spectral.

2.1.3.2 Le démixage spectral

En comparant la taille des différents végétaux présents sur la dune côtière et la résolution spatiale minimale d'observation des surfaces par imagerie hyperspectrale, on voit qu'au sein d'un pixel, il y a de grandes probabilités que plusieurs matériaux soient observés. Ainsi, le rayonnement mesuré par le spectromètre ne correspond pas au rayonnement d'une surface homogène mais plutôt à la somme des rayonnements de plusieurs surfaces. Il est donc possible de décrire ce rayonnement par le biais d'un modèle caractérisant la combinaison des surfaces (Keshava and Mustard, 2002; Keshava, 2003). On décrit deux principaux types de mélange : les mélanges linéaires et non-linéaires (Fig. I.11), dépendant du type de mixture des surfaces dans un pixel.

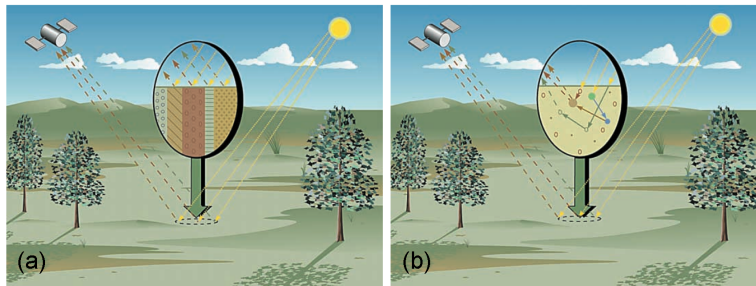


Figure I.11 – Modèles de mélange linéaire (a) et non-linéaire (b) (d'après Keshava and Mustard (2002)).

2.1.3.2.1 Le modèle de mélange linéaire Ce modèle considère qu'un pixel est divisé en surfaces, n'ayant aucune interaction les unes avec les autres, où le rayonnement n'est réfléchi qu'une seule fois. Ce rayonnement est donc constitué des différentes réflexions sur les surfaces, proportionnellement à leurs pourcentages de couverture au sein du pixel (Fig. I.11). Ainsi, le spectre mesuré par l'optique du capteur correspond à la somme des spectres des différentes surfaces dans le pixel pondérée par leurs abondances dans ce dernier :

$$y(\lambda) = s_1(\lambda)a_1 + s_2(\lambda)a_2 + \dots + s_n(\lambda)a_n + w = \sum_{i=1}^n s_i(\lambda)a_i + w \quad (\text{I.5})$$

où y est le spectre d'un pixel de l'image, λ une longueur d'onde donnée, s_i et a_i respectivement la valeur de réflectance et la proportion de la i ème surface dans le pixel étudié, w le bruit associé au capteur, à la mesure et à l'inadéquation du modèle, et n le nombre total de surfaces. Communément, les spectres de ces surfaces sont appelés endmembers et sont présents avec différentes proportions dans tous les pixels d'une image. Afin de décomposer de la manière la plus réaliste un spectre, la somme des proportions des endmembers doit être égale à 1 et leurs proportions supérieures ou égales à 0.

Afin d'estimer les endmembers et leurs proportions respectives au sein d'un pixel dans le cas de l'hypothèse d'un mélange linéaire, une chaîne de traitements est généralement établie (Bioucas-Dias et al., 2012) :

- Des corrections atmosphériques doivent être effectuées afin de calculer la réflectance de surface, paramètre intrinsèque de la nature des surfaces. Ces corrections permettent de s'affranchir des effets d'absorption et de diffusion générés par les gaz atmosphériques et les aérosols contenus dans la colonne d'atmosphère et inclus dans le signal mesuré par le spectro-imageur.
- La réduction de donnée permet d'améliorer la performance de l'algorithme de démixage spectral en termes de temps de calcul, ainsi que les capacités de stockage des données. Cette étape, facultative, vise à extraire l'information primordiale contenue dans la donnée (Keshava and Mustard, 2002). Cette réduction peut être réalisée à l'aide de méthodes telles que l'Analyse en Composante Principale, permettant l'identification d'axes principaux correspondant aux variables décorréliées d'un cube hyperspectral, ou encore par des méthodes non-statistiques parmi lesquelles figure l'OSARIS (Bowles et al., 1997), permettant la réduction via la collection et la comparaison itérative de spectres d'une image.
- Le démixage est l'étape principale, permettant d'identifier les endmembers de l'image et leurs proportions dans chaque pixel. On décrit généralement trois approches : géométrique, exploitant le fait que les vecteurs représentant les spectres de l'image soient sous la forme d'un simplexe. L'approche statistique se base sur l'estimation de paramètres pour déterminer les endmembers ainsi que leurs abondances. La représentation parcimonieuse assimile le démixage à un problème de régression, se basant sur la disponibilité d'une bibliothèque de données spectrales permettant de faciliter la détection des endmembers et l'estimation de leur proportions.
- La dernière étape est dite d'inversion, consistant en la résolution d'un problème à optimisation contrainte, minimisant les différences entre les données observées et les endmembers identifiés. Ces contraintes sont généralement, comme mentionné précédemment, des proportions supérieures ou égale à 0 dont la somme est égale à 1.

Cette chaîne de traitements est résumée par le diagramme de la Figure I.12. On retrouve dans Bioucas-Dias et al. (2012) un inventaire exhaustif des méthodes de démixage spectral existante.

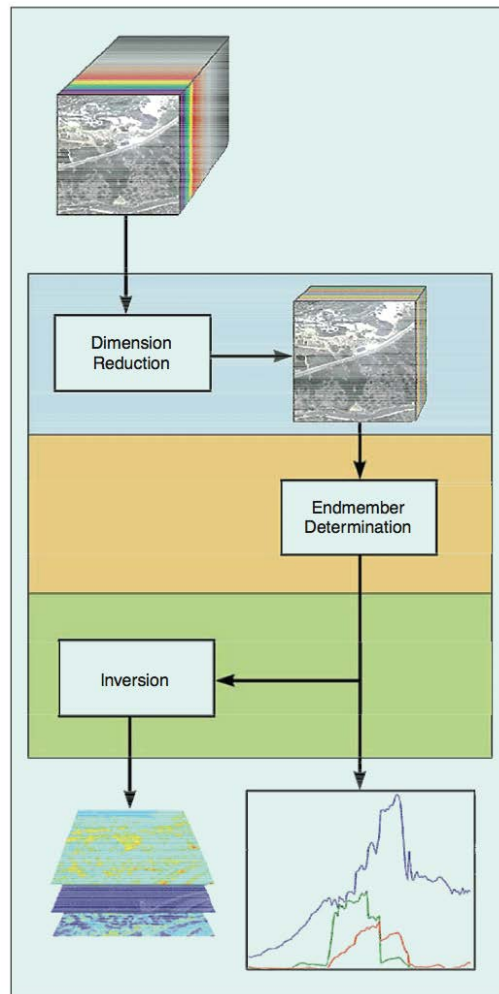


Figure I.12 – Chaîne de traitements pour le démixage spectral (d’après Keshava and Mustard (2002)).

2 .1.3.2.2 Le mélange non-linéaire Ce modèle repose sur la considération que les objets constituant le pixel ne sont plus répartis horizontalement mais qu’ils sont organisés aléatoirement en volume, produisant un rayonnement réfléchi résultant de multiples interactions (Fig. I.11 (b)). Afin d’estimer les proportions de différents composants mélangés de façon non-linéaire, de précédentes études ont développé des modèles : par exemple, Hapke (1981) a proposé une solution analytique approximative pour décrire la diffusion du rayonnement sur des surfaces composées de particules (type sable). Pinty et al. (1990) ont étendu ce travail pour la description du rayonnement réfléchi par la canopée de la végétation. D’après Keshava and Mustard (2002), le modèle décrit dans Hapke (1981) est efficace et robuste pour décrire le rayonnement provenant de surfaces présentant un mélange non-linéaire de ces composants.

Cependant, la question de la détermination du type de modèle à utiliser pour décrire un surface reste ouverte. En effet, bien que le mélange linéaire s’avère utile dans le cas où les surfaces sont adjacentes et où elles n’ont aucune interaction entre elles. De telles conditions ne sont presque jamais rencontrées dans la nature.

L'utilisation plus répandue du modèle de mélange linéaire provient de la complexité de la mise en place de modèle non-linéaire pour des données issues de la télédétection. Ce dernier n'a que très peu été utilisé pour différentes raisons (Keshava and Mustard, 2002) : la nécessité de connaître le détail des propriétés de diffusion des surfaces, l'orientation des endmembers par rapport à la position du capteur doit être indiquée et la taille des particules, leurs compositions et leur états doivent être connus.

En environnement dunaire côtier, le modèle de mélange le plus adéquat serait un modèle de mélange non-linéaire, prenant en compte les interactions entre objets qui composent un pixel donné. Cependant, le grand nombre d'objets qui composent le paysage dunaire ainsi que la complexité de la mesure des paramètres de ces objets nécessaires au développement d'un tel modèle rendent sa mise en place délicate. Le modèle linéaire peut cependant s'avérer une méthode palliative efficace, surtout dans le cas de surfaces principalement composées de mousses ou de sable, avec une structure horizontale limitant les interactions entre elles.

2.1.3.3 Champs d'application

L'imagerie hyperspectrale trouve des applications dans différents domaines, en fonction de l'échelle d'observation. Shaw and Burke (2003) présente une taxonomie d'applications, regroupées en trois grands types :

- La détection d'anomalie, visant à localiser des objets ou phénomènes irréguliers dans une scène observée ;
- La reconnaissance de cibles, permettant de détecter une signature spectrale particulière en se basant sur des données la concernant récoltées au préalable. Par exemple, l'utilisation de spectre peut permettre de détecter des objets dans une scène, et dans le cas d'une série temporelle, détecter le mouvement de ces derniers (détection de changement) ;
- La caractérisation d'images, correspondant à l'identification et l'analyse des composants de surfaces observées par un capteur. Parmi ce type d'applications, on peut citer par exemple la classification de surface et le calcul de la bathymétrie en zone côtière.

Ces différentes applications trouvent leurs intérêts en environnement naturels ou anthropisés. En environnement côtier, particulièrement, l'imagerie hyperspectrale a été utilisée pour :

- Cartographier la végétation (Schmidt and Skidmore, 2003; Kempeneers, 2007) (développée dans la partie I.3) ;
- Cartographier les sédiments côtiers (Louchard et al., 2002; Verpoorter, 2009) ;
- Suivre l'évolution de la flore marine (Combe et al., 2005; Méléder et al., 2010; Kazemipour, 2011; Kazemipour et al., 2012; Ryan et al., 2014) ;
- Calculer la bathymétrie locale (McIntyre et al., 2006; Ma et al., 2014) ;

2.2 La télédétection LiDAR

2.2.1 Principe général et notions fondamentales

2.2.1.1 Principe général du LiDAR

Le système de Light Detection and Ranging (LiDAR) est une technique de télédétection dite active. Elle permet de mesurer la distance à un objet par l'émission d'une impulsion laser. Le LiDAR est constitué de trois principaux éléments : un système d'impulsion laser, un récepteur et un enregistreur. Le système émet une impulsion laser avec une haute fréquence définie en fonction du type de surface éclairée, susceptible de réfléchir le signal. Le temps aller-retour de l'impulsion laser entre l'émetteur et la cible est mesuré et la distance entre ces deux objets peut être calculée (Baltsavias, 1999). Un système LiDAR peut être supporté par différents vecteurs : fixe ou sur un vecteur mobile au sol, dans le cas du Terrestrial LiDAR Scanner (TLS) (Picco et al., 2013; de Zeeuw-van Dalssen et al., 2016), aéroportés (Airborne Laser Scanner - ALS) ou embarqués sur satellite (Sun et al., 2013). Dans cette thèse, nous nous intéressons au LiDAR aéroporté.

Dans le cas d'un ALS, afin d'estimer avec la meilleure précision la position en longitude, latitude et altitude (x , y et z) du point représentant la cible éclairée, la combinaison de différents appareils de mesure est nécessaire (Baltsavias, 1999; Populus, 2002; Mallet, 2010) :

- L'altimètre émettant l'impulsion laser, composé d'une source laser et d'un dispositif de balayage, permet une mesure de l'élévation de la surface à intervalles réguliers. Ces intervalles sont définis par la fréquence d'émission de la source du laser (Pulse Repetition Frequency - PRF) et par la fréquence de mouvement du scanner (appelée ici fréquence de scan). En fonction des applications, la longueur d'onde du laser peut varier avec un laser infrarouge (800 et 1500 nm) pour la détection de la topographie et des surfaces d'eau et un laser vert (approximativement 500 nm) pour la détection de la bathymétrie. Les modes d'acquisitions de données varient en fonction des systèmes LiDAR et de leur fabricant. On rencontre quatre principaux types de balayages : un balayage par miroir oscillant donnant une trace au sol en forme de zigzag, un polygone rotatif générant une acquisition en lignes parallèles, un dispositif de balayage en nutation pour une acquisition elliptique ou un dispositif à fibre optique pour une trace au sol également en lignes parallèles (Kim et al., 2013).
- Un système GPS (Global Positioning System) est associé au capteur afin d'avoir une information sur la position de ce dernier lors des acquisitions. Ce GPS est souvent différentiel est connecté à une station au sol et à une constellation de satellites (Fig. I.14).
- Une centrale inertielle (Inertial Measurement Unit) ou de navigation (Inertial Navigation System) connectée au capteur, mesurant les variations de vitesse du vecteur ainsi que les variations d'angles d'attitude du vecteur (roulis, tangage, lacet). Elle permet de connaître la direction du tir. Le GPS et l'IMU (ou INS) forme un complexe instrumental hybride permettant d'obtenir une trajectographie du capteur lissée représentant au mieux la réalité (Mallet, 2010).

- Un système d'enregistrement permettant un traitement des signaux reçus en temps réel pour le calcul des distances entre le capteur et la surface terrestre. Ce calcul est réalisé par la localisation de pics sur le signal rétro-diffusé (waveform en anglais) appelés échos (Mallet, 2010).

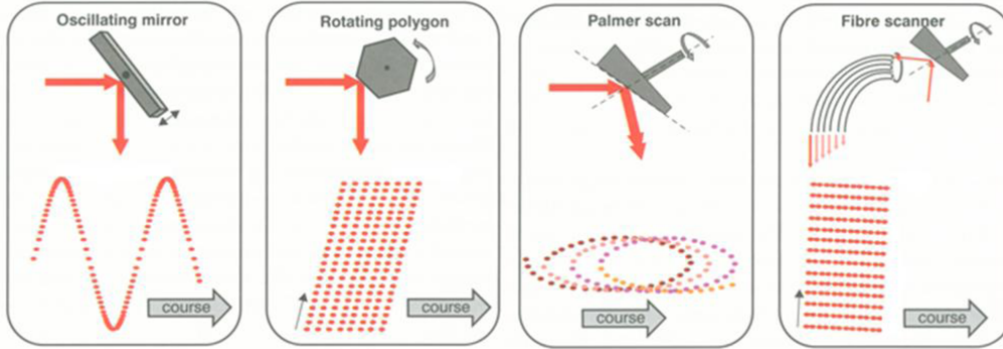


Figure I.13 – Types de traces au sol en fonction du mode d'acquisition du scanner (d'après (Kim et al., 2013)).

Le principe général d'acquisition de données sur la surface terrestre par ALS est décrit dans le Figure I.14. Après acquisition, les paramètres directement mesurés par le système LiDAR (distance et angle de tir) sont transformés par les fournisseurs de données en coordonnées (x,y,z) . Ainsi, la production d'un nuage de points en trois dimensions et sa densité dépendent du déplacement du vecteur (altitude, vitesse, attitude) et du paramétrage de l'acquisition, fonction de la fréquence d'impulsion et de balayage du dispositif. D'après Mallet (2010), les systèmes LiDAR topographiques fournissent aujourd'hui des données denses et précises mais irrégulières, avec des précision de mesure généralement inférieures à 0,1 m en altimétrie et 0,4 m en planimétrie. Les ALS présentent l'avantage de pouvoir couvrir de larges zones géographiques avec en général des densités de point élevées.

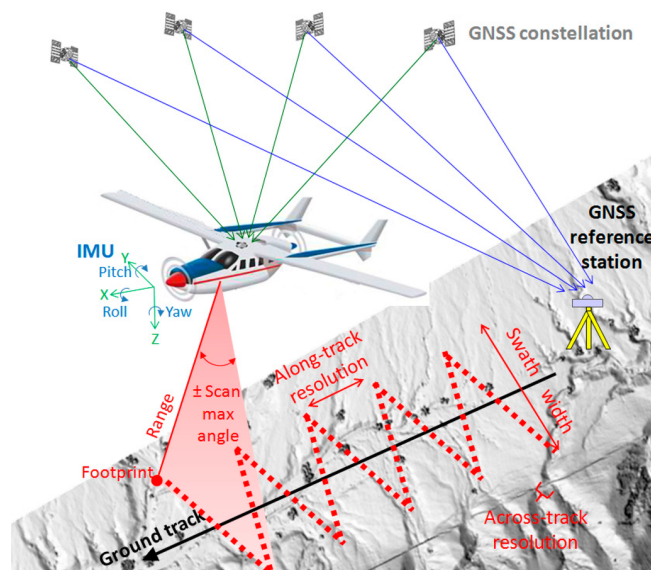


Figure I.14 – Principe d'acquisition d'un ALS (d'après (Ryan et al., 2014)).

2.2.1.2 Notions et équations associées au LiDAR

Parmi les ALS, on décrit deux types de capteurs : des capteurs mesurant le temps aller-retour pour une impulsion laser entre l'émetteur, la cible et le récepteur, ou des capteurs mesurant la différence de phase entre le signal transmis et le signal reçu. La plupart des ALS sont du premier type (Mallet, 2010). La mesure du temps aller-retour de l'impulsion permet de calculer la distance entre l'émetteur et la cible suivant l'Equation I.6 :

$$d = \frac{v_g t}{n2} \quad (\text{I.6})$$

avec d la distance entre l'émetteur et la cible, v_g correspondant à la vitesse de groupe du rayonnement dans le visible et le proche infrarouge dans l'air sec (différente de 0,03 %), t le temps entre l'émission de l'impulsion et la réception de son écho et n l'indice de réfraction du milieu ($n \simeq 1.00025$ dans l'air, souvent considéré comme égal à 1) (Mallet, 2010). La PRF du laser, généralement supérieure à 100 kHz, permet de déterminer l'altitude adéquate de vol du vecteur (certains capteurs ne peuvent émettre si la PRF est trop importante pour l'altitude vol). Pour la plupart des ALS, une impulsion peut être déclenchée sans que la précédente n'ait été captée par le récepteur (Roth and Thomson, 2008; Mallet, 2010). La détection de multiples objets lors d'une impulsion laser peut se faire par la diffraction du laser, due à la divergence de ce dernier généralement comprise entre 0,4 et 0,8 mrad, générant un cône intersectant différentes surfaces. Cette diffraction est directement fonction de l'altitude de vol et du type de surfaces éclairées. La tâche au sol du laser est définie telle que :

$$T = 2H \tan \frac{\beta}{2} \quad (\text{I.7})$$

avec T le diamètre de la tâche au sol, H l'altitude de vol du capteur et β la divergence de l'optique du laser. Ainsi, la probabilité de détecter plusieurs échos augmente avec la divergence du laser. De plus, il faut noter que pour que deux échos successifs soient différenciés, il est nécessaire que la distance entre les deux respecte l'Equation I.9 :

$$D \geq \frac{1}{2} c \tau_p \quad (\text{I.8})$$

avec D la distance entre deux échos, c la vitesse de la lumière et τ_p la largeur des impulsions laser (Mallet, 2010).

L'équation basique du LiDAR, issue de l'équation du Radar (Radio Detection And Ranging), permet de décrire la mesure en prenant en compte les caractéristiques du système et de la cible, en reliant les puissances des signaux émis et rétro-diffusés (Jelalian, 1980) :

$$P_r(t) = \frac{D^2}{4\pi\lambda^2} \int_0^H \frac{\eta_{sys}\eta_{atm}}{R^4} P_t \left(t - \frac{2R}{c} \right) \sigma(R) dR \quad (\text{I.9})$$

où t est le temps, D le diamètre de l'optique du récepteur du LiDAR, P_r la puissance reçue, P_t la puissance émise, λ la longueur d'onde, H l'altitude du vecteur, R la distance capteur-cible, η_{sys} et η_{atm} les facteurs de transmission du capteur et de l'atmosphère, c la vitesse de la lumière et $\sigma(R)dR$ le terme de la section transversale différentielle rétro-diffusée $d\sigma$ dans l'intervalle dR . Les valeurs d'intensité du signal rétro-diffusé sont calculées par l'Equation I.9.

2.2.2 LiDAR à retours d'onde discrets et complets

2.2.2.1 LiDAR à retours d'onde discrets

Les systèmes LiDAR à retours d'onde discrets (multi-echo ou discrete return LiDAR en anglais) correspondent à des capteurs permettant la détection d'échos sur le signal rétro-diffusé. Ce type d'ALS est utilisé depuis les années 1970 et segmente l'information des waveforms en échos discrétisés, associés à des temps d'acquisition afin de générer des nuages de points (Fig.I.15). Actuellement, jusqu'à six échos pour une impulsion laser peuvent être enregistrés. De manière générale, les LiDARs à retours d'onde discrets servent à produire trois principaux types de données :

- Un nuage de points en trois dimensions avec pour chacun des points les coordonnées en longitude, latitude et altitude associées à l'intensité du retour et éventuellement à une classe ;
- Un Modèle Numérique de Surface (MNS), correspondant au calcul sur une grille régulière des altitudes des premiers échos des impulsions laser. Le MNS prend en compte l'élévation du sol et celle des objets au-dessus du sol type bâtiments, arbres.
- Un Modèle Numérique de Terrain (MNT), correspondant au calcul sur une grille régulière des altitudes des derniers échos des impulsions laser. Le MNT prend en compte uniquement l'élévation du sol. Cette dernière, invisible sous les bâtiments ou arbres trop denses, est calculée par interpolation des points les plus proches ;

La production de ces données se fait généralement en amont des études champs les exploitant, suivant des procédures propres aux fournisseurs de données LiDAR.

Pour les LiDARs à retours d'onde discrets, les waveforms (ou retours d'onde) ne sont pas exploitées plus en détail et de manière générale, aucune information sur les méthodes de détection et sur les formes des échos n'est fournie par les constructeurs. Sachant que les formes des échos détectés sont fonctions des formes des impulsions laser émises, de leurs angles d'incidence sur les cibles et des propriétés optiques de ces dernières, entre autres, ne pas exploiter les formes de ces échos pose plusieurs inconvénients (Wagner et al., 2004; Mallet, 2010) :

- La position d'un écho peut être mal identifiée en fonction des paramètres énumérés précédemment ;
- Le nombre réel d'échos peut ne pas être correctement estimé à cause d'échos trop proches (échos superposés dans la waveform) ou dont l'intensité est en dessous du seuil défini dans la méthode de détection ;

Les limites de traitements issues de la non-conservation des waveforms ont progressivement conduit au développement de nouveaux capteurs.

2.2.2.2 LiDAR à retours d'onde complets

La technologie du LiDAR à retours d'onde complets (FWF LiDAR) permet l'enregistrement complet de waveforms en plus de la discrétisation des échos pour générer un nuage de points 3D (Fig. I.16). Ce type de donnée permet d'avoir accès à l'information sur la forme des échos en fonction du type de surface rencontré lors d'un

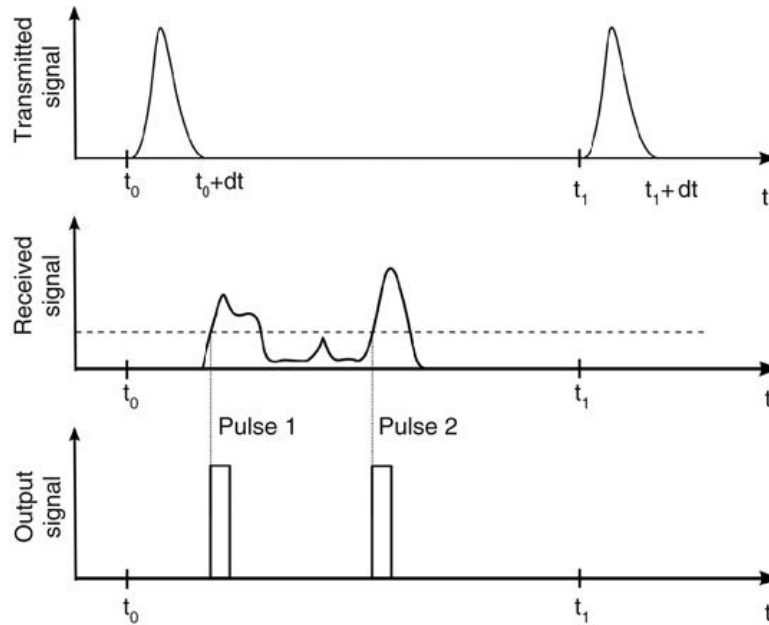


Figure I.15 – Impulsion initiale, signal reçu et signal discrétisé (d’après Mallet and Bretar (2009)). Typiquement, les LiDARs à retours d’onde discrets ne proposent pas l’enregistrement de la forme complète du signal rétro-diffusé.

tir. Cette information permet d’améliorer la détection d’échos et donne à l’utilisateur un outil supplémentaire pour l’interprétation de la géométrie et la structure des cibles éclairées par le laser. D’après Mallet and Bretar (2009), le premier capteur FWF LiDAR opérationnel a été déployé en 1999. Il a directement montré un intérêt pour l’analyse de la structure de la végétation (Blair et al., 1999). Un capteur commercial a été utilisé pour la première fois en 2004 (Hug et al.).

La sauvegarde des waveforms, correspondant à l’énergie rétro-diffusée en fonction du temps (Mallet and Bretar, 2009), nécessite l’ajout de terminaux de digitalisation et d’enregistrement supplémentaires, du fait de la grande quantité de données à conserver. En fonction des paramètres définis pour l’acquisition de données ainsi que les caractéristiques des enregistreurs de waveforms, seulement un certain nombre de ces dernières peuvent être sauvegardées. Les produits des acquisitions de données FWF LiDAR sont identiques à ceux des LiDARs à retours d’onde discret avec en plus, pour chaque point du nuage 3D, la waveform associée au tir dont le point est issu.

Comme mentionné précédemment, la forme des échos enregistrés par le FWF LiDAR dépend du type de surfaces rencontrées, mais aussi de leurs géométries : considérant l’impulsion laser initiale d’un tir dont la forme peut être assimilée à celle d’une distribution asymétrique (Fig I.17 (a)), le retour d’onde sur une surface plane aura une forme similaire à celle de l’impulsion de départ (Fig I.17 (b)). Dans le cas d’une interaction du laser avec une surface pentue ou avec de la végétation de faible élévation, l’onde réfléchie peut avoir une forme de distribution asymétrie et platykurtique (Fig I.17 (c) et (f)). Lorsque le laser intersecte le bord d’une structure

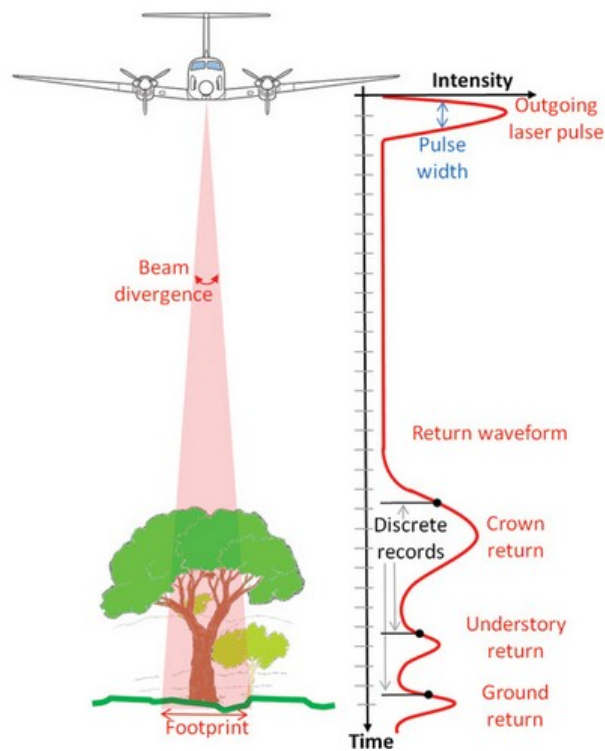


Figure I.16 – Principe d’acquisitions de waveforms LiDAR.

telle qu’un bâtiment, la réponse de l’onde est formé de deux ou plusieurs échos, plus ou moins distant en temps, correspondant au retour du sommet, aux retours intermédiaires et au retour du sol (Fig. I.17 (d) et (e)). Plus de détails sont fournis dans Jutzi and Stilla (2005) et Mallet and Bretar (2009). L’analyse des propriétés et formes des échos suscite des travaux, décrits dans la partie suivante.

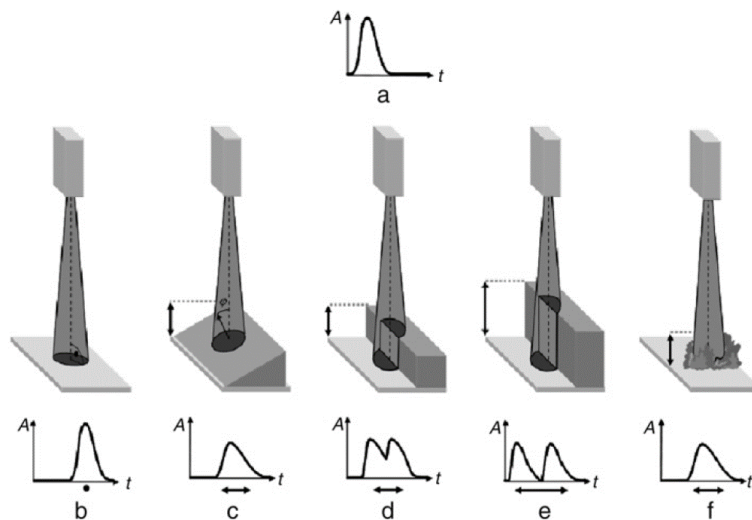


Figure I.17 – Comportement de la waveform en fonction du type de surface éclairée (d’après Jutzi and Stilla (2005) et repris par Mallet and Bretar (2009)).

2.2.2.3 Champs d'application

Comme la télédétection passive, le LiDAR aéroporté est désormais une méthode couramment employée, notamment pour la génération de Modèles Numériques de Terrain et de Surface haute résolution ainsi que pour l'exploitation des nuages de points 3D, pour les LiDARs à retours d'onde discrets. Parmi ces applications, un grand nombre porte sur l'observation et la cartographie en environnement urbain (Mallet, 2010; Yan et al., 2015), la détection de changement (Vu et al., 2004; Krishnan et al., 2013) ou encore sur l'identification de la végétation urbaine (Höfle and Hollaus, 2010; Zhang and Qiu, 2012) et naturelle (Yu et al., 2006; Kwak et al., 2007; Xiao, 2012). En environnement côtier, ce type de LiDAR a été déployé pour la surveillance de l'évolution des systèmes plages/dunes par le biais de MNTs (développé dans la partie I.4).

Par ailleurs, l'enregistrement de waveforms lors d'acquisitions a permis de développer ou d'approfondir des champs généraux de recherche tels que :

- La détection et l'amélioration de la classification de points (Chauve et al., 2007; Mallet et al., 2008; Fieber et al., 2013; Stota, 2014);
- La caractérisation de la structure de la végétation en milieu naturel ou urbain (Heinzel and Koch, 2011; Hermosilla et al., 2014; Pirotti et al., 2014);
- La détection de la bathymétrie en environnement côtier (Irish and White, 1998; Wang and Philpot, 2007; Aleman, 2014; Eren et al., 2016);

3 L'imagerie pour l'observation de la dune côtière

La cartographie de la végétation de la dune côtière a été abordée dans plusieurs études précédentes à l'aide des techniques d'imagerie (photographie, multispectrale et hyperspectrale). Celles-ci présentent généralement l'objectif commun de procéder à une classification de systèmes dunaires complets. Cependant, la variabilité des outils employés conduit à des cartographies à différentes résolutions spatiales et spectrales, permettant d'observer des objets de différentes tailles. Nous décrivons dans cette partie ces études et leurs résultats en fonction de la résolution spatiale d'observation des capteurs.

3.1 A basse résolution spatiale (dizaines de mètres)

Parmi les spectro-imageurs employés pour la surveillance des dunes littorales, les capteurs embarqués sur les satellites Landsat ont offert l'avantage d'observations à haute résolution temporelle, cependant avec de faibles résolutions spatiales et spectrales. Par exemple, le capteur Multispectral Scanner (MSS) de Landsat-1 (1972) n'observait la surface terrestre que sur quatre bandes spectrales avec une résolution de pixel de 60 m. En 1999, le lancement du satellite Landsat-7, équipé du capteur Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) a permis des observations avec une résolution de pixel de 30 m, sur six bandes. Ce capteur a été l'un des plus utilisés pour la télédétection de la végétation, y compris celle des dunes littorales (Xie et al., 2008). Ozdemir et al. (2005) ont

utilisé ces données Landsat-7 ETM+ pour une classification basée sur la nature des pixels ainsi qu'une approche orientée objet afin de proposer une cartographie d'un système dunaire côtier en Turquie. Cette classification a permis d'identifier les grands ensembles d'objets tels que les zones d'eau, de sable couvert par différentes espèces végétales halophiles et les forêts, avec une précision atteignant 75 %. Efe and Tagil (2008) ont proposé d'identifier la distribution de la végétation ainsi que son évolution à l'aide et de séries temporelles d'images de la zone côtière du lac de Tuz (Turquie), fournies par les capteurs Landsat MSS, Thematic Mapper (TM) et ETM+, dont les résolutions de pixels sont respectivement de 60 m, 30 m et 30 m. Ces capteurs, dont les nombres de bandes sont de 4 pour le MSS et 8 pour ETM+, ont permis de classifier de manière non-supervisée la zone côtière en identifiant les grands groupes de végétation (marais, pelouse naturelle, agriculture) ainsi que les zones de sédiments à nu et partiellement couverts. Cependant, la faible résolution spatiale de ces capteurs ne permet pas d'observer la répartition de la végétation lorsqu'elle est très hétérogène et complexe, se limitant à la description de grands ensembles de surfaces. Ainsi, une caractérisation précise de la végétation dunaire côtière passe par un affinement de la résolution spatiale des capteurs.

3.2 A moyenne et haute résolution spatiale (de la dizaine de mètres au mètre)

Des études du couvert végétal dunaire ont été menées à moyenne résolution, également à l'aide d'images satellite. L'utilisation des capteurs Ikonos, avec une résolution de pixel de 4 m et quatre bandes spectrales et dont la revisite est de moins de trois jours, et QuickBird dont la résolution de pixel est de 2,4 m et disposant également de quatre bandes spectrales dans le visible et le proche infrarouge, a permis de réduire les échelles d'observation avec des résultats de classification satisfaisants sur des dunes côtières. En effet, parmi ces études, on peut citer Ozdemir et al. (2005), Timm and McGarigal (2012) et McCarthy and Halls (2014) dont l'utilisation des images issues de ces capteurs ont permis d'observer des zonations dans différents systèmes dunaires, abordant ainsi la question de la répartition de la végétation à l'échelle de l'habitat. Le satellite WorldView-2 a permis à Rapinel et al. (2014) et Sellin et al. (2015) de proposer des cartes de classification de la végétation naturelle à une résolution de 2 m, mettant en avant la distribution de celle-ci sur des sites côtiers et notamment en environnement dunaire grâce à une classification pixel par pixel et la définition d'objets. Ces études, entre autres, montrent l'intérêt de l'imagerie satellite pour la cartographie d'habitats type "couvert végétal sur sédiment mobile", "couvert végétal épars" et "couvert végétal dense sur sédiment fixé", en environnement dunaire côtier.

Toujours à l'échelle de l'habitat, des études ont visé la cartographie de dune à l'aide de spectro-imageurs aéroportés. Parmi celles-ci, Shanmugam and Barnsley (1998), repris par Lucas et al. (2002) et Shanmugam et al. (2003) ont proposé l'identification d'associations végétales type d'une dune côtière (Royaume-Uni) par imagerie multispectrale avec des données acquises par un capteur Compact Airborne Spectrographic Imager (CASI, 15 bandes spectrales, 10 m de résolution de pixel). Puisque la résolution spatiale n'était pas suffisamment importante pour discerner les pixels contenant de la végétation de ceux contenant du sable, ils ont développé une méthode de classification se basant sur un démelange spectral linéaire et sur une classification floue pour

caractériser les habitats. Les travaux de de Lange et al. (2004) ont permis d'identifier la distribution d'habitats végétaux (Pays-Bas) à l'aide d'un spectro-imageur EPS-A hyperspectral (33 bandes spectrales VNIR et 2 SWIR, 5 m de résolution de pixel) et d'une méthode de classification de type SAM associée à un système d'expert. Cette classification a permis d'obtenir une précision de cartographie de 60 à 70 %. Plus récemment, Roelofsen et al. (2014) ont étudié le potentiel de l'hyperspectral pour identifier des associations d'espèces définies a priori en estimant les probabilités d'appartenance de ces espèces à un pixel donné. Cette étude a permis de mettre en avant une méthode de classification prenant en compte des paramètres tels qu'une sélection d'associations en fonction des espèces présente sur site ainsi que le potentiel d'étalonner les probabilités d'occurrence de ces associations végétales dunaires. Le capteur utilisé avait une résolution de pixels de 3,5 m mesurant le rayonnement des surfaces sur 21 bandes spectrales. Ces différentes études montrent que plus la résolution spatiale est grande, plus la définition des espèces appartenant aux habitats est explicitée.

La littérature montre peu d'études menées sur la cartographie de dunes côtières à l'échelle du mètre. On peut citer ici De Backer et al. (2004) et Kempeneers et al. (2004), qui ont proposé une méthode de classification à l'échelle de l'espèce végétale à l'aide d'HSI d'une taille de pixel de 1,3 m contenant 48 bandes spectrales (capteur CASI-2). Bertels et al. (2005) ont utilisé un spectro-imageur AISA Eagle avec 32 bandes spectrales et une résolution de pixel de 1 m. Cependant, ces études considèrent qu'au sein d'une image, un pixel donné est couvert par une seule espèce végétale, ce qui n'est pas nécessaire le cas. En effet, sur les sites dunaires étudiés dans cette thèse, plusieurs espèces végétales sont localisées dans un pixel si l'on observe à hautes résolutions spatiales (ex. 1 m). Ainsi, une cartographie fine des habitats ou une cartographie à l'échelle de l'espèce végétale peut nécessiter une observation à très haute résolution, fournie par la photographie aérienne.

3.3 A très haute résolution spatiale (dizaines de centimètres)

Avec une résolution spatiale très fine, la photographie aérienne a aussi été utilisée afin d'observer les dunes côtières avec une importante résolution temporelle. Parmi les études utilisant cette technique, on peut citer Sellin et al. (2015) qui ont utilisés, en plus d'images WorldView-2, des orthophotographies de la BDORTHO IGN (base de données d'orthophotographies de l'Institut Géographique Nationale) pour mener une étude comparative d'images issues de différents capteurs pour la classification de dunes en environnement côtier dans l'Ouest de la France. Ces orthophotographies, d'une résolution de pixel de 0,5 m, montrent que les emprises des habitats dunaires sont plus détaillées mais la limite en résolution spectrale de ce type d'image montre aussi une mauvaise classification de certaines surfaces. Cette étude ne présente pas de résultats sur la cartographie à l'échelle de l'espèce végétale. A l'échelle de l'habitat, Debaine et al. (2013) a proposé une classification afin d'extraire les grands ensembles des dunes de Vendée, notamment sur les sites étudiés dans cette thèse. Cette classification, effectuée sur des orthophotographies de l'IGN dont la taille des pixels est de 0,2 m, a permis de segmenter la végétation dunaire et de localiser la dune embryonnaire, la dune mobile, la dune fixée et la dune boisée. Cependant, des variabilités existe au sein de la dune fixée que la résolution spectrale de l'orthophotographie ne

permet pas d'identifier clairement.

A l'échelle de l'espèce, Kempeneers et al. (2009) ont procédé à une classification de la végétation dunaire à partir de données issues d'une caméra digitale avec 4 bandes spectrales (trois VNIR et une SWIR) produisant des images à une résolution de pixel de 0,3 m. Cependant, cette classification n'a eu une précision que de 55 %, conduisant dans une seconde partie de cette étude à un couplage à des données LiDAR. Hanston et al. (2012) ont eux proposé une classification d'espèces d'arbres invasives grâce à la combinaison de photographies aériennes avec une résolution de pixels de 0,25 m et de données LiDAR. Il faut noter ici que peu d'études ont pour objectif de classifier la dune côtière à l'échelle de l'espèce, dû notamment à des limites de résolution spectrale des capteurs utilisés ne permettant pas de séparer correctement différents types de végétaux. De manière générale, les habitats et associations d'espèces végétales sont l'objet de la cartographie.

Les différents résultats de ces études montrent que pour cartographier les habitats et potentiellement les espèces végétales de dune côtière, un compromis entre résolution spatiale et spectrale doit être fait. En effet, si la photographie aérienne et l'imagerie panchromatique satellite offrent des résolutions spatiales adéquates (dizaines de cm), leurs faibles résolutions spectrales ne peuvent permettre de distinguer l'intégralité des habitats des dunes côtières et peuvent également introduire des confusions dans la création de cartes thématiques. De plus, cette faible résolution spectrale ne permet pas non plus de distinguer plusieurs espèces végétales, notamment au niveau de la dune fixée, où les associations végétales sont très intimes. En contrepartie, la haute résolution spectrale semble appropriée pour l'identification d'habitats. Cependant, les capteurs hyperspectraux étant embarqués sur des avions, une résolution spatiale limite est atteinte. Sur les sites étudiés, les espèces végétales ayant de faibles emprises horizontales, la conjonction de haute résolution spatiale et spectrale donnée par l'hyperspectral est adapté à l'observation de la végétation à l'échelle de l'espèce mais nécessite des traitements spécifiques. Les données complémentaires sur la morphologie de la dune et de son couvert végétal peuvent également être acquises avec une haute résolution, équivalente à celle de l'imagerie hyperspectrale, grâce au système LiDAR.

4 Télédétection LiDAR en environnement côtier dunaire

Nous nous intéressons dans cette partie aux apports de la technologie LiDAR aéroportée pour le suivi de la dynamique des systèmes dunaires côtiers. Dans la littérature, ces apports sont concernent principalement la morphologie du cordon dunaire, avec parfois des applications pour la cartographie de la végétation. Nous décrivons ici les études menées sur la base de données LiDAR uniquement.

4.1 Le suivi de la morphologie dunaire

Les systèmes dunaires côtiers étant des structures pouvant atteindre plusieurs kilomètres, l'acquisition de données sur la morphologie de ces derniers constitue un défi. La télédétection LiDAR aéroporté s'avère être un outil adapté à ce type de tâche, par sa capacité à couvrir de grandes surfaces en peu de temps, avec une

répétition temporelle parfois importante. Les champs d'applications abordés dans la télédétection LiDAR sur la dune côtière sont, entre autres : le suivi de sa morphologie globale et de son bilan sédimentaire, l'extraction d'indicateurs de son évolution ou encore l'observation de formes d'érosion.

4 .1.1 Suivi temporel de la morphologie dunaire.

Le suivi temporel de la morphologie de la dunaire côtière se fait principalement à l'aide de MNTs issus de LiDARs RD. Woolard and Colby (2002) ont entrepris d'estimer la résolution spatiale adaptée au suivi morphologique de la dune à partir de données LiDAR, acquises par la NASA en septembre et octobre 1996 et 1997 sur deux systèmes dunaires de la côte de Caroline du Nord (USA). Pour se faire, ils ont comparé les changements topographiques de ces dunes à différentes résolutions spatiales et ont conclu que la détection de changement est optimisée pour des résolutions spatiales de 1 à 2 m pour ces sites. White and Wang (2003) ont présenté une étude regroupant quatre campagnes d'acquisitions de données (1997 - 2000) sur 70 km de dune d'îles barrières de Caroline du Nord (USA), également. Dans cette étude, ils présentent l'intérêt du LiDAR aéroporté et de la répétition temporelle de campagnes pour l'évaluation des changements morphologiques et pour la prise de décision découlant de ces observations. Mitasova et al. (2010) proposent une méthodologie de suivi de la dynamique du système plage-dune embryonnaire à l'aide d'une série temporelle de MNTs couvrant plusieurs kilomètres de linéaire côtier, permettant de mettre en avant les zones de forte érosion ou accrétion sédimentaire ainsi que l'apparition ou la disparition de nouveaux bâtiments, directement en lien avec la dynamique côtière. Dans cette même thématique de changement globaux de la dune, Zhou and Xie (2009) ont utilisé des séries temporelles de MNTs issus d'un DR LiDAR acquis sur plusieurs années et à différentes saisons afin de mettre en avant les zones d'érosion, d'accrétion et les zones stables du système dunaire d'Assateague Island (Virginie et Maryland, USA). De plus, un certain nombre d'études ont visé à décrire la réponse morphologique de systèmes dunaires à des événements de tempêtes. Parmi ces études, certaines s'intéressent à la réponse morphologique pour un événement particulier, comme par exemple Priestas and Fagherazzi (2010) et Claudino-Sales et al. (2010), tandis d'autres décrivent le comportement du système plage-dune en réponse à des périodes hydrodynamiquement énergétiques (Pye and Blott, 2016). Ces différentes études utilisent le LiDAR comme outil de suivi à grandes échelles des changements morphologiques sur les dunes côtières.

4 .1.2 Extraction d'indicateurs sur l'état de la dune.

Des études ont également montré que l'extraction d'indicateurs côtiers tel que la position du pied ou de la crête de dune permettait de mettre en avant des changements globaux, particulièrement en termes d'érosion et d'accrétion du système dunaire. Pour se faire, Gao (2009) a mis en place un outil d'extraction de ces indicateurs, en se basant sur l'exploitation de la donnée LiDAR sous forme de profil cross-shore. Sur des profils régulièrement espacés, les positions du pied et de la crête de dune sont identifiés par le calcul de la pente et de la courbure du profil. L'information tri-dimensionnelle des données LiDAR permet ensuite de corriger les positions des

indicateurs par comparaison inter-profils, si nécessaire. Dans le même registre mais basé sur une étude de MNTs sous forme de raster, Hardin et al. (2012) ont proposé une approche de détection de la crête et du pied de dune. L'extraction de la position de la crête est réalisé par le calcul de valeurs d'une fonction de moindre coût entre deux points (x,y) du raster, donnés en entrée du traitement. Parmi tous les pixels localisés entre ces deux points, ceux présentant les valeurs les plus faibles sont définis comme appartenant à la crête de dune. Cette méthode permet de fournir des coordonnées en longitude, latitude et altitude de la crête avec une certaine continuité. Dans cette étude, la détection du pied de dune est réalisée en localisant le point d'inflexion du profil entre une limite offshore et la crête de dune. Les variations temporelles de position du pied et de la crête de dune constitue un indicateur de la stabilité d'un système donné. De plus, Saye et al. (2005) décrivent, à l'aide de profils de plage extraits de MNTs, la relation entre largeur de plage et pente pour des systèmes dunaires en érosion, stables et en accrétion, via une étude sur différents site en Angleterre et Pays-de-Galles. Richter et al. (2013) proposent également une étude des falaises de dunes en lien avec la largeur de plage via une analyse de profils de plage et une extraction du pied de dune.

La technologie LiDAR permet aussi de mettre en avant l'évolution de formes d'érosion de la dune. Parmi ces études, O'Keeffe et al. (2016) et Abhar (2014) présentent des méthodologies de suivi de l'évolution spatiale et volumétrique de caoudeyres. Dans ces travaux, les auteurs utilisent des données LiDAR pour la quantification des changements, associés à des photographies permettant d'identifier les objets. Ceci montre que les données RD LiDAR et les produits issus de cette technique de télédétection présentent un grand intérêt dans le suivi de l'évolution du terrain de la dune côtière. Du fait de la densité des surfaces en environnement dunaire côtier, le LiDAR à retours d'onde complets n'est pas exploité pour la description de la morphologie.

4 .2 Le LiDAR pour l'analyse de la végétation dunaire

La végétation du cordon dunaire est principalement composée d'herbes de faibles élévations au niveau de la dune mobile et de mousses et plantes rasantes sur la partie fixée de la dune. Ainsi, Hodgson et al. (2003) et Kempeneers et al. (2009) montrent que pour la végétation de ces deux entités, aucune pénétration du laser du LiDAR n'est possible en raison de leurs densités, et donc que les Modèles Numériques de Surfaces correspondent ici aux Modèles Numériques de Terrain. Ces deux études figurent parmi les quelques applications de la caractérisation de la végétation du cordon dunaire par LiDAR à retours d'onde discrets, généralement associé à des techniques d'imagerie telles que la photographie (Juel et al., 2015). Ce type de dispositif à également été utilisé pour la cartographie d'espèces d'arbres invasives (Hanston et al., 2012). Goepfert and Soergel (2007) se sont intéressés à l'estimation de l'erreur commise sur le calcul de l'élévation du terrain dans les environnements côtiers végétalisés, sur la base unique de données RD LiDAR. Il faut noter que les LiDARs à retours d'onde discrets ou complets ne sont pas communément utilisés seuls pour la surveillance de la végétation dunaire, la structure du couvert végétal ne se prêtant généralement pas à une identification via ce type de télédétection. Les LiDARs sont généralement associés à des méthodes de télédétection passive type photographie, MSI ou

HSI. Cependant, il faut noter que Bazzichetto et al. (2016) ont utilisé la morphologie dérivée de données RD LiDAR de la dune pour estimer son impact sur la distribution de la végétation.

Ces différents travaux montrent les apports de l'imagerie et de la télédétection active LiDAR dans l'identification des surfaces de divers systèmes dunaires côtiers. Ces méthodes permettent de décrire des changements de ces surfaces, avec une résolution spatiale variable en fonction de l'outil utilisé. Les apports de la détection de la chimie des surfaces par l'hyperspectral et l'appréhension de la structure et la géométrie de ces dernières données par le LiDAR permettent d'anticiper le potentiel du couplage hyperspectral/LiDAR.

5 Le couplage hyperspectral/LiDAR

Les deux types de données décrites précédemment présentent des limites pour la cartographie de surfaces complexes telles que celles rencontrées en environnement côtier, lorsqu'utilisées séparément (Lee and Shan, 2003) et spécialement sur les dunes. Ainsi, l'utilisation de données hyperspectrales et LiDAR couplées ou acquises simultanément constitue un outil efficace pour la description de surfaces.

5.1 Acquisitions simultanées hyperspectral/LiDAR

Le couplage de données, généralement acquises simultanément et provenant de différents capteurs, est une thématique abordée par Pohl and Van Genderen (1998) afin de produire des jeux de données contenant un grand nombre d'informations permettant d'améliorer notamment la cartographie de surfaces dans différents environnements. Ce couplage est décrit comme une procédure incluant des étapes de pré-traitements radiométriques et géométriques (en fonction des caractéristiques des capteurs) ainsi qu'un niveau de fusion de données. Ce type de traitements peut être appliqué dans le cas précis du couplage entre données hyperspectrales et LiDAR. Ce couplage peut prendre en compte des données acquises par différents capteurs soit embarqués sur différents vecteur, soit placés sur un même vecteur.

Les traitements radiométriques à apporter aux deux types de données sont fondamentalement fonction de l'application pour laquelle on les prépare. Cependant, d'un point de vue géométrique, l'objectif final est d'avoir deux jeux de données le plus précisément géoréférencés, c'est-à-dire que pour chaque pixel d'une image hyperspectrale corresponde une information issue du LiDAR. Dans cette optique, on peut citer parmi les méthodes développées :

- Elaksher (2008) a utilisé un géoréférencement basé sur la saisie de points homologues entre un MNS acquis par un LiDAR (NASA) et une image hyperspectrale issue du capteur AVIRIS (JPL) permettant une transformation de cette dernière. Une seconde étape estimait l'erreur résiduelle par rapport à des points relevés sur le terrain. Cette méthodologie a également été utilisée par Ba et al. (2015) pour le géoréférencement d'image hyperspectrale en vue d'un couplage avec des données LiDAR RD en environnement côtier ;

– En environnement urbain, Brook et al. (2010) et Avbelj et al. (2013) proposent une méthode de superposition basée sur la reconnaissance d’objets. Cette reconnaissance est réalisée sur les deux jeux de données séparément puis les positions des objets sont fusionnées afin de proposer une orthorectification rigoureuse ; L’approfondissement de la superposition de données est leur acquisition simultanée. Asner et al. (2007) ont proposé le montage d’un spectro-imageur et d’un LiDAR associé à son système de positionnement (Fig. I.18). Un tel dispositif permet de mesurer les propriétés chimiques et structurales d’objets sur des surfaces, avec une prise de vue similaire.

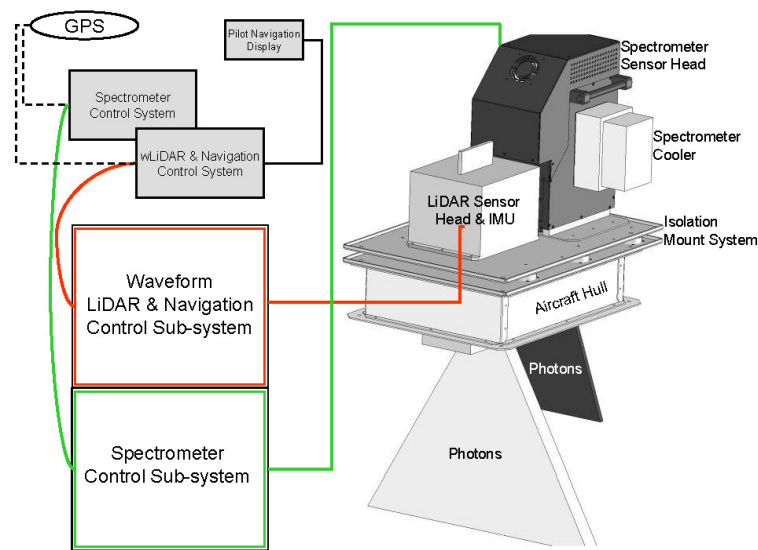


Figure I.18 – Schéma de montage d’un capteur hyperspectral associé à un système FWF LiDAR (Carnegie Airborne Observatory Alpha System) (d’après Asner et al. (2007)).

5.2 Champs d’applications

Parmi les applications champs du couplage hyperspectral/LiDAR, on peut citer :

- L’utilisation de ces données comme support à l’aménagement (Heiden et al., 2012) urbain ou la détection d’objets à l’ombre de bâtiments (Ientilucci, 2012) ;
- Des applications en géologie telle que l’utilisation d’images hyperspectrales et de données LiDAR pour la mise en corrélation du contenu minéralogique et de la rugosité de surfaces (West and Resmini, 2009) ;
- Un grand nombre d’études réalisées sur la nature et la structure d’espèces arbres en environnement forestier (Koetz et al., 2007; Anderson et al., 2008; Buddenbaum et al., 2013) ;
- Des applications pour la cartographie de la végétation en environnement côtier (Jones et al., 2010; Zhang, 2014) ou pour le suivi de la dynamique sédimentaire littorale (Deronde et al., 2006) ;

En environnement dunaire côtier, le couplage de données issues de l’imagerie et du LiDAR, à retours d’onde discrets a déjà été réalisé, mais principalement à l’aide de capteurs photographiques pour l’imagerie (Kempeneers

et al., 2009; Hanston et al., 2012). Jones et al. (2010) ont exploité la synergie du LiDAR RD et des HSI pour identifier différentes espèces d'arbres en environnement côtier. Cependant, à notre connaissance, aucune étude n'a été réalisée pour la caractérisation de la végétation dunaire rase à l'aide de couple de données issues de l'imagerie hyperspectrale et du LiDAR.

6 Conclusion

La cartographie de la surface de la dune côtière est une thématique ayant fait l'objet d'un certain nombre d'études précédentes. En effet, cet environnement dynamique nécessaire à la préservation de la zone littorale en général, subit des pressions liées à différents aléas. La végétation dunaire, en particulier, est une composante importante pour la stabilisation de ce système. Tout comme l'environnement côtier, la végétation de la dune subit des modifications à différentes échelles spatiales et temporelles. Ainsi, un suivi de cette dernière permet de comprendre sa distribution et sa dynamique. Les différentes méthodes de suivi au sol de la morphologie de la dune et de la végétation dunaire montrent des limites en termes de répétition temporelle ainsi que de capacité à couvrir de larges emprises spatiales. L'imagerie aéroportée ou satellite ainsi que le LiDAR aéroporté permettent de combler ces lacunes. Cependant, la littérature montre que l'identification d'objets tels que des habitats et des espèces végétales de la dune côtière nécessite des techniques d'imagerie alliant hautes résolutions spatiales et spectrales.

Tandis que l'imagerie hyperspectrale offre la possibilité de caractériser la surface dunaire en termes de répartition de la végétation aux résolutions spatiales et spectrales adéquates, le LiDAR permet d'acquérir des données sur la morphologie du terrain dunaire ainsi que sur la structure tri-dimensionnelle de la végétation. La combinaison de ces deux techniques de mesure permet de décrire les scènes observées avec plus d'informations et ainsi de mieux appréhender leur distribution. Dans ce travail de thèse, nous proposons deux méthodes de cartographie utilisant des données hyperspectrales et LiDAR conjointement pour une description du couvert végétal de dunes côtières de l'île de Noirmoutier (Vendée, France). Ces méthodes utilisent des données provenant de capteurs dont les caractéristiques sont décrites dans le chapitre suivant.

Chapitre II

Sites d'études et matériel

1 Introduction

L'objectif principal de cette thèse étant le suivi de l'évolution de la végétation en environnement dunaire côtier, l'utilisation de données acquises à des résolutions spatiales et spectrales adaptées à l'observation de cette végétation est nécessaire. Le chapitre précédent a montré que l'imagerie hyperspectrale et le LiDAR sont adéquats pour l'obtention de telles données. Les données issues de ces capteurs permettent l'observation de systèmes dont les emprises peuvent couvrir plusieurs kilomètres de linéaire côtier, mais dont l'échelle des constituants varient de la dizaine de centimètres au mètre. Au cours de cette thèse, deux campagnes aéroportées ont été menées en 2013 et 2015. La première campagne a couvert une grande partie du littoral régional des Pays de la Loire (France). La seconde campagne a ciblé deux systèmes de dunes côtières sur l'île de Noirmoutier (Vendée, France).

Dans ce chapitre, nous présentons d'abord les sites d'études ainsi que leurs caractéristiques en termes de morphologies et de végétation. Nous décrivons également les caractéristiques du capteur hyperspectral utilisé, ainsi que celles des deux différents LiDARs embarqués lors des campagnes aéroportées. La seconde partie de ce chapitre présente le paramétrage choisi pour les acquisitions conjointes de données lors de la phase de planification de campagne. Pour cette dernière, il est nécessaire de prendre en compte les fréquences d'impulsion des lasers et les temps d'intégration du capteur hyperspectral. Un descriptif de la réalisation des campagnes est également donné dans cette partie. La dernière section du chapitre s'attache à présenter le type de données hyperspectrales produites ainsi que leurs caractéristiques.

2 La dune côtière de l'île de Noirmoutier

2.1 Présentation des sites d'étude

Parmi les multiples cordons dunaires de l'île de Noirmoutier (Vendée, France) (Fig. II.1 (a)), nous nous intéressons particulièrement aux systèmes dunaires de Luzéronde et de la Tresson, situés au Nord-Ouest et au centre de l'île (Fig. II.1 (b)). Ceux-ci appartiennent aux 120 km de linéaire sableux du littoral vendéen, d'une granulométrie de 0,2 à 0,5 mm (Le Cornec et al., 2007), faisant face à des houles de 1,5 m de hauteur significative en moyenne (Dehouck et al., 2013) dans un contexte de régime macro-tidal (6 m en vives-eaux) semi-diurne. Les

cordons dunaires de la région atteignent des élévations de 20 m (Le Cornec et al., 2007). La région est soumise à un climat tempéré océanique.

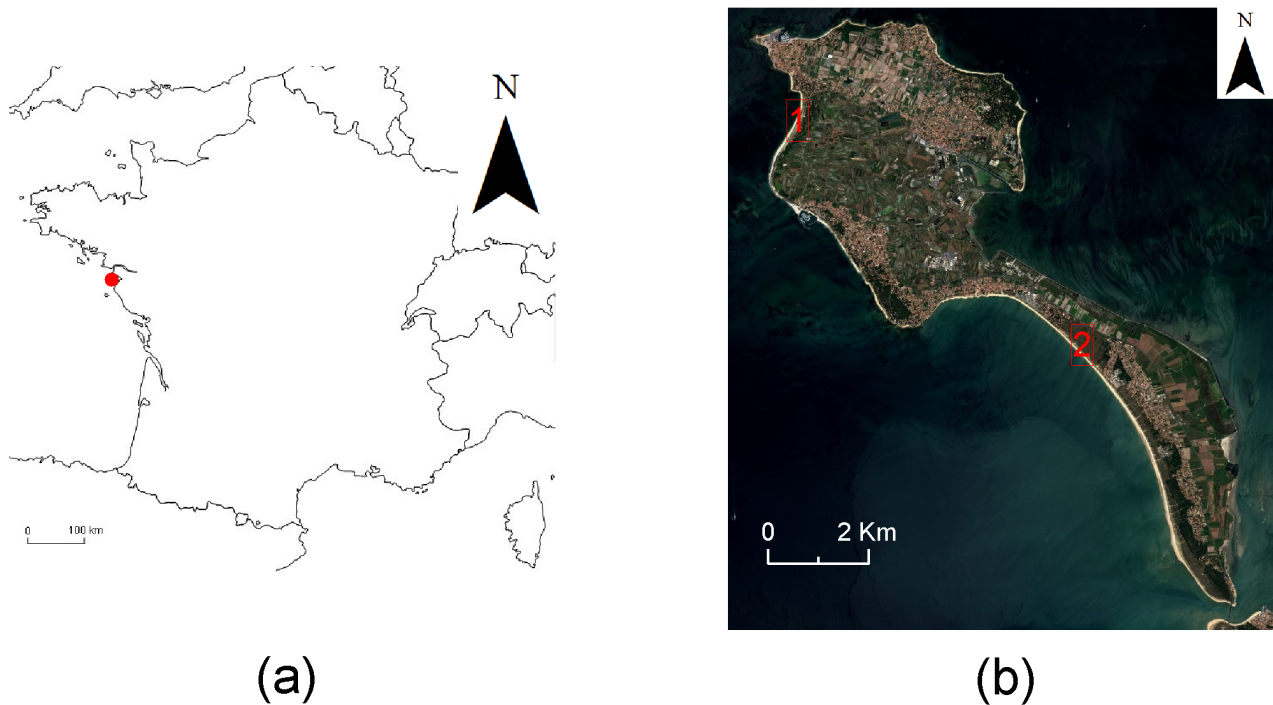


Figure II.1 – Localisations de l'île de Noirmoutier (Vendée, France) (a) et des sites d'études (b) : dune de Luzéronde (1) et de la Tresson (2) (image Sentinel-2A, source : *Sentinel Playground*) .

La dune de Luzéronde est localisée à $47,0^{\circ}$ N et $2,17^{\circ}$ O, globalement orientée Nord-Sud (Fig. II.2 (a)), légèrement incurvée et d'une longueur d'environ 2000 m. Ce site présente un cordon dunaire rectiligne, avec une falaise de dune abrupte et une pente face à la terre plus douce. La crête de dune peut atteindre 12 m d'élévation. La partie boisée de la dune suit le trait de côte, et derrière la forêt, on retrouve un certains nombres d'activités anthropiques tels que des marais salants. Au Nord de la dune est localisée la commune du Mûrier, avec habitations et routes. La portion de côte face à cette commune est rocheuse.

Le système dunaire de la Tresson, localisé à $46,57^{\circ}$ N et $2,11^{\circ}$ O, suit l'orientation Nord-Ouest Sud-Est de l'île à cet endroit sur une distance de 1100 m. Sur ce site, le cordon dunaire peut atteindre une hauteur de 14 m (Fig. II.3 (a) 1) et présente des caoudeyres (Fig. II.3 (a) 2), générées par les processus érosifs éoliens et dont les profondeurs peuvent atteindre plusieurs mètres. Ces caoudeyres complexifient le profil de la dune. Sur ce système, la falaise de dune est plus douce qu'à Luzéronde tandis que les pentes sur la partie interne de la dune sont plus raides. Le Nord et l'Est de cette dune présente des surfaces boisées, délimitant partiellement son contour. L'emprise de la dune est à cheval sur les communes de La Guérinière au Nord-Ouest, et de Barbâtre au Sud-Est. Elle correspond à un système type du littoral régional dans un bon état de conservation, avec une distribution de la végétation clairement identifiable

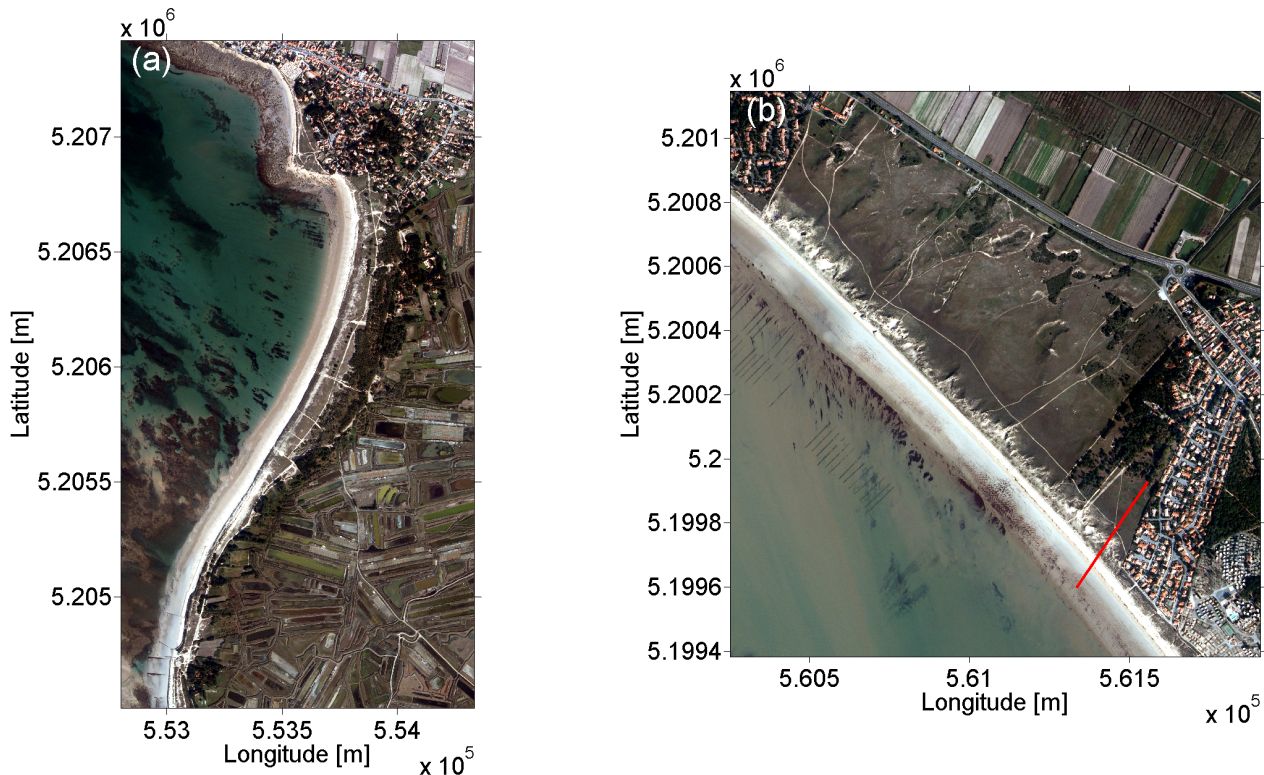


Figure II.2 – Sites de Luzéronde (a) et de la Tresson (b) (BD ORTHO IGN 2011 avec une résolution de pixel de 0,5 m). Les coordonnées spatiales sont données en UTM 30N WGS-84. Le segment rouge sur l'image (b) montre l'orientation du panorama de la Figure II.3 vers le Nord-Ouest.

2.2 Distribution de la végétation dunaire sur l'île de Noirmoutier

En termes de distribution du couvert végétal dunaire, on retrouve des répartitions des habitats et des espèces dominantes similaires sur les deux sites étudiés. Entre avril et mai 2009, 316 relevés de végétation effectués sur des quadrats de 1 m² ont été réalisés sur sept sites dunaires de l'Ouest de la France : sur les dunes de Luzéronde et de la Tresson (Vendée), au niveau de la réserve de la Pointe d'Arçay (Vendée) et sur des sites dunaires de Bretagne. Ces relevés ont été conduits dans le contexte du Projet Liteau III (Ministère de l'Ecologie et du Développement Durable) et renseignent sur les habitats végétaux observés sur les dunes côtières régionales ainsi que sur les espèces observées au sein de ces habitats (Debaine et al., 2013). En s'appuyant sur ces relevés de terrain et ceux effectués au cours de cette thèse ainsi que sur des observations générales données dans Granja et al. (2002), une zonation des habitats types des dunes de l'île de Noirmoutier a été établie.

Dans le cadre de cette thèse, cinq habitats d'intérêts ont pu être identifiés sur les deux dunes, suivant la distribution des entités morphologiques de la dune et la présence d'espèces dominantes données dans Granja et al. (2002) et (Debaine et al., 2013) :

- Le premier habitat identifié correspond à l'association de la végétation de la dune embryonnaire (Fig. II.3 (a) **B**)

et de la dune blanche (Fig. II.3 (a) **C**). Puisque ces deux entités apparaissent comme continues sur ces sites et sont majoritairement végétalisées par des herbes avec des structures similaires à savoir *Elymus farctus* (chiendent) et *Ammophila arenaria* (oyat) (Fig. II.3 (a) **3**), il a été décidé de les définir comme un seul habitat nommé “dune mobile”. Ainsi, on retrouve *Elymus f.* au-dessus du pied de dune constituant une banquette parallèle à la ligne de rivage tandis qu’*Ammophila a.* couvre le reste de la dune mobile. Ce type de végétation a des hauteurs variant entre 0,5 m et 1 m. Le sédiment à nu est visible sur les parties non couvertes de la végétation.

- Sur ces deux sites, une zone de transition est définie (Fig. II.3 (a) et (b) **D**)). Sur le site de Luzéronde, elle est fréquemment recouverte par du sable saupoudré par transport éolien. Pour cette dune, la zone de transition présente de larges proportions de sable à nu, associé à la mousse brune *Tortula ruraliformis* (tortule) ainsi qu’aux espèces de plantes basses (hauteur maximale de 30 cm) *Helichrysum stoechas* (immortelle), *Artemisia campestris* ssp. *lloydii* (armoïse) et *Galium arenarium* (gaillet). Dans le cas de la dune de la Tresson, cette dune transitionnelle correspond au stade de stabilisation de la dune mobile, par colonisation de tortule et immortelle, formant des plaques de mousse et d’immortelle (Fig. II.3 (a) **4**). Globalement, les proportions en sable à nu sont plus faibles, tandis que celles des espèces végétales sont plus importantes. Le gaillet n’est pas observé sur la dune de la Tresson, tandis que la fétuque (*Festuca arenaria*) est associée à cet habitat. Sur le site de Luzéronde, la pente de la dune de transition est douce, tandis qu’elle est plus importante à la Tresson.
- La troisième zone identifiée ici est celle de la dune fixée (Fig. II.3 (b) **E**). Elle présente une surface très largement couverte par trois types de mousses et un lichen : *Tortula r.*, *Hypnum lutescens*, *Pleurochaete squarrosa* (mousses brunes) et *Cladonia* sp. (lichen). On y retrouve deux espèces de plantes dominantes qui sont l’immortelle et *Ephedra distachya*. Suivant les proportions de tortule et la présence/absence des mousses vertes et du lichen, cette zone peut être subdivisée en deux habitats sur la dune de Luzéronde : un premier habitat avec de grandes proportions de *Tortula r.* et moins de *Helichrysum s.* et *Ephedra d.*. Le second habitat peut être assimilé à une surface contenant toutes les espèces mentionnées précédemment, mais dont les proportions de *Tortula r.* sont plus faibles. Sur la dune de la Tresson, on identifie un troisième habitat composé de pelouses et buissons bas.
- Le dernier habitat est celui de la **dune boisée** (Fig. II.3 (b) **F**), principalement constitué de cyprès de Lambert (*Cupressus macrocarpa*) et de pin maritime (*Pinus pinaster*) dessinant les contours des systèmes dunaires. Les hauteurs de ces arbres sont très variables et la végétation sous-jacente est de type dune fixée.

Les associations végétales formant les habitats définis ci-dessus présentent une certaine complexité. Sur la dune mobile, la végétation couvre partiellement le sédiment, laissant apercevoir ce dernier dans une vue au nadir. Au niveau de la dune de transition, cette complexité augmente avec un sol sableux aléatoirement couvert de parcelles de mousses et de végétation basse, constituant des variations à l’échelle du centimètre et de la dizaine de centimètres. Sur la dune fixée, le sédiment sous-jacent n’est presque plus visible et la surface correspond à un

entremêlement de différents types de mousses surplombé par des plantes de faibles hauteurs. Il faut cependant noter que la liste d'espèces donnée ici n'est pas exhaustive. Ces espèces sont des marqueurs des différents habitats et leurs associations permettent d'identifier ces derniers.

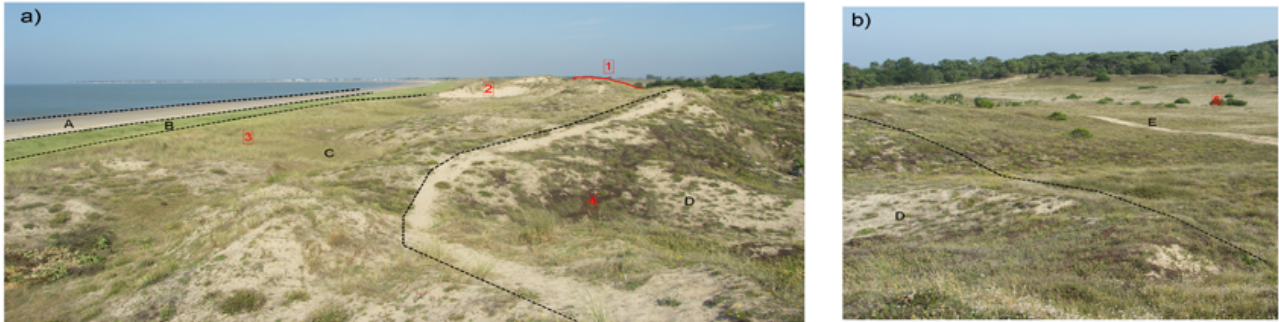


Figure II.3 – Panorama de la dune de la Tresson présentant les différentes entités morphologiques : **A** estran et haut de plage, **B** dune embryonnaire, **C** dune blanche, **D** zone de transition, **E** dune fixée et **F** dune boisée. Les objets trouvés sur cette dune sont : **1** la crête de dune, **2** des caoudeyres, **3** la végétation herbacée de type oyat sur la dune blanche, **4** des plaques de mousse entourées de sable sur la dune de transition, **5** des buissons sur la dune fixée et **6** des ourlets forestiers à la périphérie de la dune boisée.

3 Capteurs hyperspectraux et LiDARs

3.1 Capteurs hyperspectraux

3.1.1 Capteur hyperspectral HySpex VNIR 1600

Le capteur utilisé pour l'acquisition de données sur le littoral régional est une caméra HySpex VNIR-1600 (NEO, Norvège) appartenant à la famille des spectro-imageurs à grille de diffraction (Fig. II.4). Ce capteur capte de manière passive la lumière incidente qui est focalisée par un miroir, la réfléchissant sur un autre miroir collimateur. Ce dernier envoie la lumière vers la grille de diffraction qui sépare l'information en fonction de la longueur d'onde. Une lentille permet de focaliser les rayons lumineux correspondant à une même longueur d'onde sur un détecteur à barrette et ainsi de produire une donnée sous forme de matrice. Cette donnée est répartie de manière à ce que pour chaque ligne du détecteur, une information spectrale en colonne soit associée (Fig. II.5) (Vigneau, 2010; Kazemipour, 2011). Le mode d'acquisition "push-broom" de la caméra nécessite un déplacement du capteur ou de l'élément observé afin de produire une vue tridimensionnelle de la scène observée. Les informations sont dans deux dimensions spatiales (x,y) et une dimension spectrale (λ). Les caractéristiques générales de cette caméra sont présentées dans le Tableau II.1.

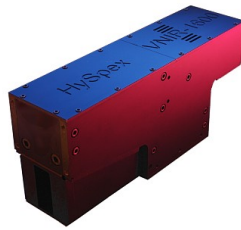


Figure II.4 – Caméra HySpex VNIR-1600 (image www.neo.no/hyspex).

Ce capteur peut être utilisé dans différentes configurations telles que : des acquisitions en laboratoire avec déplacement de l'échantillon sur des rails pour créer une image, des acquisitions au sol sous forme de panorama par rotation de la caméra ou encore par déplacement du capteur pour créer des images. Ce dernier cas est celui utilisé lors des campagnes aéroportées pour l'acquisition de données hyperspectrales en environnement côtier, compte tenu de l'échelle des éléments observés sur les scènes. Tandis que la résolution spatiale across-track (transversale à la direction de déplacement du capteur) est définie par le champ de vue (Field-of-View - FOV) across-track du capteur et l'altitude de vol du vecteur, la résolution spatiale along-track est donnée par le champ de vue along-track (parallèle à la direction de déplacement du capteur) ainsi que par un paramètre appelé "temps d'intégration", permettant d'indiquer au capteur la période à laquelle il doit mesurer le rayonnement reçu à travers son optique. Lors de ces vols, le capteur embarqué sur un vecteur procède aux mesures, assisté par un logiciel fourni par le constructeur qui permet de visualiser l'image au fur et à mesure de l'acquisition. En termes de qualité des mesures spectrales, un étalonnage des données est réalisé durant l'acquisition afin de retirer le bruit spectral et de produire des données radiométriquement satisfaisantes (Kazempour, 2011).

Paramètres	Caméra HySpex VNIR-1600
Type de capteur	Push-broom
Détecteur	Si CCD 1600*1200
Domaine spectral	400-1000 nm
Nombre de pixels	1600
FOV (étandable)	17° (34°)
FOV du pixel across/along track	0.18 mrad/0.36 mrad
Nombre de bandes	160
Résolution spectrale	4,5 nm
Echantillonnage spectral	3,7 nm

Tableau II.1 – Caractéristiques de la caméra HySpex VNIR-1600.

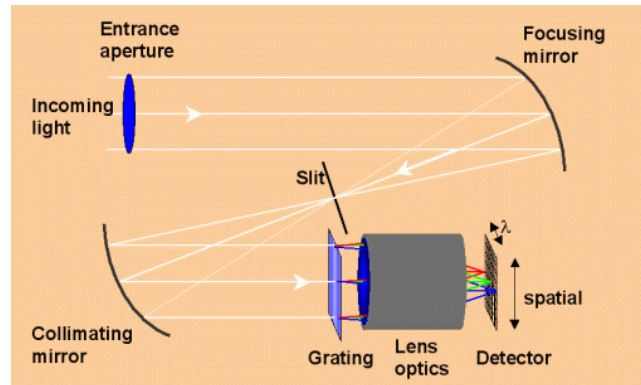


Figure II.5 – Fonctionnement de la caméra HySpex VNIR-1600 (image www.neo.no/hyspex).

3.1.2 Spectromètre de terrain ASD FieldSpec3 Full Range

En marge des spectro-imageurs tel que la caméra HySpex VNIR-1600, il existe d'autres moyens d'acquérir des données sur la chimie des surfaces. Le spectromètre de terrain Analytical Spectral Devices (ASD) FieldSpec3 Full Range (FR) (Fig. II.6) permet de mesurer la réflectance in-situ de surfaces dans le domaine spectral 350 - 2500 nm sur 2150 canaux. Les caractéristiques de ce spectromètre de terrain sont explicitées dans le Tableau II.2



Figure II.6 – Spectromètre de terrain ASD FieldSpec 3 (image www.asdi.com).

Cette mesure se fait à l'aide d'une fibre optique dont le FOV est de 25° et ajustable à l'aide de lentilles de 1° et 8° . La fibre est reliée à 3 détecteurs dispersant le rayonnement pour 3 domaines spectraux différents (Fig. II.7, Tableau II.2) :

- Un détecteur en Si couvrant la gamme 350 - 1000 nm ;
- Deux détecteurs en InGaAs pour la gamme 1000 - 2500 nm ;

La mesure de spectres de réflectance à l'aide de ce spectromètre se fait en deux étapes. La première étape est l'acquisition d'une mesure de référence à l'aide d'un panneau appelé Spectralon (Labsphere Inc.) et constitué d'une surface polymérique blanche agissant comme un réflecteur parfait diffusant le rayonnement réfléchi dans toutes les directions. Le rayonnement est réfléchi à 99 % dans le domaine spectral 350 - 1000 nm et à 95 % entre 1000 et 2500 nm (Roy, 2007; Kazemipour, 2011). La seconde étape est la mesure du rayonnement provenant de la surface d'intérêt. Les deux spectres acquis dans ces étapes sont en luminance et contiennent donc des contributions de l'atmosphère. Afin d'obtenir la réflectance de la surface examinée, un rapport entre le spectre

en luminance de la dite surface et le spectre en luminance de référence est effectué au sein du logiciel assistant les acquisitions (Roy, 2007; Kazemipour, 2011).

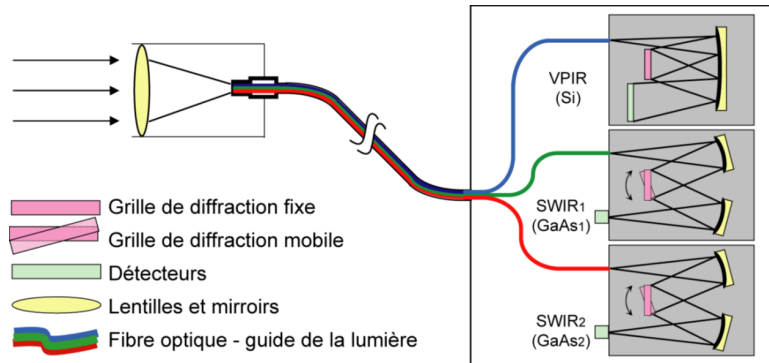


Figure II.7 – Fonctionnement du spectromètre ASD FieldSpec 3 FR (d'après Roy (2007)).

Du fait de la séparation en plusieurs détecteurs du spectromètre, des sauts dans les valeurs de réflectance apparaissent sur les longueurs d'onde $\lambda = 1000$ nm et $\lambda = 1800$ nm. Ces sauts sont liés au fait que les détecteurs peuvent ne pas observer rigoureusement la même surface. Pour s'affranchir de ces artefacts et rétablir la continuité du spectre, une régression linéaire est appliquée (Roy, 2007) sur une fenêtre de 15 canaux de part et d'autre de ce saut.

Paramètres	ASD FieldSpec 3 FR	
Domaine spectral	350 - 2500 nm	
Nombre de canaux	2150	
FOV	1 °, 8 ° et 25 °	
Temps d'intégration	100 ms	
Détecteurs	UV - VNIR Si	SWIR InGaAs
Domaine spectral	350 - 1000 nm	1000 - 2500 nm
Résolution spectrale	3 nm	10 nm

Tableau II.2 – Caractéristiques de l'ASD FieldSpec 3 FR.

3.2 LiDARs

Les données utilisées dans cette thèse ont été acquises par deux capteurs actifs : un LiDAR Leica ALS70-HP et un LiDAR Optech Titan connecté à un enregistreur de retours d'onde complets. Ici, le DR LiDAR correspond au LiDAR Leica et le FWF LiDAR au LiDAR Optech. Bien que les modes d'acquisitions de ces deux capteurs soient similaires, leurs caractéristiques sont différentes. La disponibilité de ces capteurs et les contraintes administratives survenues dans l'intervalle de temps de cette thèse expliquent l'utilisation de deux

systèmes LiDAR différents.

3.2.1 LiDAR Leica ALS-70 HP

Le capteur Leica ALS70-HP (Fig. II.8) présenté ici appartient au groupe privé d'experts en topographie FIT-Conseil (Nantes, France). Les principales caractéristiques de ce capteur sont décrites dans le Tableau II.3. Ce système muni d'un miroir rotatif peut acquérir des données avec une fréquence maximale de 500 kHz selon son altitude de vol. Quatre échos peuvent être enregistrés au maximum. Son principal avantage est sa flexibilité en vol qui permet de changer l'angle de scan, la fréquence d'impulsion laser ou le type de balayage lorsque le capteur est embarqué. Une précision altimétrique de 0,03 m est atteinte avec une altitude de vol de 1300 m, notamment grâce à la connexion du LiDAR à une centrale inertielle CuS6-ulRS (source : FIT-Conseil). Ce système supporte également une connexion avec un module d'enregistrement de waveforms (WDM65).



Figure II.8 – LiDAR Leica ALS70-HP (image *FIT-Conseil*).

Paramètres	Spécifications
Altitude de vol maximale	3500 m AGL
Fréquence d'impulsion laser (PRF)	0 - 500 kHz
FOV max.	$\pm 37,5^\circ$
Divergence du laser	0,22 mrad
Type de balayage	Sinusoïde, triangle ou raster
Fréquence de scan maximale	Sinusoïde 200 kHz
	Triangle 158 kHz
	Raster 120 kHz
Nombre de retours	Illimité
Nombre de mesures d'intensité de retours	4 (premier, 2 intermédiaires, dernier retours)
Précision horizontale	$\leq 0,15$ m
Précision verticale	$\leq 0,1$ m

Tableau II.3 – Caractéristiques du LiDAR Leica ALS70-HP.

3 .2.2 LiDAR Optech Titan à enregistrement complet de retours d'onde

Le second LiDAR utilisé dans cette thèse est un système Titan, produit d'Optech (Canada) dont la région Pays de la Loire et la région Bretagne ont fait l'acquisition commune en 2015. La Figure II.9 montre le système LiDAR et le Tableau II.4 décrit les spécifications de ce dernier.



Figure II.9 – LiDAR Titan Optech (image www.teledyneoptech.com).

Paramètres	Spécifications
Laser 1	1536 nm (non équipé)
Laser 2	1064 nm
Laser 3	532 nm
FOV max.	$\pm 30^\circ$
Divergence du laser	0.35 mrad
Altitude de vol	Topographie : 300 - 2000 m (AGL) ^a pour lasers 1 et 2 Bathymétrie : 300 - 600 m (AGL) pour le laser 3
Profondeur de pénétration (bathymétrie)	$1,5/K_d$ avec K_d le coefficient d'atténuation du laser dans l'eau
Fréquence d'impulsion (PRF)	50-300 kHz
Fréquence de scan	0 - 210 kHz
Densité de points ^b	Topographie ≥ 45 pts/m ² Bathymétrie ≥ 15 pts/m ²
Fauchée	0 - 155 % de l'altitude de vol
Précision horizontale	$1/7500 \times$ altitude de vol
Précision verticale	0,05 - 0,1 m

^a AGL : Altitude above Ground Level (Altitude de vol par rapport à l'élévation du terrain).

^b exemple pour : $z = 400$ m AGL, $v = 60$ m/s, $FOV = 40^\circ$.

Tableau II.4 – Caractéristiques du LiDAR Titan Optech.

Ce capteur est également muni d'un miroir rotatif permettant une fréquence de scan pouvant atteindre 210 kHz. Une des principales différences entre l'ALS70-HP et le Titan Optech est la possibilité d'associer à ce

dernier jusqu'à trois lasers de longueurs d'onde différentes dans le but d'acquérir plus de points lors de survol pour la topographie ou à des fins de survol bathymétrique. Dans ce second cas, le laser vert (532 nm) permet la pénétration dans l'eau tandis que le laser infrarouge (1064 nm) sert à détecter l'élévation de la surface de l'eau. Pour densifier la mesure de la topographie et produire des images multispectrales, un troisième laser infrarouge (1536 nm) peut être monté sur le système.

De plus, une fonctionnalité d'intérêt dans cette thèse vient s'ajouter à ce capteur : la possibilité de sauvegarder l'information complète sur le retour d'onde via un enregistreur de waveforms Intelligent Waveform Recorder 2 (IWR-2). Cet enregistreur permet d'échantillonner les waveforms avec un intervalle temporel de 1 ns et est compatible avec la gamme de PRF du Titan (maximum 300 kHz). Cet enregistreur peut sauvegarder jusqu'à 400 échantillons dans une waveform. Le module enregistre trois paramètres :

- La waveform de l'impulsion initiale ;
- La waveform du retour d'onde provenant de la cible ;
- Le temps entre le premier échantillon de l'impulsion initiale et le premier échantillon de la waveform.

Afin de stocker les données, la waveform reçue par le capteur peut être enregistrée en un unique segment (mode "single segment") (Fig. II.10 (c)) ou en plusieurs segments (mode "multiple segments") (Fig. II.10 (d)).

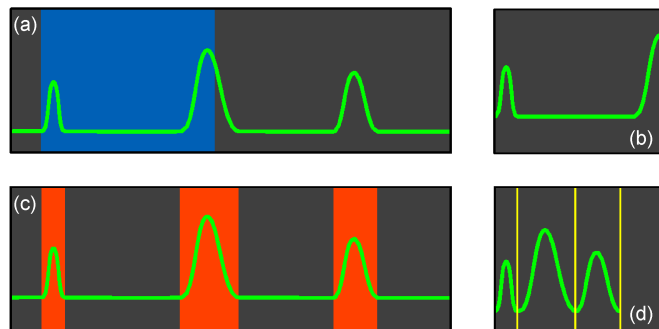


Figure II.10 – Exemples de retours d'onde originaux (gauche) et enregistrés en fonction du mode (droite) (d'après Optech).

Dans le cas de terrains plats, on utilise généralement le mode single segment tandis que pour des surfaces plus complexes telles que des arbres, le mode multiple segment est favorisé. La concaténation de ces différents segments constitue une waveform complète. A des fins d'enregistrement des waveforms, il existe deux modes de réduction de données :

- Le mode "truncating" : ce mode réduit la longueur des waveforms en fonction de la fréquence d'impulsion du laser. Une fréquence faible permet d'enregistrer plus d'échantillons (une PRF de 33 kHz permet l'enregistrement 400 échantillons maximum) tandis qu'une haute fréquence d'impulsion ne permet de sauvegarder que peu d'échantillon (une PRF de 300 kHz permet l'enregistrement de 90 échantillons maximum).

- Le mode “decimating” : uniquement un certain pourcentage du nombre total de tirs laser est enregistré en totalité. Des PRF de 0 à 100 kHz permettent l’enregistrement de 100 % des tirs tandis que des PRF de 301 à 400 kHz permettent l’enregistrement de 25 % des tirs).

4 Campagnes aéroportées et acquisition de données terrain

4.1 Campagne aéroportée de 2013

La campagne aéroportée de septembre 2013 a été réalisée dans le cadre du programme Géopal (2007-2013) qui a pour but de fédérer les différentes actions d’acquisition de données parmi les acteurs publics de la région Pays de la Loire (www.geopal.org). Lors de cette campagne, deux caméras hyperspectrales (HySpex VNIR-1600 et HySpex SWIR-320m-e) et le LiDAR Leica ALS70-HP ont été positionnés sur une plate-forme commune pour des acquisitions conjointes (Fig. II.11 (a)) à bord d’un avion mono-trappe BN2T Islander (Fig. II.11 (b)).

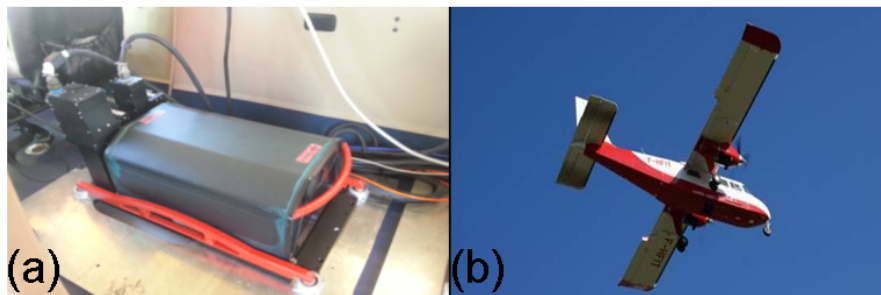


Figure II.11 – Montage des capteurs hyperspectraux et du LiDAR (a) au-dessus de la trappe du vecteur BN2T Islander (b).

La Figure II.11 (a) montre que les deux capteurs hyperspectraux sont placés de manière à ce que les barrettes de pixels de leur optique soient alignées, afin d’enregistrer les mêmes turbulences de l’avion sur les images. Le LiDAR à retours d’onde discrets est placé dans la continuité des caméras afin que les trois optiques soient placées au-dessus de la trappe de l’avion. Dans ce dispositif, l’IMU est connectée au LiDAR, de ce fait la trajectographie produite permet de géoréférencer les données mesurées par ce capteur. Pour des raisons techniques, les caméras n’ont pas été connectées à l’IMU.

La campagne totalise des survols sur sept sites répartis sur trois jours de mesures (22-24 septembre 2013) :

- L’estuaire de la Loire (Loire-Atlantique, France) ;
- La baie de Bourgneuf (Loire-Atlantique/Vendée, France) ;
- La dune de Luzéronde (île de Noirmoutier, Vendée, France) ;
- La dune de la Tresson et la commune de Barbâtre (île de Noirmoutier, Vendée, France) ;
- Le côte du Pays de Monts (Vendée, France) ;
- La côte de Jard-sur-Mer à la Tranche-sur-Mer (Vendée, France) ;

– La côte de la Tranche-sur-Mer à la Pointe D'Arçay (Vendée, France) ;

Les images hyperspectrales et les données LiDAR sont acquises sous forme de lignes de vol successivement orientées Nord-Sud et Sud-Nord. Dans cette sous-section, nous décrivons les caractéristiques générales de vol pour l'ensemble de la campagne ainsi que les paramètres définis pour le capteur hyperspectral VNIR et le LiDAR, puisque les produits de la caméra SWIR n'ont pas été exploités dans cette thèse. Parmi les sept sites survolés, cette étude exploite les données de deux d'entre eux : les dunes de Luzéronde et de la Tresson, dont les positions des lignes de vol sont données dans la Figure II.12 . Pour le site de Luzéronde, deux des sept lignes de vols réalisées ont suffi à couvrir le massif dunaire. De même, parmi les 14 lignes de vol sur la partie centrale de l'île de Noirmoutier, quatre lignes survol le système dunaire de la Tresson. Le Tableau II.5 résume les caractéristiques générales des acquisitions sur ces deux sites ainsi que les paramètres utilisés pour les capteurs. Pour une altitude de vol de 2500 m et avec une fréquence d'émission de 230 kHz, la densité du nuage de points 3D était de 6 pts/m² pour une tâche au sol d'un diamètre de 0,55 m. La résolution spatiale des images hyperspectrales était de 0,4 m×0,8 m (along/across-track).

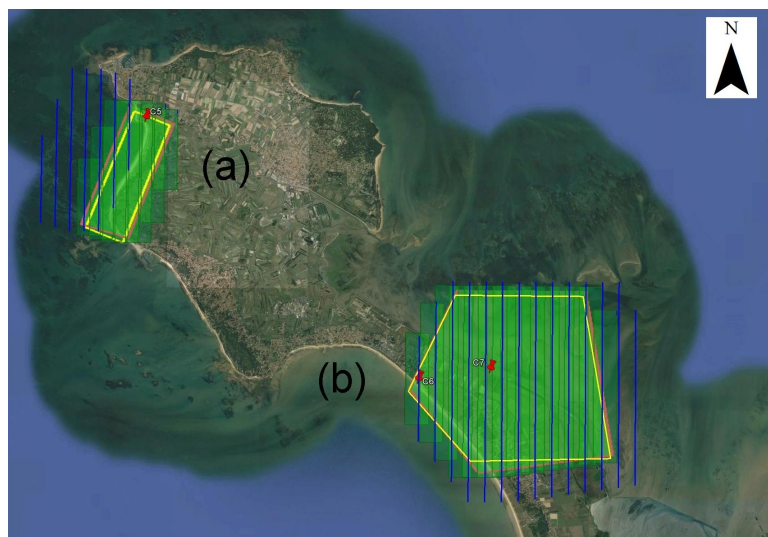


Figure II.12 – Sites survolés dans le cadre de la campagne aéroportée de 2013 : la dune de Luzéronde (a) et la dune de la Tresson (b). En bleu sont représentés les axes des lignes de vol et en vert leurs emprises au sol. Les points C5, C6 et C7 correspondent aux localisations des acquisitions de spectres de référence.

	Paramètres	Spécifications	
Caractéristiques générales	Planification	OSUNA/FIT-Conseil	
	Acquisition	LPG Nantes (Hyperspectral)/FIT-Conseil (LiDAR)	
	Date	23/09/2013	
	Altitude de vol	2500 m	
	Site	Luzéronde	Tresson
	Heure (UTC)	9h24-9h41	9h49-10h37
	Surface totale	14,53 km ²	30,16 km ²
	Nombre total de lignes de vol	7	14
Paramètres des capteurs	Capteur	HySpex VNIR-1600	Leica ALS70-HP
	FOV	17 °	13 °
	Fauchée	747,25 m	569,68 m
	Domaine spectral	400-1000 nm	1064 nm

Tableau II.5 – Caractéristiques générales des acquisitions sur les sites de Luzéronde et de la Tresson et paramètres des capteurs lors de la campagne aéroportée de Septembre 2013.

4.2 Campagne aéroportée de 2015

La campagne aéroportée réalisée en Septembre 2015 est la première campagne avec un couplage de caméras hyperspectrales VNIR et SWIR et le LiDAR Titan à enregistrement complet de retours d'onde depuis l'acquisition de ce dernier. Cette campagne a servi de test sur le paramétrage de ce capteur, en réalisant des acquisitions en environnement urbain/péri-urbain (Vallée de la Chézine, Saint-Herblain, Loire-Atlantique France), urbain (Ville de Nantes, Loire-Atlantique, France), côtier (île de Noirmouiter, vendée, France) et également pour l'acquisition de données bathymétriques en mer au niveau du pont d'Yeu (Vendée, France).

La planification du couplage hyperspectral/LiDAR full waveform a été réalisée à l'aide du logiciel FMS Planner (Flight Management Suite) fourni par le constructeur Optech, permettant de sélectionner les paramètres du LiDAR (Fig. II.13). Les différents paramètres d'acquisition des capteurs sont renseignés dans le Tableau II.6. Avec une altitude de vol de 1100 m et une PRF de 200 kHz à 11 ° de part et d'autre de la trajectoire de l'avion ainsi qu'une tâche au sol de 0,38 m, une densité moyenne de 7,09 pts/m² et minimale de 5,17 pts/m² sont obtenues (Fig. II.13 et II.14). En raison des limites en capacités de stockage de l'enregistrement des waveforms, 1 point sur 2 est enregistré avec la waveform lui correspondant (mode "décimant" de l'enregistreur) étant donnée la fréquence d'émission du laser de 200 kHz (Optech). Une définition de la résolution spatiale des images hyperspectrales de 0,8m×0,8 m donnerait une densité minimale de 1,6 pts/m² et autant de waveforms. Due à des variations dans la vitesse de déplacement de l'avion ainsi qu'à son attitude, cette densité peut décroître et être inférieure à 1 pt/m². Ainsi, conserver une résolution spatiale de 0,64 m² peut générer des absences de

données dans les futurs traitements des données LiDAR full waveform. Ainsi, dès la planification du vol, on peut préconiser un ré-échantillonnage spatial à $1\text{m} \times 1\text{m}$. De plus, un GPS a été connecté aux caméras hyperspectrales afin d'enregistrer les temps d'acquisitions de chaque ligne des images hyperspectrales.

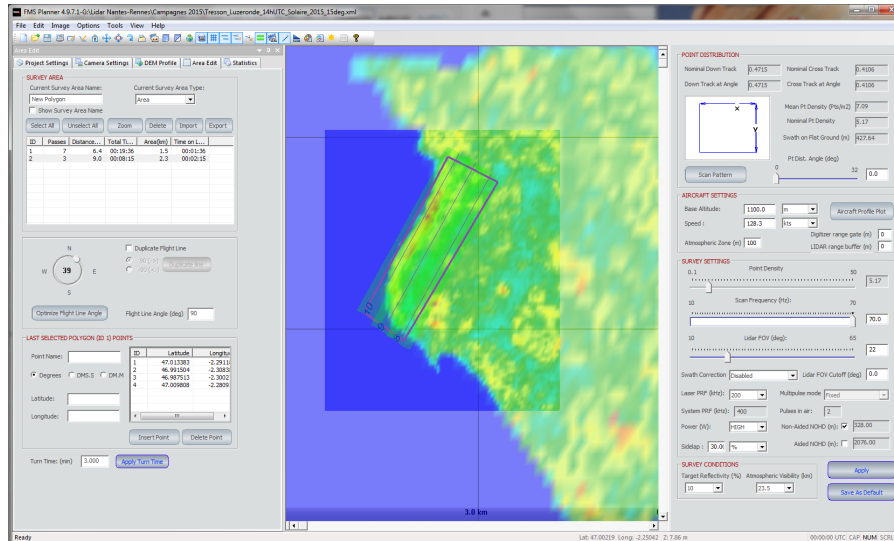


Figure II.13 – Aperçu du logiciel FMS planner pour la planification de campagne avec le LiDAR Titan Optech.

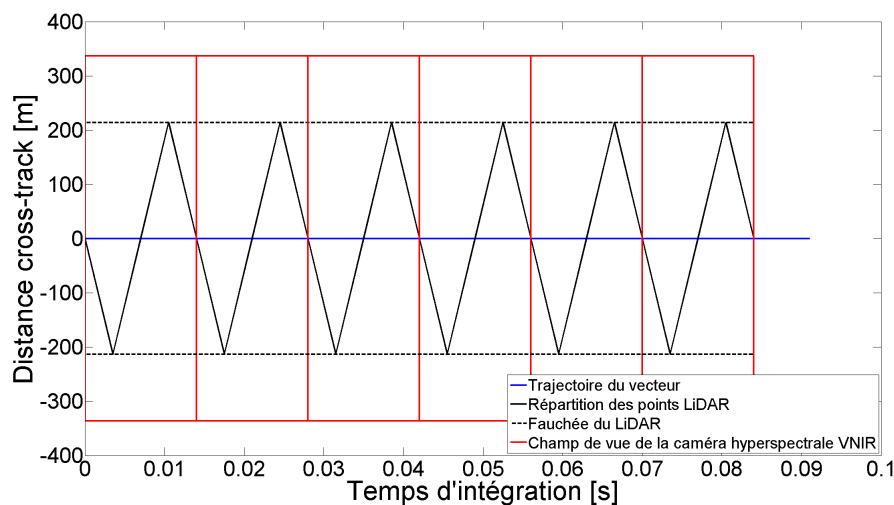


Figure II.14 – Schéma de la répartition spatiale des points LiDAR au sein de l'emprise au sol de l'optique de la caméra hyperspectrale VNIR le long de la trajectoire de l'avion.

Les capteurs ont été placés dans un Piper Aztec 31 (Pixair) muni de deux trappes, l'un servant d'ouverture pour le LiDAR et l'autre pour les deux caméras. De même qu'en 2013, les barrettes des deux caméras ont été alignées afin que les capteurs enregistrent les mêmes mouvements de l'avion. Le LiDAR a été de nouveau connecté à l'IMU pour un géoréférencement précis des mesures. Les données issues des acquisitions conjointes hyperspectrale/LiDAR full waveform sur le littoral de l'île de Noirmoutier uniquement ont été utilisées dans

cette thèse. Un total de 13 lignes de vol ont été réalisées sur les sites de Luzéronde et de la Tresson (Fig.II.15). Un descriptif des caractéristiques de la campagne et des paramètres d'acquisition est donné dans le Tableau II.6. Avec une altitude de vol de 1100 m et un FOV de 34° , la résolution spatiale des images hyperspectrales était de $0.4 \text{ m} \times 0.8 \text{ m}$ (along/across-track).

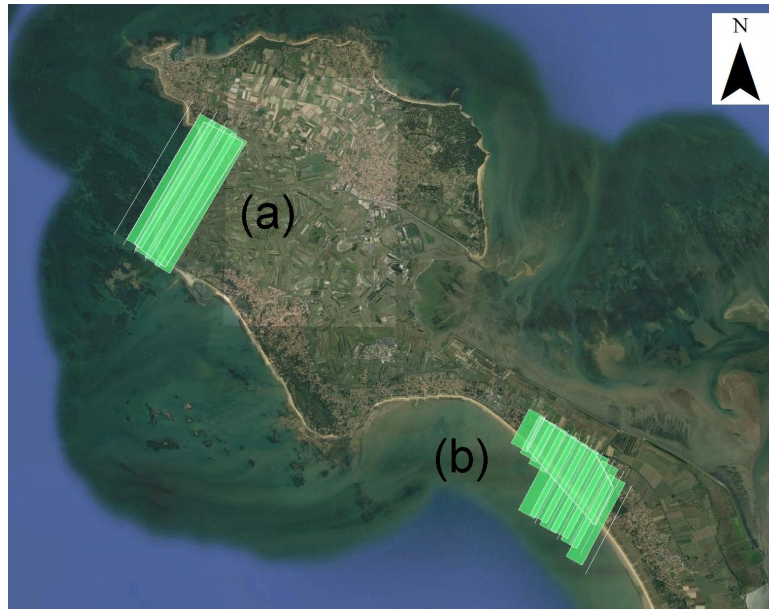


Figure II.15 – Sites survolés dans le cadre de la campagne aéroportée de 2015 : la dune de Luzéronde (a) et la dune de la Tresson (b). En blanc sont représentés les axes des lignes de vol et en vert leurs emprises au sol.

4.3 Campagne d'acquisition de données sur le terrain

4.3.1 Spectres d'ajustement

Lors du traitement des images hyperspectrales et notamment des corrections radiométriques, une étape dite d'ajustement est réalisée afin d'étalonner les données acquises par avion par rapport à une donnée de référence mesurée au sol (Kazempour, 2011; Roy, 2007). Celle-ci correspond à un spectre de réflectance d'une surface claire. Lors de la campagne de 2013, cette surface correspondait au **sable** du haut de plage ou à des aires de stationnement en gravier (Fig. II.12). Ces mesures au sol, acquises à l'aide de l'ASD FieldSpec 3 FR, étaient contemporaines des images afin de réduire les potentiels artefacts dus à des variations d'illumination. À l'identique, l'acquisition du spectre de référence pour les sites de Luzéronde et de la Tresson en 2015 s'est faite sur une surface sableuse du haut de plage. Cette fois, un seul point localisé au nord ouest du massif dunaire de Tresson a servi de référence. Cette mesure a été réalisée le 30 septembre 2015 par des conditions d'illumination similaires à celle de la campagne aéroportée.

	Paramètres	Spécifications	
	Caractéristiques générales	Planification	OSUNA/FIT-Conseil
Acquisition		LPG Nantes (Hyperspectral)/FIT-Conseil (LiDAR)	
Date		07/09/2015	
Altitude de vol		1100 m	
Site		Luzéronde	Tresson
Heure (UTC)		13h14-13h27	13h30-13h55
Surface totale		20,49 km ²	12,32 km ²
Nombre total de lignes de vol		4	9
Paramètres des capteurs	Capteur	HySpex VNIR-1600	Titan Optech
	FOV	34 °	22 °
	Fauchée	672,61 m	427,64 m
	Domaine spectral	400-1000 nm	1064 nm

Tableau II.6 – Caractéristiques générales de l'acquisition sur les sites de Luzéronde et de la Tresson et paramètres des capteurs lors de la campagne aéroportée de Septembre 2015.

4.3.2 Spectres d'espèces végétales

Lors de ce travail de thèse, deux campagnes de terrain ont eu lieu. Ces campagnes avaient pour but de :

- Observer la structuration de la végétation sur un système dunaire présentant une répartition des espèces presque théorique ;
- Comprendre la complexité de l'imbrication des différents végétaux sur cette dune ;
- Acquérir des spectres des espèces végétales dominantes afin de constituer une librairie spectrale ;
- Relever les coordonnées géographiques d'observation de la présence d'espèces afin d'avoir des repères de vérité terrain pour une future comparaison avec des données hyperspectrales ;

Ces campagnes ont été réalisées les 12 Septembre 2014 et 30 Septembre 2015, uniquement sur le site de la Tresson. Parmi les spectres acquis, on retrouve des spectres à l'échelle de l'espèce végétale mais également des spectres correspondant à des mélanges. De plus, un total de 48 observations de présence d'espèces ont été réalisées lors de ces deux campagnes de terrain auxquelles s'ajoute une campagne le 3 Juillet 2014. Ces observations ont été réalisées sur la dune mobile, dune de transition et la dune fixée. Leurs positions sont localisées sur la Figure II.16.

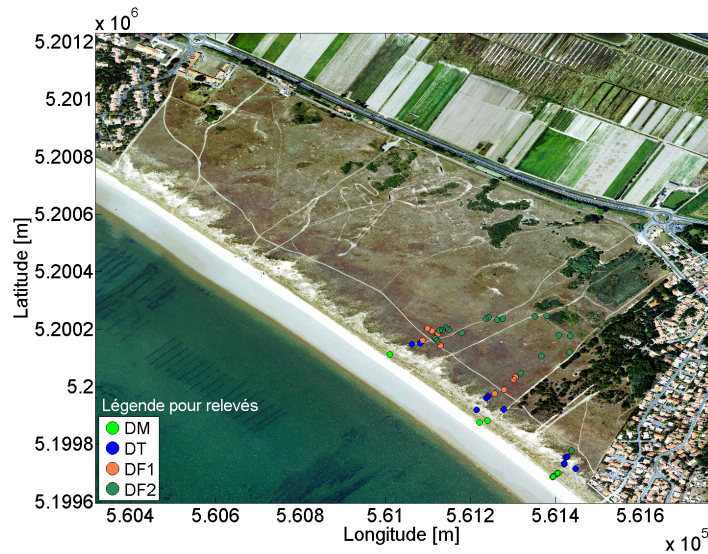


Figure II.16 – Localisations des observations de terrain sur le site de la Tresson : DM : dune mobile, DT : dune de transition, DF1 : dune fixée 1 et DF2 : dune fixée 2.

5 Données acquises

5.1 Données hyperspectrales

Les images hyperspectrales acquises lors des campagnes sont enregistrées en comptes numériques. Ces derniers peuvent être convertis en luminance ($\text{W.m}^{-2}.\text{nm}^{-1}.\text{sr}^{-1}$) correspondant au flux d'énergie provenant d'une surface par unité de longueur d'onde (Richards and Jia, 2006). Cette conversion est effectuée à l'aide d'un logiciel constructeur des caméras HySpex. La luminance constitue la propriété physique en entrée des traitements, correspondant à la dimension z des données hyperspectrales. Les dimensions x et y des images sont respectivement les pixels et lignes (Fig. II.17), correspondant ici à la longitude et la latitude. Sur la Figure II.17, on peut voir que l'image contient les déformations correspondant aux mouvements du vecteur lors de l'acquisition. Ce type d'image est nommé dans cette thèse "**image en géométrie initiale**". Ces images sont les données hyperspectrales en entrée des pré-traitements pour des applications.

5.2 Spectres de végétation dunaire

Lors des campagnes d'observation du terrain sur la dune de la Tresson, différents types de données ont été acquis :

- Des spectres d'espèces végétales typiques de la dune côtière régionale ;
- Des spectres de mélanges caractéristiques des habitats végétaux de la dune ;
- Des observations générales de la distribution de la végétation à l'échelle de l'habitat et à l'échelle de l'espèce ;

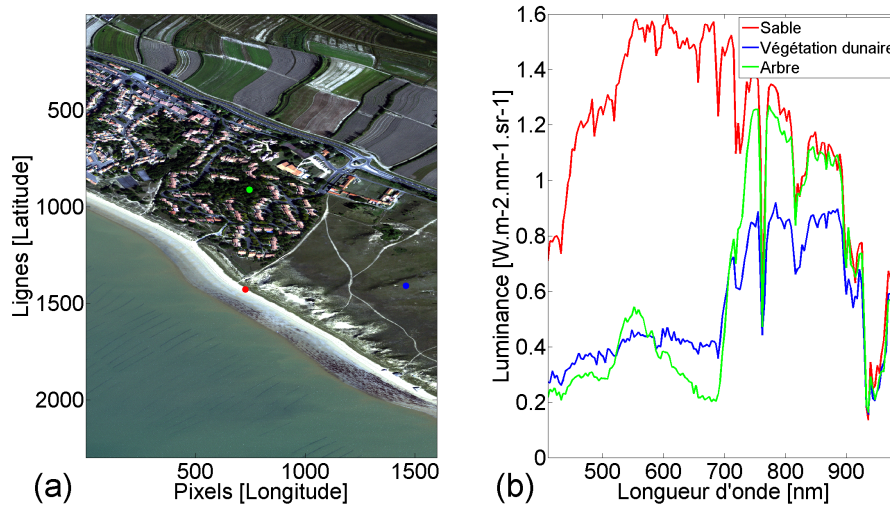


Figure II.17 – Image hyperspectrale en vraie couleur (R : 605,99 nm, V : 555,21 nm, B : 453,64 nm) en géométrie initiale (a) et exemples de spectres de luminance (b).

– Des observations de présence d'espèces sur des points relevés au GPS (décrit dans la partie II .4 .3) ; Afin de pouvoir utiliser les données hyperspectrales concernant les espèces végétales acquises sur le terrain, un traitement identique à celui des spectres d'ajustement doit être apporté afin de supprimer le défaut de l'ASD FieldSpec 3 FR dans le VNIR (Fig. II.18). Les spectres présentés dans la Figure II.18 sont les spectres de réflectance des espèces végétales les plus abondantes sur la dune de la Tresson. Des spectres supplémentaires ont été acquis sur des espèces telles qu'une poacée du genre *Bromus*, *Eryngium maritimum* (panicaut), *Lagurus ovatus* (queue de lièvre) ou encore *Vincetoxicum officinale* (dompte-venin). En plus des données hyperspectrales de terrain, les observations de présence de certaines espèces à des localisations relevées au GPS apportent des informations supplémentaires pour une potentielle comparaison des images hyperspectrales avec des données terrains. Le Tableau II.7 donne le nom des espèces observées ainsi que leurs localisations en longitude et latitude.

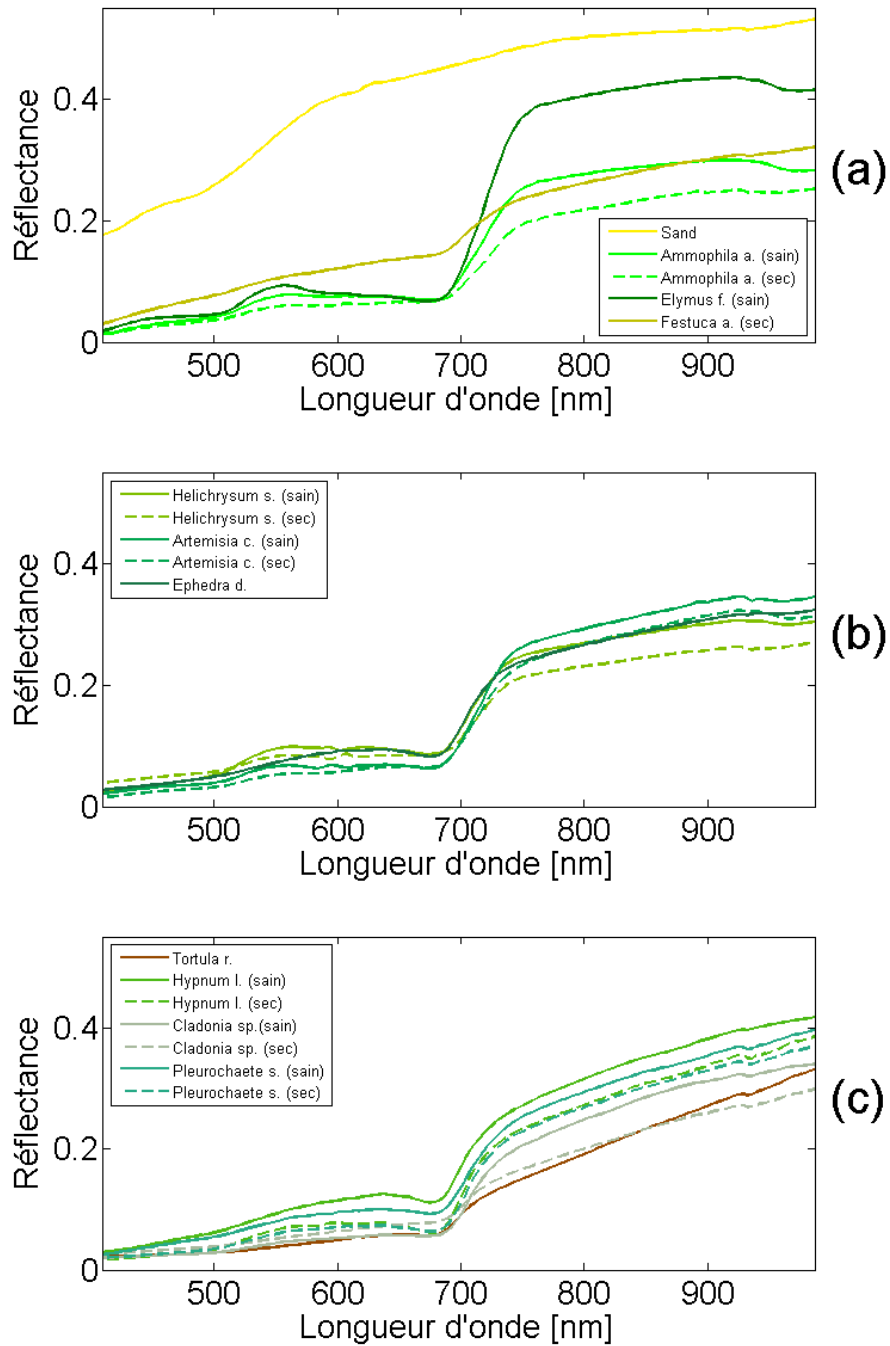


Figure II.18 – Spectres des espèces végétales dominantes sur la dune de la Tresson (Vendée, France) : spectres de sable et espèces herbacées (a), de plantes de petites tailles (b) et de mousses et lichen (c).

Point	Latitude (°)*	Longitude (°)*	Espèces observées
1	46 ° 57' 7,20"	-2 ° 11' 47,94"	<i>Ephedra d.</i> , <i>Tortula r.</i>
2	46 ° 57' 6,24"	-2 ° 11' 53,58"	<i>Ammophila a.</i>
3	46 ° 57' 7,38"	-2 ° 11' 51,12"	<i>Artemisia c.</i>
4	46 ° 57' 7,50"	-2 ° 11' 50,16"	<i>Tortula r.</i>
5	46 ° 57' 7,80"	-2 ° 11' 49,92"	<i>Sable</i> , <i>Tortula r.</i>
6	46 ° 57' 8,10"	-2 ° 11' 48,60"	<i>Helichrysum s.</i> , <i>Tortula r.</i>
7	46 ° 57' 8,04"	-2 ° 11' 48,48"	<i>Pleurochaete s.</i>
8	46 ° 57' 7,80"	-2 ° 11' 48,30"	<i>Hypnum l.</i>
9	46 ° 57' 7,62"	-2 ° 11' 48,18"	<i>Tortula r.</i>
10	46 ° 57' 9,12"	-2 ° 11' 49,32"	<i>Ephedra d.</i>
11	46 ° 57' 8,88"	-2 ° 11' 48,84"	<i>Ephedra d.</i>
12	46 ° 57' 8,52"	-2 ° 11' 48,18"	<i>Ephedra d.</i> , <i>Tortula r.</i>
13	46 ° 57' 8,88"	-2 ° 11' 48,00"	<i>Cladonia sp.</i>
14	46 ° 57' 8,94"	-2 ° 11' 47,70"	<i>Cladonia sp.</i> , <i>Helichrysum s.</i>
15	46 ° 57' 9,18"	-2 ° 11' 47,28"	<i>Cladonia sp.</i>
16	46 ° 57' 9,00"	-2 ° 11' 46,98"	<i>Cladonia sp.</i> , <i>Hypnum l.</i>
17	46 ° 57' 8,58"	-2 ° 11' 45,54"	<i>Hypnum l.</i> , <i>Helichrysum s.</i>
18	46 ° 57' 10,20"	-2 ° 11' 42,84"	<i>Sable</i> , <i>Helichrysum s.</i> , <i>Tortula r.</i>
19	46 ° 57' 10,38"	-2 ° 11' 42,48"	<i>Hypnum l.</i> , <i>Tortula r.</i>
20	46 ° 57' 10,08"	-2 ° 11' 41,58"	<i>Cladonia sp.</i> , <i>Helichrysum s.</i>
21	46 ° 57' 10,20"	-2 ° 11' 40,98"	<i>Sable</i> , <i>Hypnum l.</i> , <i>Ephedra d.</i>
22	46 ° 57' 10,44"	-2 ° 11' 37,38"	<i>Hypnum l.</i>
23	46 ° 57' 10,50"	-2 ° 11' 36,06"	<i>Cladonia sp.</i> , <i>Ephedra d.</i> , <i>Helichrysum s.</i>
24	46 ° 57' 11,16"	-2 ° 11' 35,94"	<i>Elymus f.</i>
25	46 ° 57' 11,16"	-2 ° 11' 32,70"	<i>Artemisia c.</i>

* UTM 30N WGS-84.

Tableau II.7 – Localisations et espèces végétales observées lors des relevés de terrain effectués le 30/09/2015.

5.3 Données LiDAR

Le géoréférencement des données LiDAR et la création des données exploitées dans cette thèse sont des procédures gérées en collaboration avec FIT-Conseil qui a également mis en oeuvre la partie LiDAR des campagnes aéroportées. Les descriptifs donnés ici du géoréférencement des points LiDAR et de la création de Modèles Numériques de Surface et de Terrain (MNS et MNT) sont basés sur des documents fournis par FIT-Conseil. Nous décidons de présenter ces pré-traitements dans ce chapitre car ils permettent de fournir les données LiDAR en entrée utilisée dans cette thèse.

5.3.1 Géoréférencement des nuages des points 3D

5.3.1.1 Calcul de la trajectographie

A l'issue des acquisitions, la trajectographie de l'avion est calculée par le logiciel Inertial Explorer en se basant sur les mesures du GPS et de l'IMU. Ce logiciel permet d'estimer avec précision l'altitude, la position en longitude et latitude ainsi que l'attitude du LiDAR au cours du vol. L'intégration des données de l'IMU permet de mettre à jour la trajectographie en corrigeant des éventuelles déviations du GPS. La haute fréquence de mesure de l'IMU (200 Hz) permet d'interpoler les positions successives enregistrées par le GPS et permet ainsi d'obtenir une trajectographie la plus proche de la réalité, avec des précisions horizontales de 0,07 m et verticales inférieures à 0,1 m.

L'étape décrite précédemment est réalisée en téléchargeant des éphémérides précises et les données de stations permanentes acquises pendant la période de vol du capteur. Les éphémérides permettent de contrôler les positions des stations permanentes, de leur attribuer des précisions et de les maintenir ou non durant le calcul de la trajectographie. Un réseau de stations est ensuite créé, réseau encadrant la trace de l'acquisition de données. Le but de cette approche est de minimiser la ligne de base entre la station de référence et la position de l'avion (Fig. II.19).

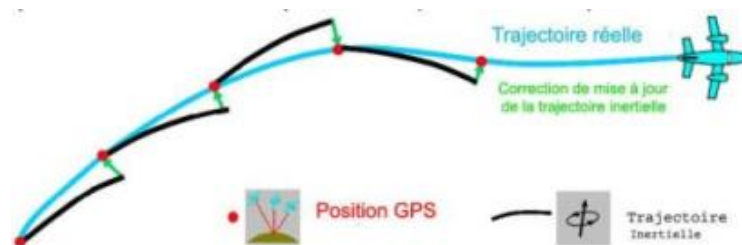


Figure II.19 – Principe de calcul de la trajectographie réelle du vecteur (figure fournie par *FIT-Conseil*).

5 .3.1.2 Traitement et ajustement des données issues du LiDAR

L'objectif principal de l'ajustement des données LiDAR est leur homogénéisation ainsi l'optimisation de leur précision tout en évitant des artefacts entre lignes de vol adjacentes. Cette procédure est réalisée en deux étapes utilisant les logiciels LiDAR Mapping Suit (LMS) et TerraMatch.

La première étape consiste en l'extraction des données en considérant les recouvrements entre lignes de vol et une ligne de vol transversale dite de contrôle. Dans ces lignes, les plans sont extraits et un appariement entre plans identiques est réalisé. Cet appariement permet d'estimer les corrections de roulis, tangage et lacet du capteur qui permettent d'assurer une cohérence optimale entre toutes les lignes de vol d'une même session d'acquisition de données.

La seconde étape apporte une correction supplémentaire dans les dimensions X , Y et Z pour chaque ligne de vol, puisque les corrections des angles d'attitude ne sont pas suffisantes. Ces corrections peuvent être soit variables soit fixes pour chaque ligne. La cohérence de la trajectographie calculée suffit à ce que des corrections fixes soient appliquées pour minimiser les artefacts entre bandes et atteindre les précisions horizontales et verticales requises. Cet ensemble de corrections est déterminé par l'appariement de nouveaux plans communs sur la totalité du nuage de points 3D pour prendre en considération le plus grand nombre d'observations et s'assurer que le nuage soit globalement cohérent.

Lorsque ces ajustements sont effectués, un nuage de points homogène est obtenu et est comparé à des surfaces de référence et chacune des lignes de vol est ajustée à l'élévation de la surface de référence. En fonction de l'altitude de l'avion, les précisions planimétrique et verticale du nuage de points varient :

- Pour une altitude de 500 m, la précision planimétrique est d'environ 0,1 m et la verticale d'environ 0,06 m ;
- Pour une altitude 200 m, la précision planimétrique est d'environ 0,15 m et de en altimétrie d'environ 0,08 m ;

Dans cette thèse, les données LiDAR utilisées ont été fournies dans le référentiel UTM30N WGS-84 et dans un référentiel d'élévation IGN-69. Les produits finaux fournis sont de deux types : des nuages de points 3D LiDAR (Figure II.20) pour chacune des lignes de vol effectuées (aux formats las 1.2 ou 1.3) ou des modèles numériques, générés à partir de ces nuages de points.

5 .3.2 Le format las

Le format las est un format de fichier supportant les données de type nuage de points 3D LiDAR. Ce format est décliné en plusieurs versions, correspondant aux évolutions dans la technologie et la production de données issues des systèmes LiDAR. Ces fichiers contiennent des informations sur chacun des points du nuage. On décrit ici deux formats : las 1.2 et 1.3.

Les nuages de points fournis à l'issue de la campagne aéroportée de 2013 sont au format las 1.2. Ce format supporte les données présentées dans le Tableau II.8. Dans les fichiers fournis, la classification correspond à l'affectation d'une valeur à un point. Le format las 1.3, d'autre part, contient les mêmes champs que le format

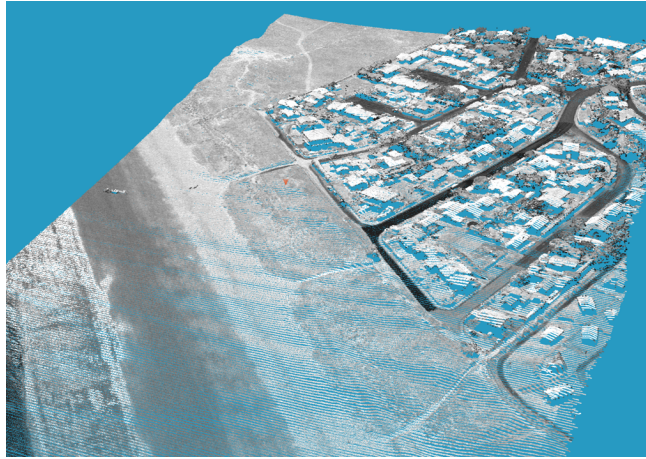


Figure II.20 – Extrait de nuage de points 3D d’une ligne de vol au dessus de la commune de Barbâtre, île de Noirmoutier, Vendée, France (visualisation dans le logiciel E3De). L’intensité des points est donnée en nuance de gris.

las 1.2 avec, en plus, tous les **paramètres en lien avec l’enregistrement de retours d’onde complets** (Tableau II.9). L’exploitation des waveforms se fait donc par ces fichiers, qui peuvent être explorés à l’aide de fonctions écrites sous différents langages. Dans cette thèse, nous avons utilisé la fonction lasdata.m (Teemu Kumpumäki, Tampere University of Technology) écrite sous le langage de programmation Matlab, afin de charger le contenu de ces fichiers.

Champs	Spécifications
X	Longitude
Y	Latitude
Z	Altitude
Intensity	Amplitude de l’écho
Return number	Numéro du point pour un tir
Number of returns	Nombre de points extraits sur un tir
Scan direction flag	Direction du miroir rotatif lors du tir
Edge of flight line	Indique si le point correspond à la fin d’une ligne de scan
Classification	Type de point
Angle de scan	Direction du tir par rapport au nadir
User data	Définition au choix de l’utilisateur
Point source ID	Fichier source du point

Tableau II.8 – Spécifications des champs contenus dans les fichiers las 1.2.

Objets	Spécifications
X	Longitude
Y	Latitude
Z	Altitude
Intensity	Amplitude de l'écho
Return number	Numéro du point pour un tir
Number of returns	Nombre de points extraits sur un tir
Scan direction flag	Direction du miroir rotatif lors du tir
Edge of flight line	Indique si le point correspond à la fin d'une ligne de scan
Classification	Type de point
Angle de scan	Direction du tir par rapport au nadir
User data	Définition au choix de l'utilisateur
Point source ID	Fichier source du point
GPS time	Temps GPS du tir
Wave packet descriptor index	Descripteur de la waveform
Byte offset to waveform data	Localisation du début des valeurs de la waveform au sein des données
Return point waveform location	Temps en picosecondes entre le début de l'enregistrement de la waveform et l'écho
X(t)	Longitude du vecteur de tir
Y(t)	Latitude du vecteur de tir
Z(t)	Altitude du vecteur de tir

Tableau II.9 – Spécifications des champs contenus dans les fichiers las 1.3.

5 .3.3 Classification et génération de Modèles Numériques de Terrain

La classification des points est une étape primordiale pour la génération de MNS et MNT. Elle est réalisée dans le logiciel TerraScan. Les classes sont définies tel que :

- Classe 1 : Points non classés ;
- Classe 2 : Sol ;
- Classe 3 : Végétation basse (1 - 2 m) ;
- Classe 4 : Végétation moyenne (2 - 5 m) ;
- Classe 5 : Canopée ;
- Classe 6 : Bâtiments ;
- Classe 7 : Points aberrants ;
- Classe 8 : Points filtrés ;
- Classe 9 : Eau ;

- Classe 12 : Points de recouvrement entre bandes ;
- Classe 13 : Points synthétiques ;

Cette classification se fait par filtrages successifs des données LiDAR, d'abord pour éliminer les points aberrants puis pour séparer les points du sol de ceux du sursol avec une détection de plus en plus fine. La détection des points du sol se fait de proche en proche, en comparant chaque point aux points les plus bas et aux points déjà classés. Pour chaque point, un triangle est dessiné sur la base d'une distance verticale d'itération et d'un angle d'itération en fonction de la topographie locale (Fig. II.21) et si les coordonnées du point sont comprises dans ce triangle, celui-ci est affecté à la classe sol. Suivant la Figure II.21, lorsque le terrain est pentu, l'angle

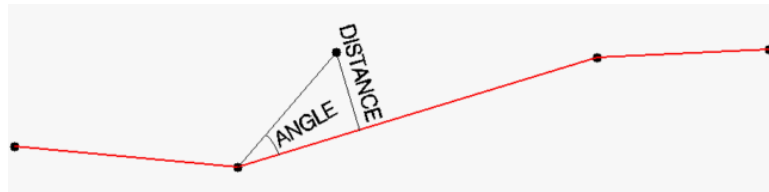


Figure II.21 – Classification des points du sol dans le cas d'un terrain pentu (figure fournie par *FIT-Conseil*).

d'itération choisi doit être plus grand que lorsque le terrain est plat. En fonction de la densité de végétation, l'élévation du sol est plus ou moins difficile à mesurer. Lorsque le sol est facilement atteignable, l'opérateur de FIT-Conseil peut lancer une classification automatique qui prend la nature géographique et morphologique du terrain et le stade phénologique de la végétation. Cette procédure est testée sur des échantillons au préalable. En fonction de la densité du couvert végétal, des filtrages successifs peuvent être réalisés afin d'obtenir d'abord des données dispersées sur l'élévation qui seront ensuite complétées par les filtrages suivants. Les résultats de ces procédures automatiques sont ensuite édités manuellement pour retirer les erreurs résiduelles. La classification automatique prend environ 10 mn par dalle de 1 km² puis par la suite un opérateur peut éditer manuellement jusqu'à 5 dalles/jour. Lorsque le sol est complètement séparé, les arbres et bâtiments sont également classés pour générer des produits tels que les MNSs et MNTs.

Les Modèles Numériques de Surface (Fig. II.22 (a)) sont produits en conservant les points les plus hauts au sein des classes 2 à 6. Les hauteurs des points sont interpolées sur une grille de 0,5 m×0,5 m et fournies dans le format .tiff. Les MNTs sont générés à partir de la classe sol par interpolation sur une grille triangulaire (Fig. II.22 (b)). Les mêmes résolutions spatiales et format que le MNS sont proposées par FIT-Conseil.

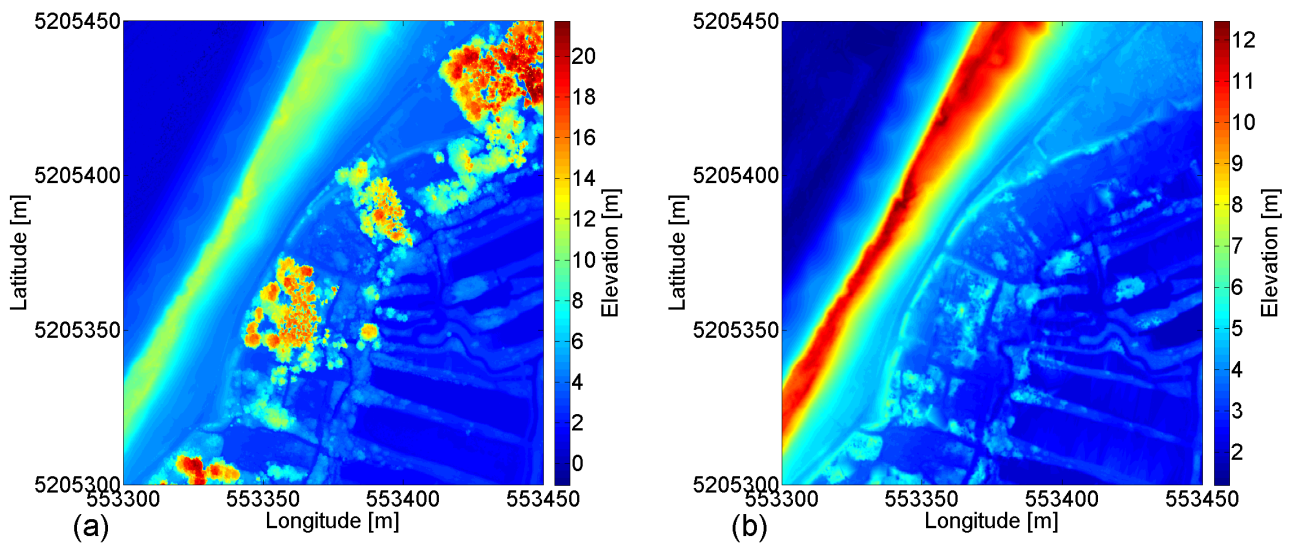


Figure II.22 – Modèles Numériques de Surface (a) et de Terrain (b) au Sud-Ouest de la dune de Luzéronde (Vendée, France). La résolution spatiale est de 0,5 m×0,5 m et les coordonnées spatiales sont données en UTM 30N WGS-84.

La Figure II.23 présente un exemple de classification d'un nuage de points 3D au sud de la commune de la Guérinière (île de Noirmoutier, Vendée, France) réalisée à l'ai du logiciel de traitement de données LiDAR E3De. La classification basique permet de séparer les points en terrain (marron), arbres (vert) et bâtiments (jaune). Les points blancs restent indéterminés. La classification des arbres et bâtiments se fait par la reconnaissance de formes et de plans des objets.

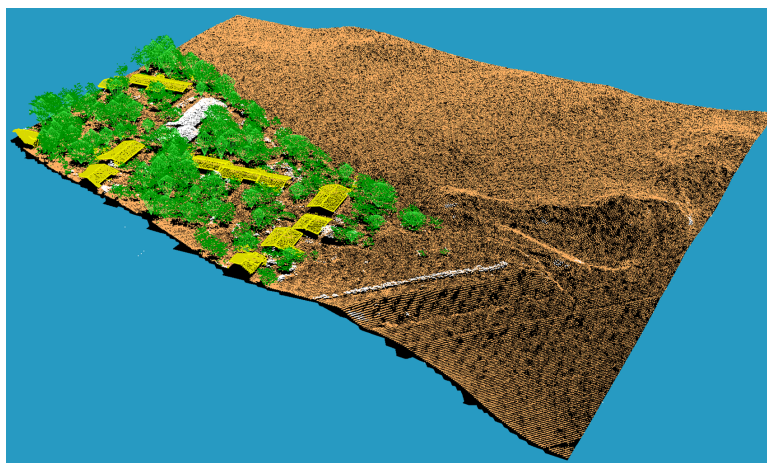


Figure II.23 – Exemple de classification par le logiciel E3De (marron : terrain, vert : arbres, jaune : bâtiments, blanc : non-classés).

6 Conclusion

Dans ce chapitre de la thèse, les capteurs utilisés pour des acquisitions couplées de données hyperspectrales et LiDAR, à retours d'onde discrets ou complets, ont été présentés. Les spécificités de ces capteurs passifs et actifs ont été explicitées afin de mettre en avant les différences des modes d'acquisitions et de structure des données. Les caractéristiques du capteur de terrain ont également été décrites, celui-ci permettant d'acquérir des données supplémentaires pour le traitement des images hyperspectrales mais aussi pour créer une collection d'information provenant du terrain.

Afin d'acquérir des données de manière conjointe, une phase de planification des campagnes aéroportées est nécessaire, dans le but de déterminer les valeurs de paramètres tels que l'altitude de vol, la vitesse de vol, la résolution spatiale des images hyperspectrales ou encore la fréquence d'impulsion laser du LiDAR. Cette phase permet également l'optimisation du recueil de données dans le but de les exploiter conjointement.

Enfin, la description des données dans la troisième partie permet de comprendre la structure de ces dernières, et d'évaluer quels types de pré-traitements sont adaptés afin que pour chaque pixel d'une image hyperspectrale, il existe une information LiDAR. Afin de remplir l'objectif principal de proposer une approche de cartographie de la végétation dunaire sur deux sites de l'île Noirmoutier, les données acquises par les capteurs employés doivent passer par une phase de traitements, nécessaires à leur exploitation.

Chapitre III

Pré-traitements des données hyperspectrales et LiDAR

L'imagerie hyperspectrale et la télédétection LiDAR offre respectivement des informations sur la composition chimique et la morphologie des éléments observés. Dans cette étude, des acquisitions aéroportées sur le littoral régional des Pays de la Loire en septembre 2013 et 2015 ont permis de recueillir les données nécessaires à la cartographie à haute résolution de l'environnement dunaire côtier sur les sites de Luzéronde et de la Tresson (Vendée, France).

Les images hyperspectrales, au même titre que les images produites par des spectro-imageurs, doivent être géoréférencées, c'est-à-dire que chaque pixel des images ait des coordonnées en longitude et latitude. Ceci est présenté dans la première partie de ce chapitre. Ensuite, le principe de télédétection et de mesure de paramètres physiques à distance conduit à des traitements radiométriques dans le but d'extraire l'information relative à la surface observée. Dans un troisième temps, une phase de traitements géométriques des retours d'onde complets a été développée afin de générer un cube de waveforms, dans le but final d'un couplage entre HSI et FWF LiDAR.

1 Géoréférencement d'images hyperspectrales

La fusion de données hyperspectrales et LiDAR, à retours d'onde discrets ou complets, nécessite que les deux jeux de données soient comparables au niveau de la répartition spatiale de leurs contenus, c'est-à-dire que pour chaque pixel d'une image hyperspectrale, il existe une donnée LiDAR. Sachant que les nuages de points 3D issus des acquisitions LiDAR ont été générés en amont de notre étude, les données issues des caméras hyperspectrales font l'objet ici d'une phase de géoréférencement. Cette étape, réalisée en plusieurs phases, fait intervenir deux logiciels. Dans cette partie, nous présenterons d'abord la méthodologie de corrections géométriques d'images hyperspectrales issues des caméras HySpex, comprenant la création de la géométrie des images ainsi que leur géoréférencement proprement dit, développée dans Ba et al. (2015). Par la suite, nous appliquerons ces traitements à des données acquises lors de la campagne aéroportée de septembre 2013 sur le littoral régional. Afin d'évaluer la qualité du géoréférencement en fonction des paramètres définis en entrée du traitement, une série de tests sera effectuée et l'erreur résiduelle de géoréférencement sera calculée. Une discussion portera sur les résultats obtenus avant de conclure.

1.1 Méthodologie du géoréférencement d'images HySpex

Le géoréférencement d'images hyperspectrales se fait en deux étapes : une première étape consiste en la création d'un fichier dit de géométrie (Input Geometry - IGM) réalisé par le logiciel de géocodage et de géoréférencement PARGE (version 3.1.2) (Schläpfer and Richter, 2002), qui permet ensuite de construire l'image hyperspectrale géoréférencée dans le logiciel de traitement et visualisation d'images ENVI. Le géocodage et géoréférencement assuré par PARGE garantie une préservation maximale de la qualité radiométrique des données (Schläpfer, 2013).

1.1.1 Création de la géométrie des images hyperspectrales

1.1.1.1 Calcul de la position de la ligne de pixel du capteur

Afin de générer le fichier d'Input Geometry propre à une image issue d'un capteur push-broom, un ré-échantillonnage de la trajectographie globale du LiDAR lors de la campagne aéroportée doit être réalisé afin d'obtenir un sous-fichier contenant, pour chaque ligne de l'image en géométrie initiale (image non-géoréférencée) :

- Les coordonnées spatiales du vecteur (x, y, z)
- Les angles d'attitude du vecteur roulis (ϕ) , tangage (θ) et lacet (ψ)
- Le temps GPS, en seconde dont la base est 00h 00 du premier jour de la semaine.

Cette trajectographie globale et précise du LiDAR provient des enregistrements temporels d'une IMU et d'un GPS. Le ré-échantillonnage de cette trajectographie pour le géoréférencement d'images hyperspectrales se base sur le temps GPS associé à chaque ligne, information stockée dans un fichier dit d'évènement (event file). Lors des campagnes aéroportées de 2013 et 2015 sur le littoral régional des Pays de la Loire, la connexion entre caméras hyperspectrales et l'unité inertielle (Inertial Measurement Unit - IMU) n'étant pas réalisée, le temps GPS du début d'acquisition est obtenu a posteriori en comparant l'image en géométrie initiale et la ligne de vol LiDAR correspondante. Ceci est rendu possible puisque les données LiDAR sont toutes associées à des temps GPS en raison de la connexion entre le LiDAR et l'IMU. Ici, l'IMU donne la position et l'attitude du LiDAR. Ce top d'acquisition est intégré au fichier d'évènement et le ré-échantillonnage est réalisé à l'aide du logiciel constructeur HySpex NAV (version de navigation), permettant ainsi d'obtenir un fichier de trajectographie contenant le même nombre de lignes que l'image hyperspectrale (nommé ici fichier de trajectographie NAV).

Lorsque le fichier NAV est créé, on dispose de tous les éléments permettant de générer un fichier IGM. Ce processus a été réalisé à l'aide du logiciel PARGE avec comme informations en entrée l'image hyperspectrale en géométrie initiale, la trajectographie NAV propre à l'image, le fichier de définition du capteur correspondant aux angles de visée de chaque pixel de la barrette de la caméra across et along-track, le Modèle Numérique de Surface (MNS) à haute résolution issu de l'acquisition LiDAR ou un MNS global de la zone survolée généré par le logiciel PARGE ainsi que la définition de la projection et du datum utilisés. Les équations utilisées dans le logiciel sont issues des travaux de Derenyi and Konecny (1966) et améliorées par Konecny (1976a,b). La chaîne

de traitements suivante est décrite par Schlöpfer and Richter (2002) et détaillée par Schlöpfer (2013).

Le modèle géométrique appliqué dans PARGE se base sur le vecteur de scan \vec{L}_0 calculé à partir des coordonnées x' (pixel) et y' (ligne) du système de coordonnées du capteur (Fig. III.1). Le système de coordonnées du vecteur de scan du capteur est ensuite transformé à l'aide des angles d'attitudes du LiDAR en un nouveau système de coordonnées. Ce dernier est défini dans le système de coordonnées cartographiques donné par le MNS utilisé :

$$\vec{L}_0 = R \cdot P \cdot H \cdot \vec{L}'_0 \quad (\text{III.1})$$

soit

$$\begin{bmatrix} L_{0,x} \\ L_{0,y} \\ L_{0,z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \phi & 0 & -\sin \phi \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \phi & 0 & \cos \phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & \sin \theta \\ 0 & -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \psi & \sin \psi & 0 \\ -\sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} L_{0,x'} \\ L_{0,y'} \\ L_{0,z'} \end{bmatrix} \quad (\text{III.2})$$

où R , P et H correspondent aux matrices associées au roulis ϕ , au tangage θ et au lacet ψ . En s'appuyant sur l'altitude h du vecteur, la longueur du vrai vecteur de scan du capteur \vec{L}_t peut être dérivée suivant :

$$\vec{L}_t = \frac{-h}{L_{0,z}} \cdot \vec{L}_0 \quad (\text{III.3})$$

La phase de géocodage de l'image doit prendre en compte l'élévation du terrain. Pour se faire, le logiciel PARGE utilise une procédure de lancer de rayon et un MNS dans le but de retrouver la position de la ligne de pixels visée $\vec{P}_{pix}(t)$ à partir de la position de l'avion $\vec{P}_{air}(t)$. Le lancer de rayon crée l'intersection de la ligne de scan du capteur avec le MNS. Le point le plus haut \vec{P}_S et le point le plus bas \vec{P}_G sont calculés comme suit :

$$\vec{P}_S = \vec{P}_{air} + \frac{h - h_{max}}{h} \cdot \vec{L}_t \quad (\text{III.4})$$

et

$$\vec{P}_G = \vec{P}_{air} + \frac{h - h_{min}}{h} \cdot \vec{L}_t \quad (\text{III.5})$$

avec h_{min} l'élévation minimale du MNS, h_{max} l'élévation maximale du MNS, et h l'altitude du vecteur. Les coordonnées horizontales du plus haut point d'intersection \vec{P}_{pix} entre \vec{SG} et le MNS correspondent à la position du pixel. A l'issue de ce traitement, un fichier IGM contenant les coordonnées en longitude et latitude de chaque pixel de l'image est créé (Fig. III.2).

La procédure définie correspond au géocodage basique produit par le logiciel PARGE. Pour une orthorectification plus précise, l'ajout d'informations supplémentaires telles que des points de contrôle saisis entre une image hyperspectrale et le MNS lui correspondant peut être envisagé.

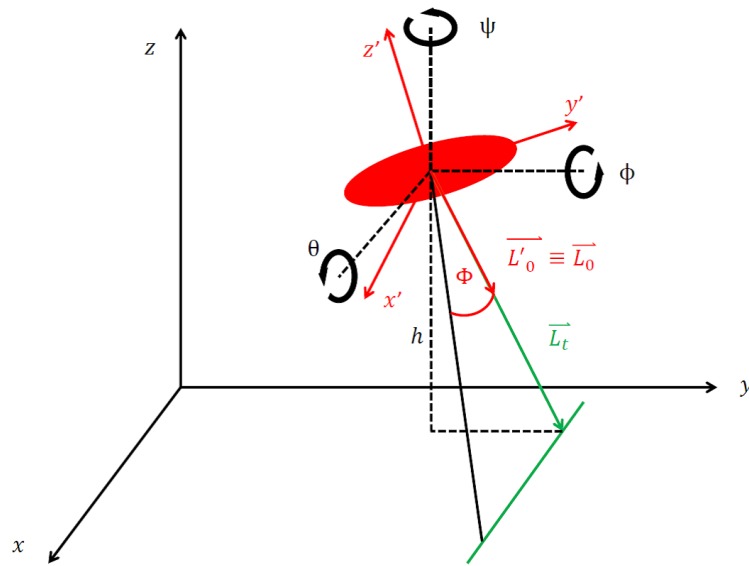


Figure III.1 – Représentation du système de coordonnées de LiDAR et angles d'attitudes associés. En vert est représentée la ligne de scan du capteur hyperspectral (figure inspirée du manuel du logiciel PARGE (Schläpfer, 2013)).

1 .1.1.2 Ajout de points de contrôle

En raison du manque de précision de la mesure du bras de levier (vecteur en trois dimensions) entre les caméras hyperspectrales et le LiDAR dont la position est enregistrée par l'IMU, un pointage visuel du début des images hyperspectrales est réalisé afin de connaître le temps GPS de leurs premières lignes. Ceci génère un décalage résiduel observé après la phase de géoréférencement décrite précédemment. Afin d'obtenir des images les plus proches possibles du MNS fourni par le LiDAR, un ajout de points de contrôle (Ground Control Points - GCPs) est réalisé dans l'interface du logiciel PARGE. Ces points de contrôle sont appariés entre une image brute et le MNS correspondant à la zone survolée. Dans PARGE, les positions x (pixel) et y (ligne) d'un point sur l'image ainsi que les coordonnées en longitude, latitude et altitude du point correspondant sur le MNS sont saisies manuellement après comparaison visuelle des deux jeux de données. Idéalement, ces points sont des repères fixes sur la scène observée type angle de bâtiments, cheminées ou autres arbres isolés. Puisque les deux types de données sont acquis de manière simultanée, il est aussi possible de prendre des repères non-permanents sur l'image et le MNS. Lorsque trop peu de points sont repérables sur le MNS, l'image en intensité de la zone survolée peut fournir des informations supplémentaires. L'intégration de points de contrôle dans le processus permet d'estimer une nouvelle position du vecteur correspondant à celle du capteur hyperspectral :

$$\vec{P}_a^j = \vec{P}_{GCP} - \vec{L}_t \cdot \frac{h_a - h_{GCP}}{h \cdot (\vec{L}_t)} \quad (\text{III.6})$$

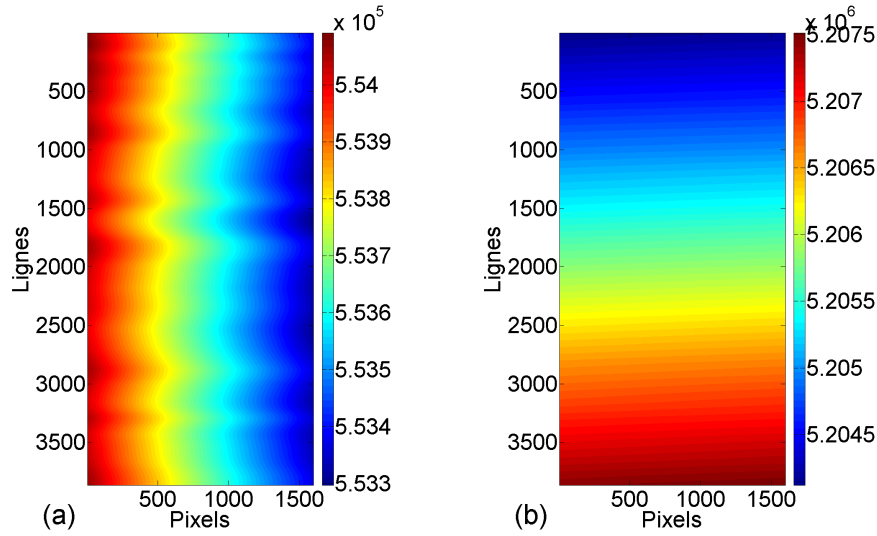


Figure III.2 – Exemple du contenu d’un fichier d’Input Geometry : Coordonnées longitudinales (a) et latitudinales (b) des pixels d’une image hyperspectrale.

avec \vec{P}_a' la position estimée du vecteur, \vec{P}_{GCP} le vecteur position du point de contrôle et h_a et h_{GCP} respectivement les altitudes absolues du LiDAR et du point de contrôle. Des offsets des angles d’attitudes du LiDAR sont dérivés en réalisant une analyse statistique entre la position estimée du LiDAR \vec{P}_a' et sa position réelle \vec{P}_a stockée dans le fichier de trajectographie NAV. Pour chaque point de contrôle saisi, des nouveaux offsets des angles d’attitude sont calculés et les valeurs de roulis, tangage et lacet sont ré-estimées. Ainsi, un fichier IGM plus proche de la réalité est calculé. Un diagramme complet des traitements du logiciel PARGE est présenté sur la Figure III.3. Schlöpfer and Richter (2002) estiment que la saisie d’un point de contrôle par 100-200 lignes de l’image offre une erreur résiduelle de géoréférencement de 3 à 5 pixels pour les capteurs AVIRIS et HyMap.

1.1.2 Géoréférencement d’images hyperspectrales

L’étape de géoréférencement est, dans cette procédure, réalisée à l’aide du logiciel ENVI. Un des nombreux outils attachés au géoréférencement d’images de ce logiciel permet de géoréférencer une image à l’aide de son fichier IGM. Dans notre étude, il a été choisi de géoréférencer chaque image avec sa résolution de pixels par défaut car cette information sera essentielle dans les traitements radiométriques à suivre. L’image est projetée dans le référentiel Universal Transverse Mercator zone 30 Nord (UTM 30N) associé au datum World Geodetic System (WGS-84).

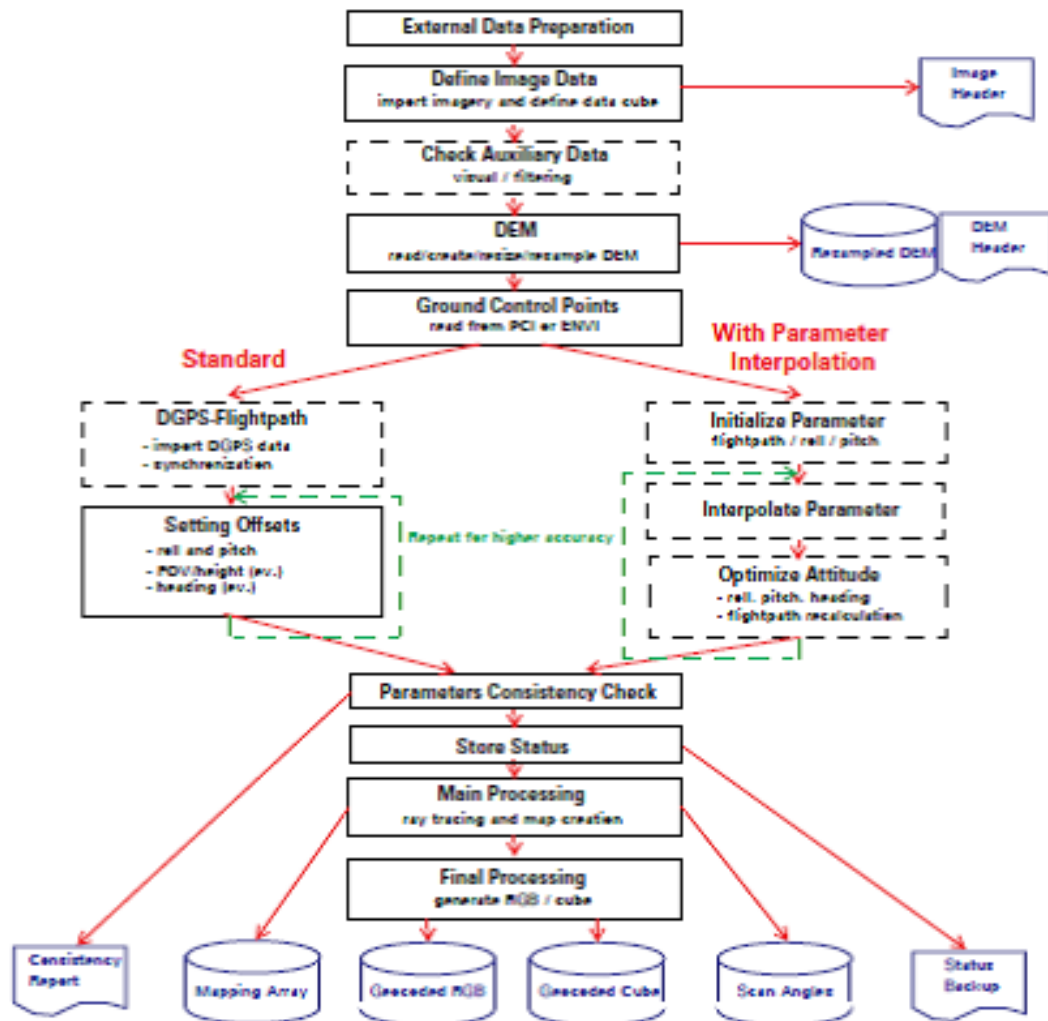


Figure III.3 – Diagramme synthétisant les différentes étapes réalisées lors de la création du fichier de géométrie d’une image hyperspectrale (d’après Schlöpfer and Richter (2002)). Ici, seul le géoréférencement final de l’image est conduit sous le logiciel ENVI.

1 .1.3 Estimation de la qualité du géoréférencement

Plusieurs approches peuvent être considérées afin d’estimer la précision et la qualité du géoréférencement des images hyperspectrales. Schlöpfer and Richter (2002) estiment qu’une procédure précise d’analyse de corrélation des résultats par rapport à une image de référence est l’approche la plus robuste (Congalton, 1988). Cependant, une approche plus simple peut être d’utiliser un certain nombre de points de référence et de calculer l’erreur résiduelle entre ces points et leurs homologues sur l’image hyperspectrale géoréférencée (McGwire, 1996).

1.2 Application aux images en environnement côtier

Afin d'identifier les paramètres du logiciel PARGE et les données permettant d'avoir un géoréférencement le plus optimisé, une série de tests a été réalisée sur une image acquise lors de la campagne aéroportée sur le littoral de l'île de Noirmoutier (Vendée, France) en septembre 2013 avec la caméra HySpex VNIR-1600 (Fig. III.5 (b)) embarquée sur un avion volant à une altitude d'approximativement 2500 m. Cette image est considérée comme représentative des scènes littorales observées au cours de cette étude avec une large portion de l'image occupée par l'eau, la dune bordière étant également présente ainsi que des éléments rétro-littoraux de types habitations basses, routes, champs et marais salants (Fig. III.5).

Les tests réalisés comparent la qualité du géoréférencement de l'image en fonction de l'utilisation ou non d'un MNS global généré par le logiciel PARGE ou d'un MNS haute résolution issu du LiDAR (Fig. III.3). Le MNS issu de l'acquisition LiDAR est d'une élévation moyenne de +1.41 m avec une élévation minimale de -0.95 m et une maximale de +31.88 m (IGN-69). Moins précis, le MNS généré par le logiciel PARGE a une élévation minimale et maximale de respectivement 0 et +4 m (Fig. III.4).

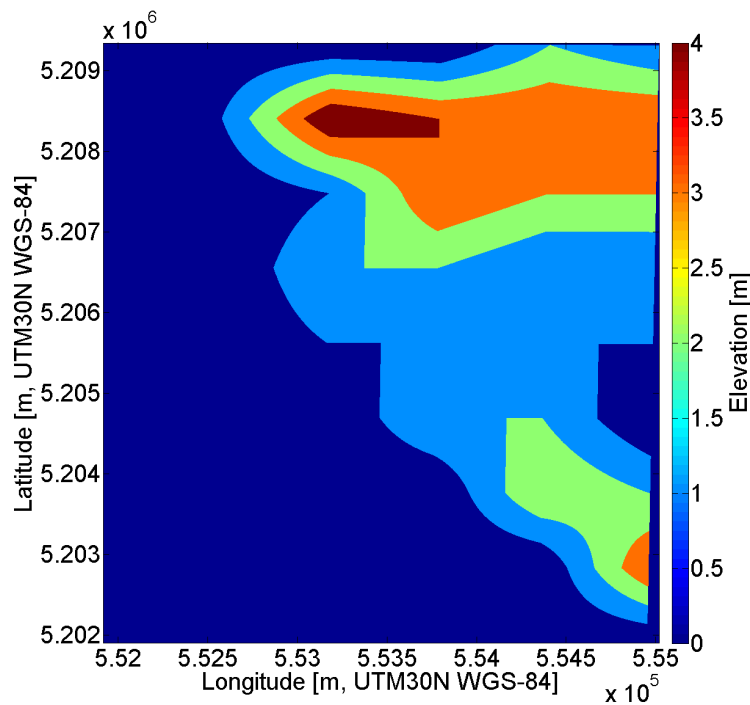


Figure III.4 – Modèle Numérique de Surface généré par le logiciel PARGE avec une résolution de 0,5 m×0,5 m englobant le site de Luzéronde jusqu'au centre de l'île de Noirmoutier.

L'ajout des points de contrôle est également évalué avec des tests utilisant zéro, six, neuf et douze GCPs dont les positions en longitude, latitude et altitude sont données dans le Tableau III.1. Puisque lors de cette campagne aéroportée les résolutions de pixels des images en géométrie initiale variaient entre 0,14 m² et 0,25 m²,

les MNS utilisés ont été échantillonnés à une taille de pixels 0,5 m×0,5 m. Les points de contrôle ont été saisis manuellement et sont répartis sur l'image en fonction des éléments de la scène identifiables et choisis comme repères. Un descriptif des paramètres utilisés pour les tests est donné dans le Tableau III.2. Après

Point de contrôle n °	Longitude (m)*	Latitude (m)*	Altitude (m)**
1	553870,70	5207142,8	16,525
2	553532,01	5207257,4	9,506
3	553902,22	5206510,0	10,582
4	553496,50	5205515,4	7,362
5	553745,13	5205260,3	3,976
6	553807,17	5206186,3	12,544
7	553656,08	5204650,9	3,565
8	553935,24	5204359,8	3,282
9	553854,19	5206530,0	12,858
10	553932,73	5205271,8	3,727
11	553670,59	5204839,0	4,059
12	553653,08	5205878,1	11,655

* UTM 30N WGS-84.

** IGN-69.

Tableau III.1 – Coordonnées en 3 dimensions des points de contrôle utilisés pour le géoréférencement de l'image hyperspectrale.

géoréférencement, l'image hyperspectrale testée est ré-échantillonnée à une résolution de pixels de 1m×1 m afin d'avoir une taille de pixel commune à toutes les images. Afin d'évaluer la qualité du géoréférencement et d'estimer l'erreur potentielle résiduelle de géoréférencement, 25 paires de points de référence ont été saisies entre l'image hyperspectrale et le MNS. Parmi ces 25 points, sept correspondent à des GCPs utilisés pour le géoréférencement (Fig.III.6). L'erreur résiduelle correspond à la distance euclidienne entre un point de l'HSI et son homologue sur le MNS.

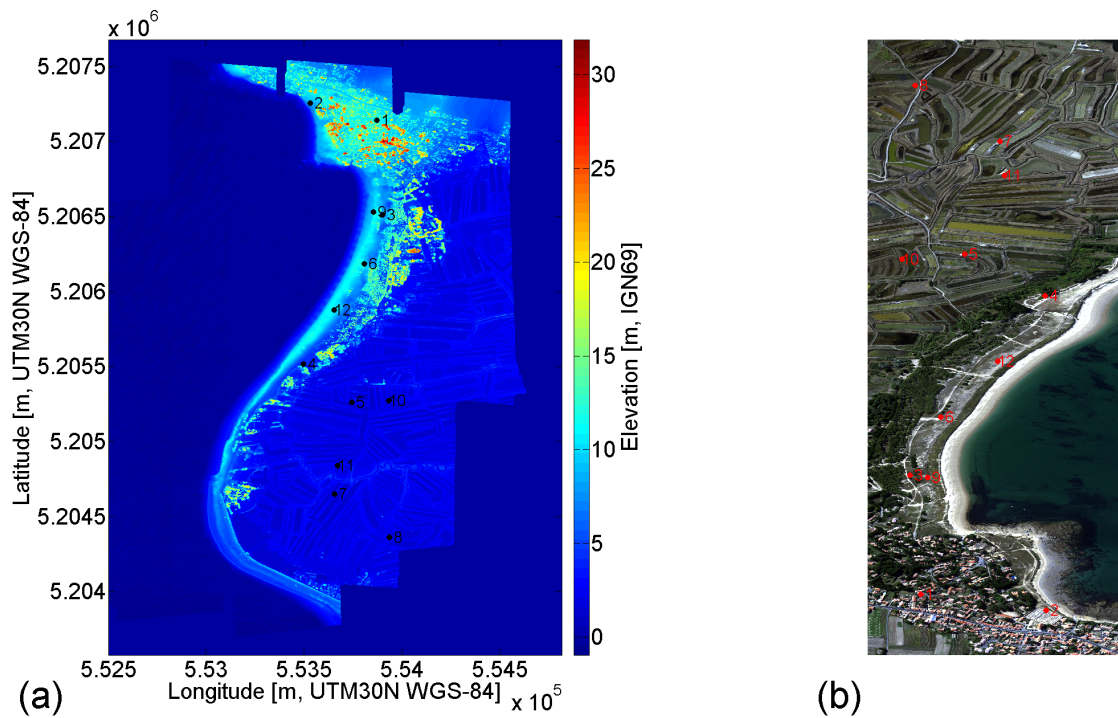


Figure III.5 – Modèle Numérique de Surface généré à partir du nuage de points 3D LiDAR sur le site de la dune de Luzéronde (Vendée, France) (a) et image hyperspectrale en vraie couleur (b) en géométrie initiale de la dune (Vendée, France). L'image a été acquise le 29 septembre 2013 avec une direction de vol Sud-Nord. Les points numérotés correspondent aux 12 points de contrôle saisis entre l'image et le MNS haute résolution issu du LiDAR.

Test n °	Nombre de points de contrôle	N ° points	MNS (résolution 0,5 m)
1	0	/	global
2	0	/	LiDAR
3	6	2, 5, 8, 9, 11, 12	global
4	6	2, 5, 8, 9, 11, 12	LiDAR
5	9	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 11	global
6	9	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 11	LiDAR
7	12	1 - 12	global
8	12	1 - 12	LiDAR

Tableau III.2 – Données utilisées pour chacun des tests.

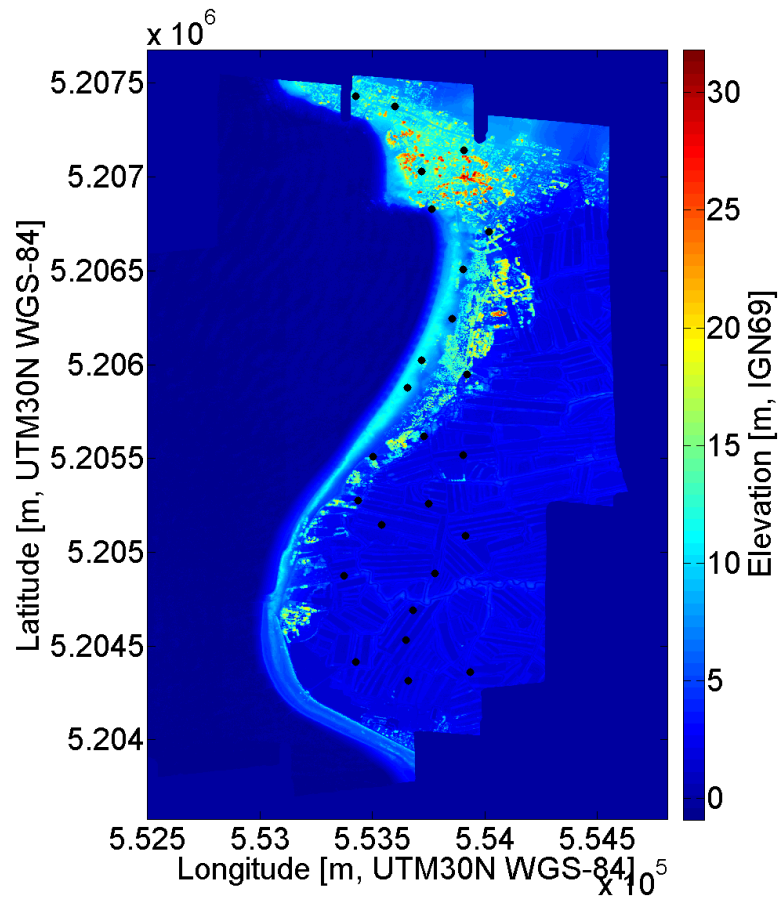


Figure III.6 – Répartition spatiale des points de référence saisi sur le MNT du site de Luzéronde.

1.3 Résultats

Les résultats du calcul des offsets de roulis, tangage et lacet sont présentés dans le Tableau III.3 ainsi que dans la Figure III.7. Le Tableau III.3 montre que les valeurs des offsets de roulis et de tangage varient peu en fonction du nombre de GCPs ajoutés, allant de $0,257^\circ$ à $0,285^\circ$ pour le roulis et $-0,223^\circ$ à $-0,215^\circ$ pour le tangage. Les plus grandes variations dues à l'intégration de points de contrôle sont rapportées sur le lacet du LiDAR, avec des valeurs avoisinant $0,96^\circ$ liées à l'ajout de six GCPs, $0,69^\circ$ pour l'ajout de neuf GCPs et $0,73\%$ avec 12 GCPs. Il faut noter de manière générale que les valeurs des offsets dans les 3 dimensions sont très proches et que leurs évolutions ne semblent pas linéairement corrélées au nombre de GCPs utilisés dans les tests. De plus, l'utilisation d'un MNS global ou plus détaillé n'impacte que faiblement ces valeurs.

Dérivée du géoréférencement donné par le calcul des offsets et de l'optimisation des angles d'attitudes du LiDAR, l'erreur résiduelle permet d'évaluer la qualité du géoréférencement de l'image hyperspectrale à 1 m de résolution de pixels. Le Tableau III.3 montre l'erreur résiduelle moyenne sur les 25 paires de points entre l'HSI et le MNS LiDAR ainsi que les erreurs minimales et maximales pour chaque test. Lorsque les valeurs de roulis,

Test n °	Offsets (°)			Erreur résiduelle (m)		
	Roulis	Tangage	Lacet	Moyenne	Minimum	Maximum
1	0	0	0	16,66	7,42	26,22
2	0	0	0	16,77	9,05	25,63
3	0,257	-0,223	0,962	1,44	0,47	3,21
4	0,257	-0,221	0,961	1,75	0,35	4,06
5	0,259	-0,220	0,704	2,63	0,49	5,99
6	0,260	-0,219	0,703	2,30	0,69	5,62
7	0,282	-0,222	0,732	1,98	0,50	4,22
8	0,283	-0,219	0,731	1,68	0,37	4,12

Tableau III.3 – Offsets des roulis, tangage et lacet et erreurs résiduelles moyenne, minimale et maximale en fonction du test réalisé.

tangage et lacet issues de la trajectographie sont utilisées sans être ré-estimées par les offsets, l'erreur résiduelle moyenne est très importante avec un minimum de 7,42 m et un maximum de 26,22 m associé au géoréférencement produit à l'aide d'un MNS global. Le résidu spatial moyen du géoréférencement sans intégration de GCPs et avec le MNS issu du LiDAR est d'en moyenne 16,77 m. L'ajout de six points de contrôle permet de réduire de manière importante l'erreur résiduelle moyenne, avec des valeurs de 1,44 et 1,75 m pour les tests 3 et 4. Ces premiers résultats montrent déjà l'impact de l'ajout de GCPs dans le géoréférencement final. De plus, la différence de MNS utilisé n'est marquée que par un décalage moyen de 0,3 pixel entre les deux images de ces deux tests. L'intégration de neuf GCPs dans le calcul des offsets a généré une image dont les erreurs résiduelles moyennes sont de 2,63 m et 2,30 m suivant le MNS utilisé. Sur les 25 points de référence, cette erreur atteint une valeur maximale de presque 6 m. Les deux derniers tests réalisés ont utilisé la totalité des GCPs, résultant en un décalage résiduel de l'image par rapport au MNS issu du LiDAR de 1,98 m et 1,68 m avec des erreurs minimales de 0,5 m et 0,37 m, respectivement. La Figure III.8 permet de mettre en valeur les décalages résiduels.

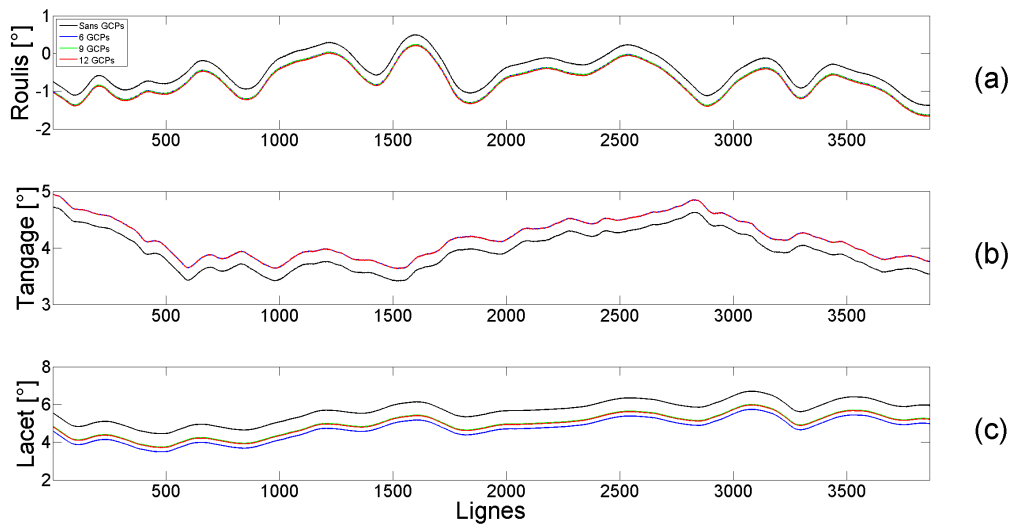


Figure III.7 – Roulis (a), tangage (b) et lacet (c) en fonction du numéro de ligne de l’image.

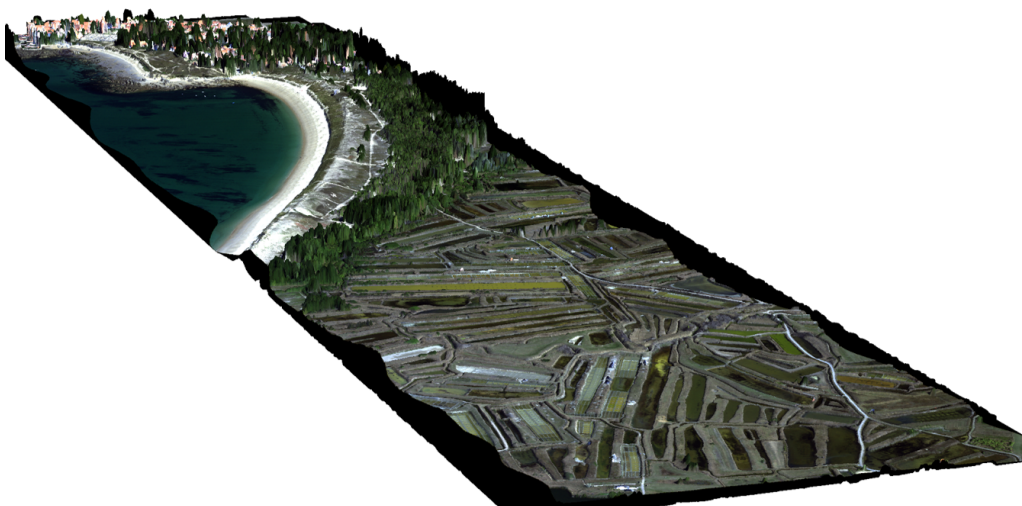


Figure III.8 – Drappage de l’HSI issu du test 3 en vraie couleur sur le MNS du site de la dune de Luzéronde. Ce type de visualisation permet d’avoir un aperçu qualitatif du géoréférencement.

1 .4 Discussion

Les résultats présentés dans le Tableau III.3 montrent que la qualité du géoréférencement d’images hyperspectrales repose principalement sur l’ajout de GCPs. En effet, relier un certain nombre de pixels de l’image à des valeurs précises de coordonnées spatiales données par un Modèle Numérique de Surface haute résolution permet de réduire, de manière générale, l’erreur résiduelle de localisation des pixels. Puisque la trajectographie associée à l’image ne provient pas d’une IMU mesurant directement la position de la caméra, l’ajout de GCPs permet de corriger cette trajectographie des effets induits par la distance entre la caméra et la dite IMU à bord

du vecteur. Cependant, l'utilisation d'un MNS haute résolution ou d'un MNS reflétant l'élévation globale de la zone dans la phase de création du fichier Input Geometry ne semble que peu influencer le géoréférencement final. Ceci peut être expliqué par les très faibles variations d'élévation du terrain en zone littorale compte tenu de l'altitude de vol.

Parmi les tests effectués utilisant des GCPs, on peut noter que l'ajout de six et douze GCPs produit des résultats plus satisfaisants qu'avec neuf GCPs. Le résultat attendu aurait été de voir l'erreur résiduelle diminuer avec l'augmentation du nombre de points saisis. Plusieurs points peuvent être mentionnés afin d'expliquer ces résultats. Comme expliqué par Schlöpfer and Richter (2002), le géoréférencement est optimisé par la saisie de GCPs de manière régulière dans la direction across-track. Les six GCPs utilisés pour les tests 3 et 4 sont répartis de manière à couvrir presque toute l'image. Cette répartition peut être optimale comparée aux autres tests où certains points sont voisins comme pour les tests 6 et 7 dont les points 1 et 2 ou 7 et 11 ont des numéros de lignes très proches. Cet ajout de points peut expliquer la détérioration des valeurs d'erreur résiduelle des tests 5 et 6 par rapport aux tests 3 et 4. Les trois points supplémentaires des tests 7 et 8 ont eux permis de compenser le décalage induit par les points saisis précédemment. La saisie et l'intégration de points de contrôle reste donc une étape délicate car elle est dépendante d'une appréciation visuelle de la position de ces GCPs, tout comme l'estimation de la qualité du géoréférencement de l'image hyperspectrale qui peut introduire un certain biais dû à la reconnaissance visuelle de repères. De plus, il n'existe aucune valeur optimale d'offsets des angles d'attitude du LiDAR, on ne dispose donc d'aucun jalon concernant la pertinence des GCPs utilisés. Il faut aussi noter que les tests n'ont été réalisés que sur une ligne de vol. La multiplication de l'étape de géoréférencement sur plusieurs lignes de vol peut montrer des résultats différents, notamment en lien avec les alternances de direction de vol influençant la trajectographie du LiDAR ou encore avec la subjectivité de la saisie de GCPs et de points de référence pour l'évaluation des erreurs résiduelles.

Cette première section des pré-traitements des images hyperspectrales a permis de présenter les principes de création de la géométrie d'une image acquise dans le cadre de cette étude. Des tests ont été réalisés afin d'évaluer la pertinence des différentes données en entrée. Ces données sont par exemple l'intégration de points de contrôle permettant la modification des angles d'attitude du LiDAR, indispensables pour l'affectation des coordonnées en longitude et latitude des pixels de l'image hyperspectrale, ou encore l'utilisation des MNS global ou haute résolution. La qualité du géoréférencement de cette image a été estimée par le calcul de l'erreur résiduelle par rapport à un MNS acquis simultanément à l'image. L'intégration de GCPs constitue l'étape primordiale dans la production d'une géométrie pertinente d'une image hyperspectrale tandis que l'utilisation de différents MNS ne semble pas affecter cette dernière lorsque les variations d'élévation du terrain restent relativement faibles. Le décalage résiduel minimal issu des tests étant inférieur à 2 m, ce résultat est considéré satisfaisant en comparaison avec des études précédentes telles que Jones et al. (2010).

La méthodologie suivie pourrait faire l'objet d'améliorations telles que le calcul plus précis du bras de levier entre la caméra hyperspectrale et l'Unité Inertielle mesurant la trajectoire du LiDAR avant l'acquisition

des données, ou encore la détermination et l'appariement automatiques de points de contrôle basés sur la reconnaissance et l'extraction d'objets (Kanaev et al., 2011). De la même manière, le contrôle de la qualité du géoréférencement pourrait employer ce type de techniques afin de détecter les surfaces à comparer. Un facteur important des traitements radiométriques apportés aux images, qui est la détermination de la résolution de pixels par défaut, a été ici calculé. Ce paramètre est utilisé lors des corrections atmosphériques décrites dans la section suivante. La méthodologie décrite ici a fait l'objet d'une publication dans la Revue Française de Photogrammétrie et Télédétection, n° 210 d'avril 2015 présentée en Annexe 1.

2 Pré-traitements radiométriques des images hyperspectrales

Dans la section précédente, les traitements géométriques apportés aux HSI acquises lors des campagnes aéroportées survolant le littoral régional en 2013 et 2015 ont été présentés. La seconde étape dans le pré-traitement des HSI correspond à des corrections radiométriques. Dans cette étude, ces corrections correspondent dans un premier temps à un calcul de la réflectance de surface des composants d'HSI se basant sur la luminance mesurée par les capteurs hyperspectraux embarqués ainsi que sur les paramètres d'acquisition des données lors des campagnes aéroportées. Il est nécessaire d'estimer cette réflectance de surface afin de pouvoir exploiter les mesures acquises lors des campagnes aéroportées pour la cartographie de la végétation dunaire côtière, ou encore pour comparer ces données à des données acquises sur le terrain. Dans un second temps, un filtrage spectral est effectué afin de minimiser le bruit de la mesure ainsi que le bruit intrinsèque au capteur hyperspectral. Nous décrirons dans une première section les différentes méthodes de corrections radiométriques existantes, puis nous présenterons la chaîne de traitements utilisée afin d'extraire les informations d'intérêt des données acquises. Une discussion se fera autour des résultats obtenus à l'issue de cette chaîne de traitements avant de conclure.

2.1 Principe et méthodes de corrections atmosphériques

2.1.1 Principe

Le rayonnement enregistré par les spectromètres embarqués sur des plateformes aériennes ou de type satellite est soumis à des effets d'absorption et de diffusion engendrés par les gaz atmosphériques et les aérosols, contenus dans la colonne d'atmosphère, dans le domaine spectral 400 - 2500 nm. Les bandes d'absorption majeures du rayonnement traversant l'atmosphère sont :

- 940, 1140, 1380 et 1880 nm pour la vapeur d'eau (H_2O) ;
- 760 nm pour l'oxygène (O_2) ;
- 2080 nm pour le dioxyde carbone (CO_2) ;

Parmi les autres gaz affectant le rayonnement, on compte également le monoxyde de carbone (CO), l'ozone (O_3), le protoxyde d'azote (N_2O), le dioxyde d'azote (NO_2) et le méthane (CH_4) (Fig. III.9).

L'utilisation d'une caméra HySpex VNIR embarquée sur un avion mesurant le rayonnement réfléchi par la

surface terrestre entre 400 et 1000 nm en environnement littoral induit une nécessité de s'affranchir de la contribution de la vapeur d'eau, de l'oxygène et des aérosols afin d'obtenir les réflectances de surface caractéristiques des composants des scènes observées. Afin d'estimer la réflectance de surface des composants des scènes par des spectromètres, il existe depuis les années 1980 plusieurs méthodes dites de corrections atmosphériques permettant de retirer les effets de l'atmosphère sur le rayonnement de la surface terrestre. Dans la section suivante, nous présenterons ces différentes méthodes, en se basant sur un travail de synthèse réalisé par Gao et al. (2009) et également mentionné par Kazemipour (2011).

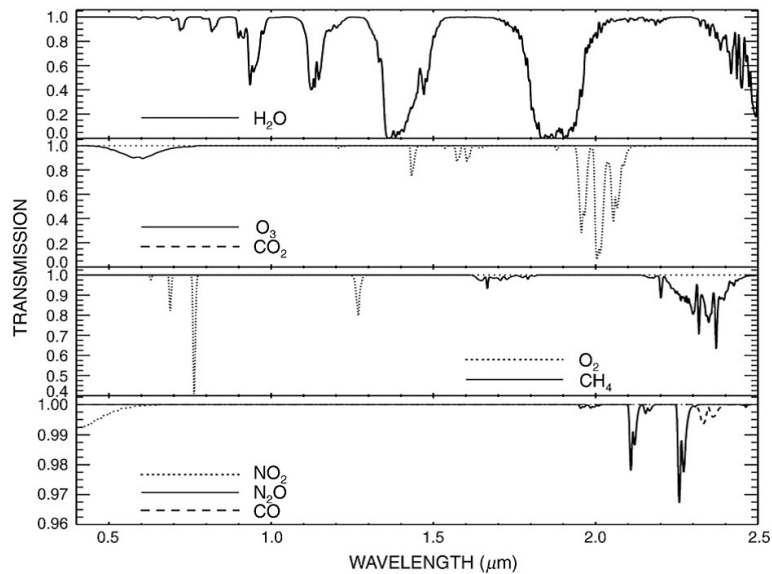


Figure III.9 – Spectres de transmittance simulés pour la vapeur d'eau, le dioxyde de carbone, l'ozone, le protoxyde d'azote, le monoxyde de carbone, le méthane, l'oxygène et dioxyde d'azote (d'après Gao et al. (2009)).

2 .1.2 Corrections atmosphériques et équations de transfert radiatif

Parmi les méthodes de corrections atmosphériques, il est possible de distinguer les méthodes empiriques des modèles de transfert radiatif plus avancés.

2 .1.2.1 Méthodes empiriques

Les méthodes empiriques de corrections atmosphériques se basent uniquement sur une analyse de la scène observée par le spectromètre afin d'extraire la réflectance de surface de chaque pixel de l'image :

- L'approche développée par Kruse (1988) nommée "Internal Average Reflectance" permet de calculer le spectre moyen d'une scène et de diviser le spectre de chaque pixel par ce spectre moyen afin d'estimer les valeurs de réflectance relative du pixel. La limite de cette méthode est qu'elle requiert une certaine homogénéité de la scène.
- La méthode dite de "Flat Field Correction" créée par Roberts et al. (1986), permet d'estimer les valeurs

de réflectance relative d'un pixel à l'aide du spectre d'une région de la scène observée dont les valeurs varient peu en fonction des longueurs d'onde. Cependant, cette méthode trouve ses limites dans le fait que les spectres utilisés et considérés comme spectralement neutres proviennent directement des images à corriger et ainsi peuvent également être soumis à des contributions atmosphériques, affectant directement le calcul de la réflectance de surface des composants des images.

- La procédure dite “Empirical Line” développée par Conel et al. (1987) permet de dériver la réflectance de surface d'une image en appliquant un gain et un offset obtenus par régression linéaire des spectres de l'image. Cette régression est effectuée à l'aide de spectres de cibles claires et sombres acquis sur le terrain ou extraits de l'image. Parmi les méthodes empiriques, cette méthode est celle qui permet d'obtenir les spectres de l'image les plus proches de ce qui peut être mesuré sur le terrain. Cependant, à l'instar de la Flat Field Correction, des contributions atmosphériques aux spectres en dehors de la zone utilisée pour l'Empirical Line peuvent être reportées sur les spectres de réflectance.

Le principal avantage présenté par les méthodes empiriques est la rapidité des traitements ainsi que la non-nécessité d'une calibration des capteurs. Ces procédures requièrent cependant une stabilité du capteur durant l'acquisition des données. De plus, ces méthodes reposent sur la calibration d'un nombre réduit de point de contrôle alors que les méthodes par transfert radiatif s'appuient sur une estimation de la vapeur d'eau en tout pixel de l'image.

2.1.2.2 Equations de transfert radiatif

Les limites des méthodes empiriques ont conduit à l'élaboration de techniques plus avancées basées sur des modèles de transfert radiatif, permettant de calculer la réflectance de surface d'une image en modélisant les effets des gaz atmosphériques et des particules sur le rayonnement mesuré par le spectromètre en tout pixel de l'image.

Gao et al. (2009) estiment qu'approximativement 50 % du domaine spectral, entre 400-2500 nm, est affecté par l'absorption de la vapeur d'eau et que par ailleurs la région spectrale 400-700 nm est affectée par la diffusion de Rayleigh, correspondant à la diffusion moléculaire. Cependant, la diffusion de Rayleigh ainsi que celle induite par les aérosols décroissent rapidement avec l'augmentation de la longueur d'onde.

Le calcul de la réflectance de surface des composants d'une scène se base sur la luminance mesurée par le spectromètre, intégrant les luminances reflétées par la surface terrestre et les contributions de l'atmosphère dans le rayonnement. Les luminances reflétées par la surface sont également appelées réflectances apparentes et sont définies comme suit :

$$\rho_{obs}^*(\lambda, \theta, \phi, \theta_0, \phi_0) = \frac{\pi \cdot L_{obs}(\lambda, \theta, \phi, \theta_0, \phi_0)}{\mu_0 \cdot F_0(\lambda)} \quad (\text{III.7})$$

avec λ la longueur d'onde, θ_0 l'angle de zenith solaire, ϕ_0 l'angle d'azimuth solaire, θ l'angle de zenith du capteur, ϕ l'angle d'azimuth du capteur, L_{obs} la luminance mesurée par le capteur, μ_0 le cosinus de l'angle du zenith solaire et F_0 le flux solaire au sommet de l'atmosphère quand le zénith solaire est égal à 0. La réflectance

apparente étant fonction de la réflectivité de l'atmosphère et de la surface terrestre, il est possible de l'écrire comme suit en supposant que la surface observée est lambertienne (c'est-à-dire qu'elle réfléchit le rayonnement dans toutes les directions) et que les effets d'adjacence entre les pixels de l'image soient négligés :

$$\rho_{obs}^*(\lambda, \theta, \phi, \theta_0, \phi_0) = \frac{\rho_{atm}^*(\lambda, \theta, \theta_0, \phi_0) + t_d(\lambda, \theta_0) \cdot t_u(\lambda, \theta_0) \cdot \rho(\lambda)}{1 - s(\lambda) \cdot \rho(\lambda)} \cdot T_g(\lambda, \theta, \theta_0) \quad (\text{III.8})$$

avec ρ_{atm}^* la réflectance de l'atmosphère, t_d et t_u les transmittances de diffusion au zénith et au nadir, s l'albédo sphérique de l'atmosphère, ρ la réflectance de surface et T_g la transmittance total due au gaz sur le trajet soleil-surface-capteur. Dans cette équation, on suppose que les effets de diffusion et d'absorption dus aux gaz atmosphériques sont indépendants alors qu'en réalité ces phénomènes sont simultanés. Finalement, la réflectance de surface peut être formulée comme suit :

$$\rho = \frac{\rho_{obs}^*/T_g - \rho_{atm}^*}{t_d \cdot t_u + s(\rho_{obs}^*/T_g - \rho_{atm}^*)} \quad (\text{III.9})$$

Au sein des modèles de transfert radiatif, les grandeurs T_g , ρ_{atm}^* , t_d , t_u et s sont simulées afin de dériver la réflectance de surface, en considérant que celle-ci est lambertienne. Les Equations III.7, III.8 et III.9 constituent la base de la modélisation du transfert radiatif.

2.1.2.3 Corrections atmosphériques basées sur la modélisation du transfert radiatif

Le premier algorithme de transfert radiatif appelé Atmosphere Removal (ATREM) a été élaboré en 1987 par Gao et al. (1993) avec une modélisation des effets de la diffusion causée par les molécules atmosphériques et les aérosols basée sur le code 5S (Simulate the Satellite Signal in the Solar Spectrum) développé par Tanré et al. (1986). ATREM a ensuite été mis à jour avec l'utilisation du code 6S (Vermonte et al., 1997) pour la modélisation des effets de diffusion. Par la suite, plusieurs algorithmes ont été développés tels que les codes ISDAS (Staenz et al., 1998), HATCH (Qu et al., 2003), FLAASH (Griffin and Burke, 2003) ou encore ACORN (Kruse, 2004). Une série de codes nommés ATCOR (Richter, 1990, 1996, 1998; Richter and Schläpfer, 2002) développés depuis le début des années 1990 jusqu'à aujourd'hui, permet de calculer la réflectance de surface sur des images acquises par un large panel de capteurs multi et hyperspectraux en se basant sur une librairie de données résultant de calculs de transfert radiatif réalisés par le code MODTRAN, version 4 et 5 plus récemment. Des modules de corrections topographiques ainsi que de filtrage des spectres de réflectance sont également disponibles dans ce logiciel.

2.2 Chaîne de traitements

La chaîne de traitements radiométriques établie dans cette thèse est constituée de traitements successifs appliqués aux HSI, des corrections atmosphériques réalisées sous le code ATCOR-4 à l'ajustement des images par rapport à un spectre acquis au sol. Puisque seules les données acquises dans la gamme spectrale du VNIR ont été utilisées dans cette thèse, seules les images issues du capteur mesurant la luminance dans cet intervalle spectral ont été traitées.

2.2.1 Paramètres du capteur et corrections atmosphériques

Les corrections atmosphériques des HSI VNIR acquises lors des campagnes aéroportées de 2013 et 2015 ont été réalisées suivant la même procédure sous le logiciel ATCOR-4. La principale contribution de ce code par rapport à FLAASH, ACORN ou HATCH est l'intégration d'une large librairie de données atmosphériques contenant les tables attributaires nécessaires aux calculs du transfert radiatif (Richter, 2003). Cette librairie contient des valeurs de densité de vapeur d'eau de 0,4, 1,0, 2,0 et 2,9 g.cm² pour des altitudes de vol allant de 1 à 20 km avec des types d'aérosols ruraux, urbains, maritimes ou désertiques. Cette estimation de la teneur en vapeur d'eau est nécessaire au retrait de cette dernière lors des corrections atmosphériques. Par ailleurs, ATCOR-4 offre également la possibilité de corriger des effets de BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function, correspondant à un groupe de fonction définissant les propriétés de réflexion de la lumière sur une surface opaque), à condition que la scène comporte suffisamment de surfaces différentes, ce qui n'est pas le cas des images traitées dans cette thèse.

2.2.1.1 Définition des caractéristiques du capteur et ré-échantillonnage de la librairie de données atmosphériques

Afin de générer un cube hyperspectral en réflectance, la définition des caractéristiques du capteur hyperspectral et le ré-échantillonnage de la librairie de données atmosphériques constituent une première étape indispensable. Le capteur est défini en fonction des paramètres suivants (Fig.III.10) :

- Type de capteur : *Standard, capteur affecté par le smile* ou *capteur thermique* ;
- Champ de vue (°) ;
- Nombre de pixel across-track ;
- Nombre de bandes ;
- Facteur d'échelle propre à chaque image et défini lors du vol ;
- Type de réponse du capteur ;

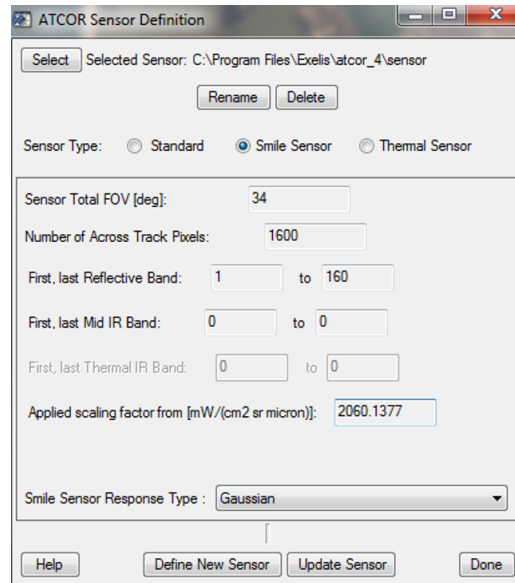


Figure III.10 – Panneau de définition des caractéristiques du capteur du logiciel ATCOR-4. Exemple pour une image issue du capteur HySpex VNIR-1600 (image de la campagne 2015 sur Luzérone).

La définition du capteur produit un répertoire dans lequel est stocké un fichier de calibration et où les fichiers en relation avec ce capteur seront sauvegardés. Lorsque les caractéristiques mentionnées ci-dessus sont enregistrées, les réponses spectrales des bandes du capteur peuvent être créées sur la base des valeurs des longueurs d’onde d’observation ainsi que sur celle de la largeur à mi-hauteur. Le type de réponse du capteur est également requis (ici la réponse est considérée gaussienne) (Fig. III.10). La librairie de données atmosphériques est ensuite ré-échantillonnée en fonction de l’altitude de vol du vecteur ainsi que du type de climat sélectionné par l’utilisateur afin de créer un fichier dit “atmosphérique”.

2.2.1.2 Corrections atmosphériques

Dans le but d’effectuer les corrections atmosphériques et de calculer la réflectance de surface pour chaque pixel des images suivant l’Equation III.9, un certain nombre de paramètres liés aux images ainsi qu’aux campagnes aéroportées doivent être renseignés dans l’interface graphique du logiciel (Fig. III.11). Pour chaque image, ces différents paramètres sont :

- Image en luminance ($W.m^{-2}.nm^{-1}.sr^{-1}$) en géométrie initiale à corriger (format *.bsq supporté par ATCOR-4);
- Facteur d’échelle;
- Angles d’azimut et de zenith solaire ($^{\circ}$) calculés suivant la date et l’heure d’acquisition des données et les coordonnées du centre de l’image;
- Altitude de vol du vecteur (km);
- Taille des pixels calculée lors du géoréférencement;

- Capteur défini précédemment ;
- Fichier de calibration du capteur ;
- Fichier atmosphérique ;
- Type d'aérosol ;
- Visibilité (km) ;

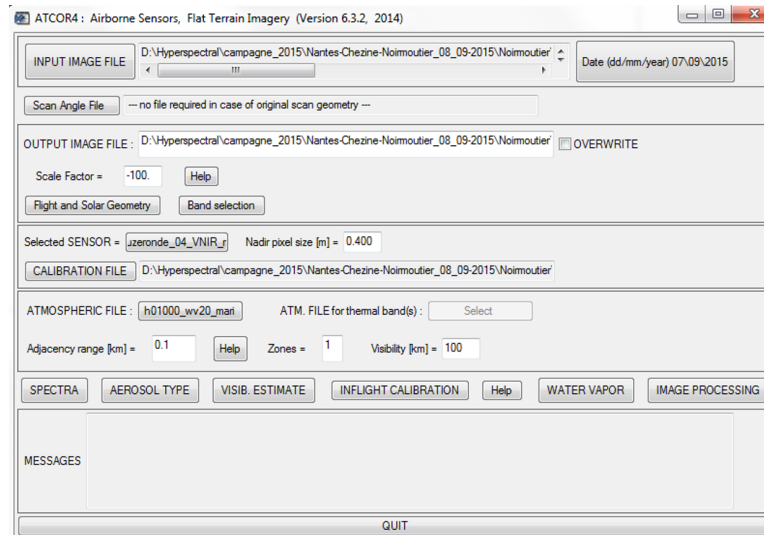


Figure III.11 – Panneau de corrections atmosphériques du logiciel ATCOR-4 (image de la campagne 2015 sur Luzéronde).

Ces différents paramètres étant enregistrés, les corrections atmosphériques peuvent être réalisées par retrait de la vapeur d'eau par régression de la région spectrale autour de la bande à 820 nm. Il a été choisi d'effectuer la régression uniquement autour de cette bande puisque la région spectrale autour de 940 nm soumise à l'absorption de la vapeur d'eau présente un rapport Signal/Bruit trop faible (Kazemipour, 2011; Kazemipour et al., 2012) (Fig. III.13). Par ailleurs, un facteur négatif ($\times -100$) a été appliqué lors des corrections permettant un calcul de réflectance négative dans le but de conserver la forme complète des spectres (Fig. III.13 (a)). Il faut préciser que ces valeurs négatives de réflectance, générées par le bruit des fractions de spectres nulles, n'existent pas dans la réalité. La positivité des spectres peut être rétablie a posteriori par l'application d'un offset de compensation sur l'image complète. Les paramètres du vol ainsi que de la position solaire sont renseignés dans "Flight and Solar Geometry" en fonction des heures d'acquisition. Ici, nous définissons une vapeur d'eau de 2 g.cm^{-2} correspondant à la valeur en été aux latitudes de climat tempéré (Schläpfer and Richter, 2014). Cependant, dans le cas où le capteur à des bandes spectrales dans les régions de la vapeur d'eau, le logiciel peut directement estimer cette vapeur d'eau et la valeur donnée dans le panneau de corrections atmosphériques (Fig. III.11) est remplacée pour chacun des pixels de l'image (Fig. III.12). Le fichier généré en sortie des corrections atmosphériques est un cube hyperspectral avec dans la 3ème dimension les valeurs de réflectance de surface des pixels dont des exemples sont donnés dans la Figure III.13. La Figure III.14 résume les tâches nécessaires

aux corrections atmosphériques effectuées au sein du logiciel ATCOR-4. Lorsque cette étape est réalisée, les images sont immédiatement géoréférencées suivant la méthode décrite dans la Section 1 .

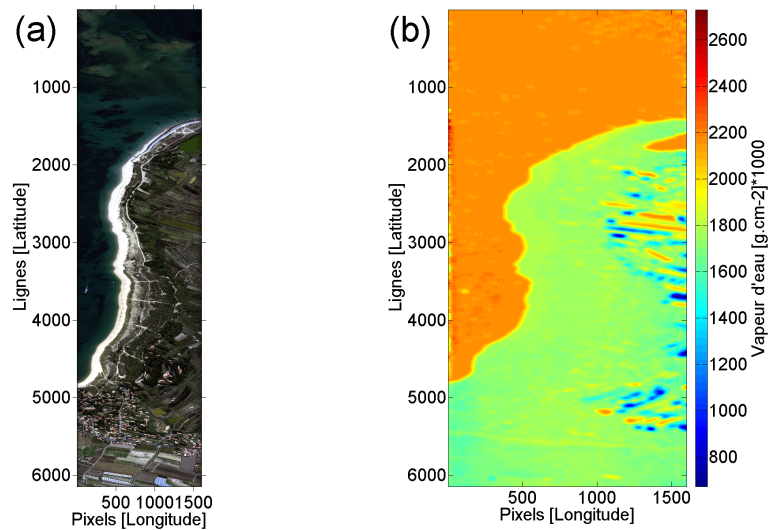


Figure III.12 – Affichage en vraie couleur et en géométrie initiale (a) et estimation de la vapeur d’eau par le logiciel ATCOR-4 (b) d’une image hyperspectrale sur le site de Luzérone acquises lors de la campagne de 2015.

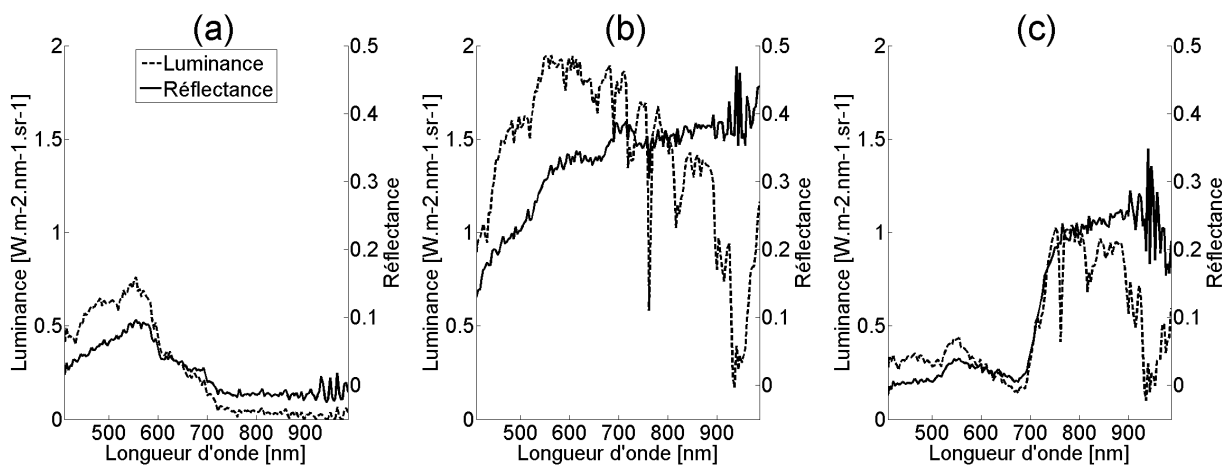


Figure III.13 – Spectres de luminance et de réflectance pour différents pixels : Eau (a), sable blanc (b) et pin maritime (c). L’absorption causée par l’oxygène est remarquable par le pic négatif dans la région de la bande spectrale correspondant à la longueur d’onde $\lambda = 760$ nm (flèches rouges) tandis que les multiples effets de la vapeur d’eau dans le domaine VNIR sont identifiables dans les régions spectrales des bandes $\lambda = 820$ nm et $\lambda = 940$ nm (flèches bleues).

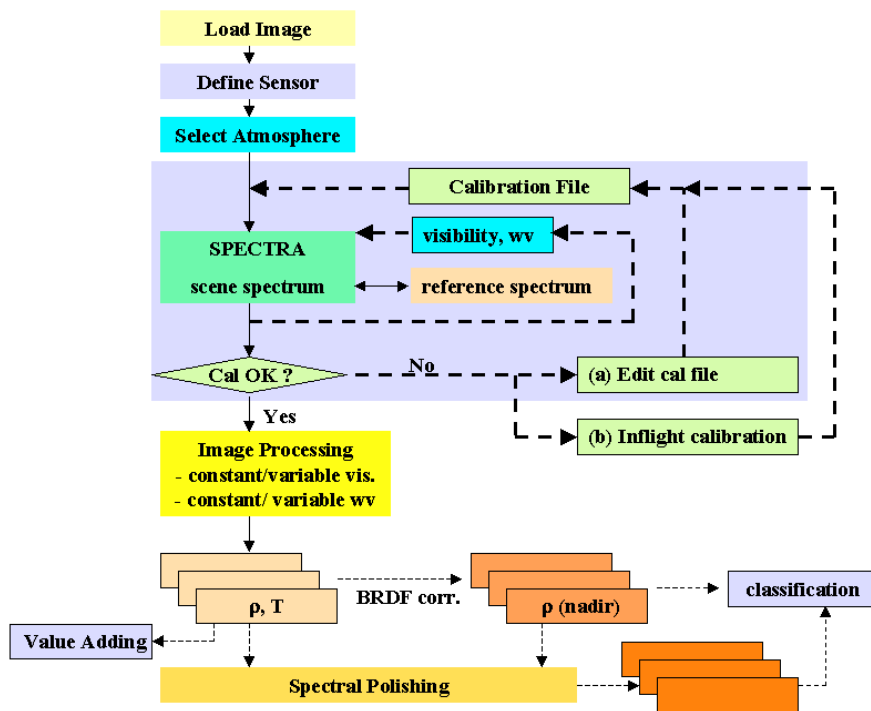


Figure III.14 – Diagramme du fonctionnement général du logiciel ATCOR-4 (d’après Richter (2003)).

2.2.2 Traitement des spectres de réflectance

Après l’étape de corrections atmosphériques, la Figure III.13 montre qu’un lissage spectral est nécessaire afin de rendre utilisables les spectres en réflectance, pour, par exemple, une comparaison détaillée avec des données acquises sur le terrain. De ce fait, une chaîne de traitements a été développée afin de minimiser le bruit spectral issu de la mesure ainsi que celui propre au capteur par différentes méthodes.

2.2.2.1 Correction de l’effet de smile sur la bande d’absorption de l’oxygène

L’observation des spectres de réflectance de surface montrent un défaut caractérisé par une sous-estimation ou un sur-estimation des valeurs de réflectance dans la région spectrale de la longueur d’onde $\lambda = 760$ nm (Fig. III.15). Ces offsets sont dus à une mauvaise estimation de la compensation de l’absorption du signal par l’oxygène. Celle-ci est causée par un décalage entre les longueurs d’onde des bandes spectrales en fonction de la position across-track du pixel sur la barrette du capteur couramment appelé “smile” (Richter et al., 2011). Cet effet est typique des capteurs push-broom et correspond à une des caractéristiques intrinsèques du capteur HySpex VNIR-1600.

Cet artefact peut être visualisé par illustré par une variation de teinte de l’image dans la direction across-track en positionnant les canaux Rouge, Vert et Bleu respectivement sur les bandes #97, #98 et #99 du capteur VNIR. Les corrections de smile proposée dans ATCOR-4 ne permettant pas de s’affranchir de défauts aussi étroits, il a été décidé d’utiliser une interpolation linéaire calculée entre les bandes #95 ($\lambda = 751,09$ nm) et #99

($\lambda = 765,60$ nm). Un exemple de spectre interpolé est donné dans la Figure III.15 et la correction sur l'intégralité de l'image est présentée sur la Figure III.16 (b). Le retrait de cet artefact est nécessaire car il introduit un bruit conséquent dans l'analyse par Minimum Noise Fraction présentée dans les traitements suivants.

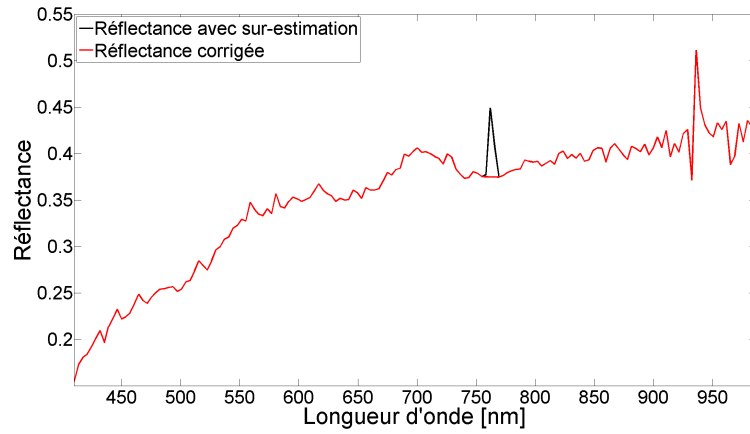


Figure III.15 – Spectres de sable avant et après correction de la sur-compensation de l'absorption du signal par l'oxygène autour de la bande $\lambda = 760$ nm.

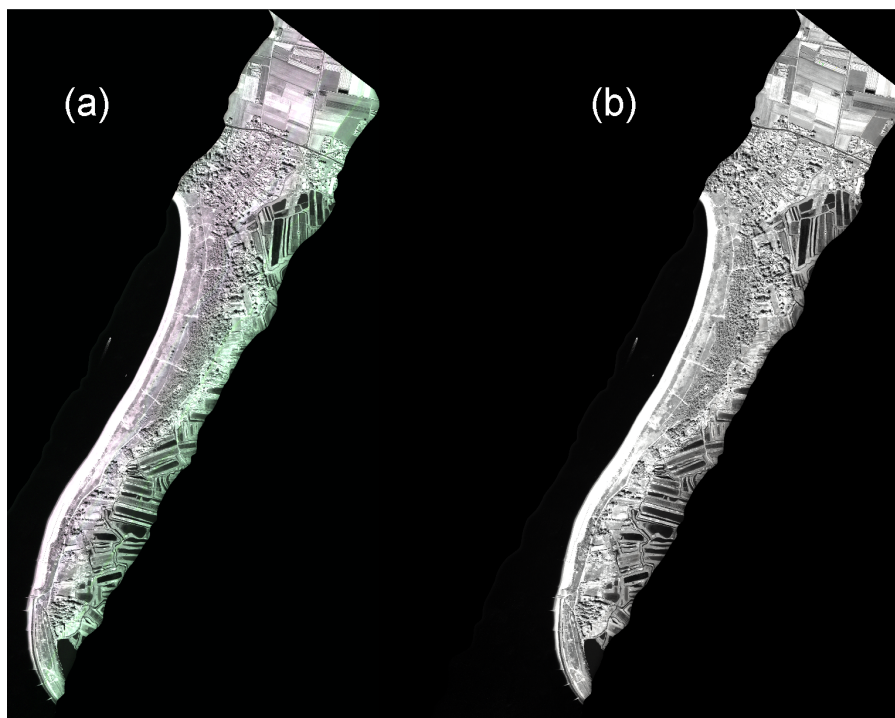


Figure III.16 – Image hyperspectrale de la caméra HySpex VNIR-1600 acquise sur le site de la dune de Luzéronde. Illustration de l'effet de smile sur l'image (a) et image après correction du smile (b) avec R : 758,35 nm, V : 761,97 nm et B : 765,60 nm.

2.2.2.2 Retrait du bruit spectral

Après la correction de l'effet de smile sur les données hyperspectrales, il a été choisi d'utiliser une moyenne glissante. Cette moyenne glissante est calculée sur le spectre de réflectance pour une bande spectrale donnée tel que :

$$\rho_{ma}(i) = \frac{\rho(i-1) + \rho(i) + \rho(i+1)}{3} \quad (\text{III.10})$$

avec $\rho_{ma}(i)$ et $\rho(i)$ respectivement la réflectance calculée par la moyenne glissante et la réflectance à la bande spectrale i . Elle est utilisée pour s'affranchir du bruit à hautes fréquences de la mesure. Cette fonction, permettant de ne conserver que les valeurs significatives du signal, a été conçu à l'aide du logiciel ATCOR-4 en se basant sur les réponses des bandes spectrales. Celles-ci ont été créées lors de la définition des paramètres du capteur dans la section 2.2.1. Deux exemples de spectres lissés sont présentés dans la Figure III.18. Cependant, un bruit résiduel est observé sur les spectres de réflectance. Il est préférable de s'affranchir des bandes spectrales contenant des rapports Signal/Bruit faibles.

Green et al. (1988) ont développé une méthode appelée Minimum Noise Fraction, implémentée dans le logiciel ENVI, permettant d'ordonner les bandes d'une image par ordre décroissant de rapport Signal/Bruit en estimant les composantes principales de la matrice de covariance du bruit, afin d'obtenir une information sur ce dernier sans corrélation entre bandes. Cette méthode permet ainsi d'isoler les bandes trop bruitées en choisissant d'en conserver un certain nombre en se basant sur la décroissance du nombre de valeurs propres avec l'augmentation de la longueur d'onde. Il faut cependant noter que cette procédure considère que le bruit est réparti aléatoirement sur l'image et qu'elle force une perte de l'unicité de l'information contenue dans un pixel (Kazempour et al., 2011). Dans le cas d'acquisition d'HSI en environnement côtier, cette méthode peut être utilisée pour retirer le bruit résiduel puisque les composants des scènes observées sont souvent agencés en zones d'emprise spatiale de l'ordre du mètre à la dizaine de mètres. Pour les données acquises en 2013 et 2015, le rapport entre nombre total de valeurs propres sur les n bandes retenues pour la rotation inverse de la MNF et le nombre total de valeurs propres de l'image a permis de montrer que plus de 80 % de l'information contenue dans les images est conservée.

2.2.2.3 Ajustement des spectres de réflectance

La modélisation des effets des gaz atmosphériques et des aérosols sur le signal ne représente pas les données acquises par le capteur aéroporté de manière identique à celles recueillies sur le terrain. De ce fait, un ajustement des spectres des images par rapport à un spectre de référence doit être effectué afin de finaliser les pré-traitements radiométriques en retirant le bruit résiduel inhérent au capteur. Propre au capteur ce bruit uniforme et omniprésent peut être estimé à partir d'un seul point de contrôle sur une surface claire et homogène de l'image. Cet ajustement est réalisé à l'aide de spectres acquis sur le terrain sur des cibles claires (partie II.3.1.2) lors de la campagne aéroportée ou les jours suivants, avec des conditions météorologiques très similaires.

Le spectre d'ajustement $spectre_r$ correspond à la moyenne de spectres de réflectance acquis sur la cible claire. Cette cible correspond au sable de haut de plage, une des surfaces de plus fortes valeurs de réflectance sur le littoral. L'ajustement des images se fait en localisant la cible claire sur l'image et en définissant une région d'intérêt lui correspondant. Au sein de cette région, l'information spectrale est moyennée pour obtenir un spectre noté $spectre_i$ qui permettra l'ajustement final de l'image tel que :

$$image_{aj} = \frac{image \times spectre_r}{spectre_i} \quad (III.11)$$

avec $image_{aj}$ l'image ajustée aux mesures de terrain, $image$ l'image en sortie de la Minimum Noise Fraction, $spectre_r$ le spectre de référence acquis au sol et $spectre_i$ le spectre extrait de la région d'intérêt sur l'image. Après cette étape, les données sont radiométriquement prêtes au post-traitement. Deux exemples de spectres entièrement corrigés sont donnés dans la Figure III.18. Cet ajustement permet également d'ajuster l'intensité des réflectances qui peut varier en fonction des temps d'intégration choisis au moment de l'acquisition de l'image. Un temps d'intégration plus long augmente cette intensité et un temps plus court la diminue. Il est à noter que ceci n'a aucun effet sur le niveau du noir ou l'offset et que l'emploi d'une procédure de type Empirical Line à ce niveau détruirait toute la qualité de la correction atmosphérique en réintroduisant un bruit de fond ponctuel et en le propageant à toute l'image.

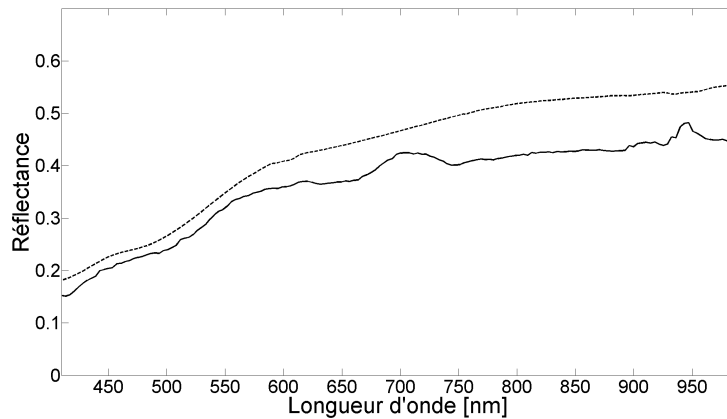


Figure III.17 – $spectre_i$ extrait de l'image et $spectre_r$ acquis sur le terrain.

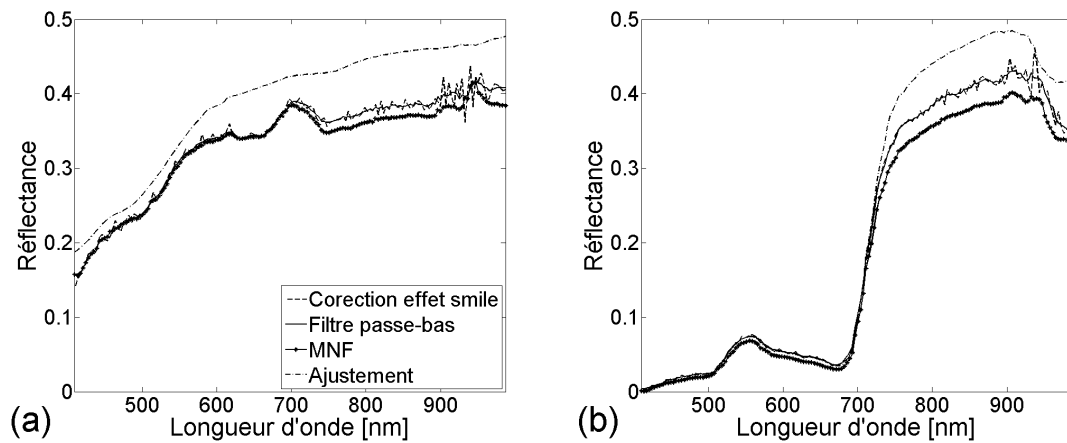


Figure III.18 – Spectres de sable (a) et de pin maritime (b) à différentes étapes de la chaîne de traitements.

2.2.2.4 Mosaïque d'images hyperspectrales

Lorsque chacune des images sélectionnées pour un cas d'étude est traitée suivant la procédure décrite dans cette section, on peut créer une mosaïque finale. Celle-ci se fait par superposition successive des images. Sachant que l'objet d'intérêt dans cette thèse est la dune côtière et sa végétation, aucune priorité n'est donnée dans le sens de superposition des images (Fig. III.19). En fonction des conditions d'illumination lors des acquisitions, l'intensité des couleurs des HSI peut paraître plus ou moins contrastée entre deux lignes de vol successives. Afin de palier à ce phénomène, il est possible d'inter-étalonner les images. Pour se faire, nous avons développé une méthode adaptée à l'observation de la dune côtière : une région d'intérêt commune est dessinée sur une portion de la surface dunaire apparaissant sur deux images successives. Les moyennes des valeurs de réflectance des pixels dans cette région sont calculées pour chacune des images puis un rapport est calculé entre ces deux spectres moyens. En considérant le spectre moyen de la i ème image comme la référence, le rapport est appliqué à l'image $i + 1$. Cette nouvelle image étalonnée sert ensuite de référence au couple d'images suivant. Dans cette thèse, cette procédure n'a été réalisée que pour les données hyperspectrales de la campagne de 2013.

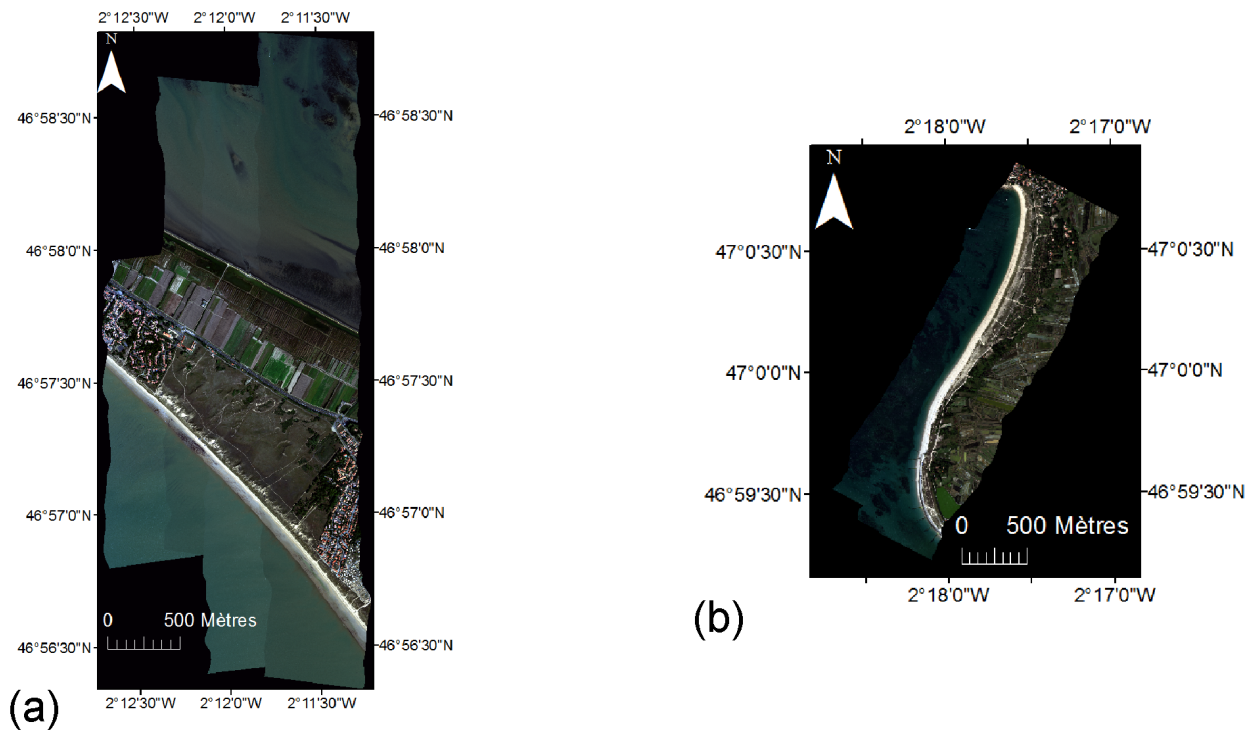


Figure III.19 – Mosaique d’images hyperspectrales en vraie couleur sur les sites de la Tresson en 2013 (a) et de Luzéronde en 2015 (b) avec R : 638,64 nm, V : 551,58 nm et B : 460,90 nm).

2.3 Discussion

Les traitements radiométriques présentés dans cette section permettent d’estimer la réflectance de surface des données et de limiter le bruit associé. En vue des applications liées aux acquisitions de données réalisées dans le cadre de cette thèse, l’étape de corrections atmosphériques est jugée nécessaire afin d’estimer les propriétés des surfaces observées en s’affranchissant des contributions atmosphériques dans le signal. Le second traitement appliqué pour le retrait de la sur-compensation de l’oxygène, dû au décalage des bandes spectrales en fonction de la position des pixels sur la barrette, permet de limiter la prise en compte de ce défaut dans de futurs traitements.

L’utilisation d’une moyenne glissante et de la Minimum Noise Fraction dans le but de retirer le bruit spectral restent des choix qui sont fonction du degré de lissage que l’on veut atteindre ainsi que de la perte de données estimée acceptable. Dans notre étude, les données sont traitées en partie dans le but de les comparer à des données acquises sur le terrain. De ce fait, nous estimons que la réduction du bruit spectral est une étape essentielle afin de limiter les erreurs lors de comparaison avec les données terrain.

L’étape finale d’ajustement des spectres des images à un spectre de référence pris sur le terrain permet de finaliser le traitement des données en retirant le bruit résiduel des différentes corrections réalisées et en rendant les données acquises lors des campagnes aéroportées comparables à des données de terrain.

La présentation des différentes méthodes de corrections atmosphériques et des traitements apportés aux HSI permet de décrire les natures des procédures utilisées et leurs effets sur la donnée hyperspectrale dans le cadre de ce travail de thèse. En fonction de l'objectif final de l'étude, les différentes étapes présentées peuvent être substituées à d'autres méthodes ou même omises. Les HSI en sortie de cette chaîne de traitement constituent les données en entrée des applications thématiques.

3 Voxelisation des données LiDAR full-waveform

Le couplage entre images hyperspectrales et données LiDAR FWF est une question délicate étant donné les différences fondamentales dans les principes d'acquisition de ces deux types de données. En effet, l'acquisition des données hyperspectrales se faisant par le mouvement de la barrette de pixels de la caméra, les images obtenues forment des cubes régulièrement agencés, où les dimensions x et y sont les coordonnées spatiales (pixels et lignes) et z correspond à la grandeur physique mesurée par la caméra. Les données LiDAR FWF, quand à elles, correspondent à des enregistrements des variations d'intensité d'une émission (réflexion) laser oscillant perpendiculairement à la direction de vol du vecteur à l'aide d'un miroir rotatif. De ce fait, leur distribution est spatialement hétérogène et il est donc nécessaire de les combiner sur une grille régulière pour de futurs traitements conjoints avec l'imagerie hyperspectrale. De précédentes études ont abordé cette thématique, du point de vue de la visualisation des données (Miltiadou et al., 2015) à leur fusion pour l'extraction d'informations (Persson et al., 2005; Buddenbaum et al., 2013; Wang and Glennie, 2015). Le point commun de ces différents travaux est l'application d'un traitement supplémentaire aux données LiDAR FWF permettant de transformer ces données mesurées irrégulièrement en données directement comparables aux HSI. Ce traitement appelé "voxelisation" est une méthode permettant de synthétiser des waveforms dans une vue au nadir en combinant les waveforms enregistrées avec différents angles de tir intersectant un volume commun (Figure III.20). Ce traitement permet ainsi d'obtenir un format de données LiDAR FWF directement comparable à celui des images hyperspectrales.

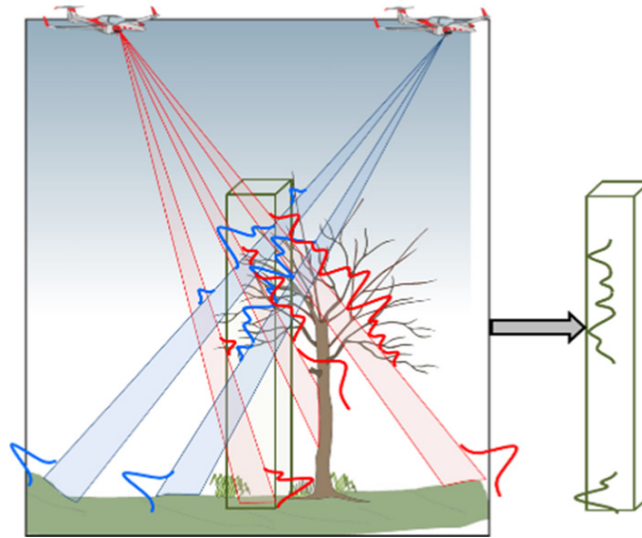


Figure III.20 – Principe de la voxelisation de données LiDAR full-waveform (d’après Wang and Glennie (2015)).

Dans cette partie, nous présenterons dans une première section l’approche de la voxelisation comprenant le géoréférencement des échantillons de waveforms ainsi que la création de cube LiDAR FWF. Une phase de contrôle de la qualité des waveforms synthétisées sera également décrite avant une application en environnement côtier sur des données acquises en 2015. Les résultats seront présentés dans une seconde section avant de les discuter et de conclure cette partie.

3.1 L’approche de voxelisation

Dans cette étude, nous avons décidé de séparer le processus de voxelisation en deux étapes : une première étape de géoréférencement des échantillons de waveforms suivie d’une étape d’allocation des échantillons à des volumes prédéfinis. Cette approche a été appliquée à des échantillons tests de waveforms. Il a également été choisi d’ajouter une phase de contrôle de la qualité de la voxelisation des données en se basant sur des waveforms de référence sélectionnées.

3.1.1 Géoréférencement des échantillons de waveforms

Etant donné la distribution hétérogène des points LiDAR et de leurs waveforms associées sur la surface, la comparaison avec l’imagerie hyperspectrale requiert une fusion des ces waveforms sur une grille régulièrement espacée pour une comparaison avec les données hyperspectrales. Cette étape de voxelisation redistribue les données FWF sur la troisième dimension d’une grille 3D dont les coordonnées planaires (x,y) correspondent à celle de l’IHS. Il est donc nécessaire, dans un premier temps, de géoréférencer tous les échantillons de toutes les waveforms contenues dans une ligne de vol.

Une waveform LiDAR représente l’enregistrement de l’énergie rétro-diffusée du laser suite à un tir. L’enregistrement de cette énergie, lorsque discrétisé, peut être assimilé à des points spatialement localisés et associés à

des paramètres contenus dans les fichiers de type las version 1.3 et qui permettent de géoréférencer l'échantillon initial de la waveform selon l'équation suivante :

$$\begin{pmatrix} X_s \\ Y_s \\ Z_s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_d \\ Y_d \\ Z_d \end{pmatrix} + Rp \cdot \begin{pmatrix} X_t \\ Y_t \\ Z_t \end{pmatrix} \quad (\text{III.12})$$

avec (X_s, Y_s, Z_s) les coordonnées spatiales du point de départ de la waveform, (X_d, Y_d, Z_d) les coordonnées spatiales de l'écho discrétisé, (X_t, Y_t, Z_t) le vecteur de tir associé à la waveform et Rp le point de retour correspondant au temps écoulé entre le début de l'enregistrement de la waveform et le croisement du laser avec la surface correspondant à l'écho discrétisé. Lorsque le point de départ de la waveform est localisé dans l'espace, l'Equation III.12 permet de géoréférencer l'intégralité de la waveform :

$$\begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_s \\ Y_s \\ Z_s \end{pmatrix} - S_i \cdot \begin{pmatrix} X_t \\ Y_t \\ Z_t \end{pmatrix} \quad (\text{III.13})$$

où (X_i, Y_i, Z_i) sont les coordonnées spatiales d'un échantillon de la waveform à l'indice de l'échantillon S_i , sachant que l'indice de départ de la waveform est égal à 0. Il convient de mentionner que cette étape de la voxelisation a été réalisée à l'aide du logiciel de traitements de données Matlab, favorisant le calcul matriciel. Les Equations III.12 et III.13 sont ensuite appliquées à cette matrice. Lorsque tous les échantillons de toutes les waveforms d'une ligne de vol sont géoréférencés, l'on peut produire un nuage de points 3D dont les intensités des points correspondront aux intensités des échantillons des waveforms.

3.1.2 Génération du cube LiDAR FWF

En raison du mouvement du vecteur et des variations de son attitude (roulis, tangage et lacet), aucune donnée FWF n'a d'orientation au nadir et de ce fait, la comparaison avec l'imagerie hyperspectrale ne peut se faire directement. Pour générer les dites waveforms orientées au nadir, il est nécessaire de définir une grille 3D dont les coordonnées planaires correspondent à celles de l'image hyperspectrale et donc avec une résolution spatiale identique. Dans notre étude, le pas d'échantillonnage de la dimension z est cependant fixé à 0,15 m, correspondant à la distance parcourue par le laser en 1 ns lors d'un trajet aller-retour. La grille 3D est donc définie comme un ensemble de nœuds régulièrement espacés correspondant aux centroïdes de volumes appelés "voxels" et de taille $m \times n \times 0,15$ m avec m et n respectivement le nombre de pixels et de lignes de la grille plane. Le principe même de la voxelisation réside dans l'affectation des échantillons des waveforms à un voxel. Ici, il a été choisi de procéder par une recherche d'indices d'échantillons basés sur les coordonnées de ces derniers. En effet, tous les échantillons dont les coordonnées en trois dimensions résident entre celles des huit coins d'un voxel sont affectés au dit voxel (Fig. III.21).

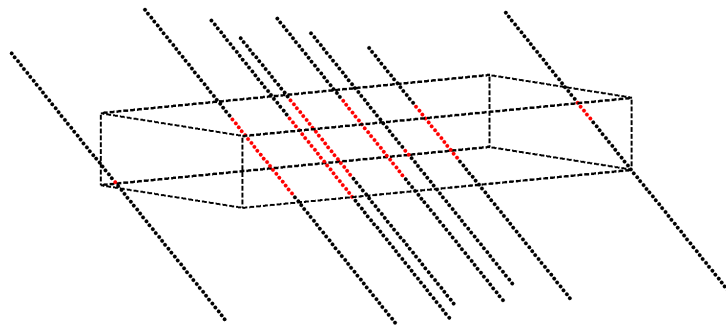


Figure III.21 – Principe d'affectation des échantillons de waveforms dans un voxel. En rouge figurent les échantillons qui sont dans le voxel et en noir ceux qui sont en dehors, pour toutes les waveforms géoréférencées intersectant le voxel. Le voxel présenté ici à une surface de 1 m^2 pour une élévation de 3 m ($z = [5,8] \text{ m}$ IGN-69).

Lorsque tous les échantillons intersectant un voxel lui sont affectés, la valeur d'intensité du nœud de la grille est calculée. Wang et al. (2013) ont testé plusieurs des méthodes de fusion avancée telles que le calcul de la distance inverse au centroïde et ont finalement adopté la valeur maximale des intensités pour représenter l'intensité synthétisée. Dans notre étude, nous avons testé la valeur maximale et la moyenne arithmétique (Fig. III.22) et le résultat le plus pertinent a été conservé. Ainsi, lorsque les intensités sont calculées sur une colonne de voxel, on obtient une waveform voxelisée au nadir. Lorsqu'aucun échantillon n'est intégré à un voxel, la valeur de l'intensité de ce dernier est fixée à 0. La Fig. III.22 (b) montre deux exemples de fusion des échantillons de waveforms au sein de deux colonnes de voxels localisé sur un arbre (Fig. III.22 (a) et (b)) et sur une surface sableuse (Fig. III.22 (c) et (d)). Sur l'arbre, la détection de plusieurs échos correspond aux différents niveaux de l'arbre : entre 18 et 14 m d'élévation, les deux retours superposés de fortes intensités représentent le toit de l'arbre, entre 14 et 5 m on voit différentes surfaces intermédiaires de faibles intensités correspondant aux branches et autour de 3 m on distingue le retour de forte intensité correspondant au sol. Cette multiplicité des échos répartis sur l'élévation le long d'une waveform est caractéristique des arbres. Le retour présenté sur les graphiques de la surface sableuse correspond à un unique écho synthétisé aux flancs abruptes et de forte intensité correspondant à un fort albédo. Afin d'estimer la qualité de la production de ces waveforms, une étape de contrôle qualité a été ajoutée au processus de voxelisation.

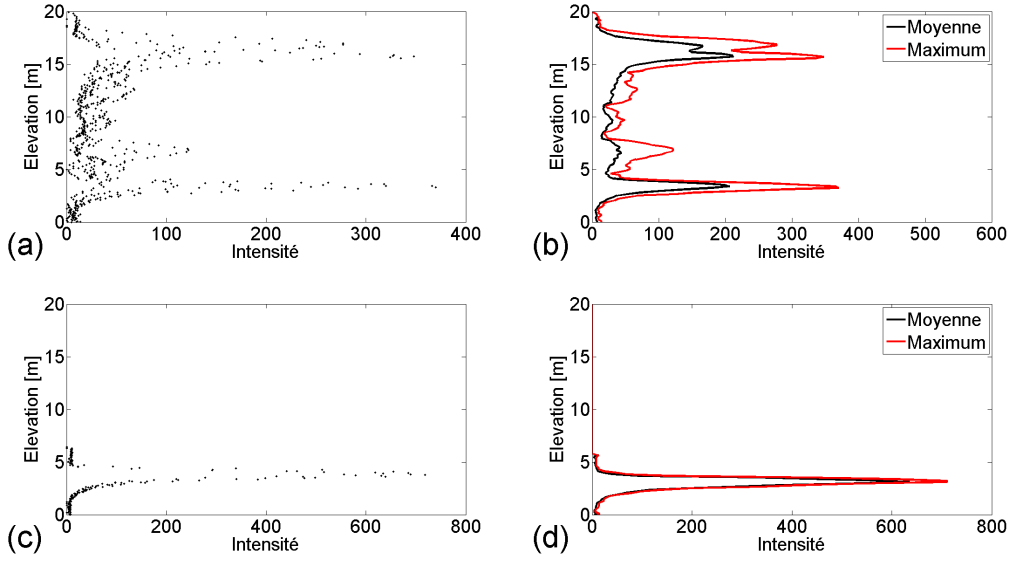


Figure III.22 – Echantillons de waveforms contenus dans une colonne de voxels (a et b) et waveforms synthétisées par le maximum et la moyenne arithmétique (c et d). (a) et (b) représentent le signal acquis sur un arbre tandis que (c) et (d) représentent une réponse de surface sableuse.

3.1.3 Contrôle qualité des waveforms synthétisées

Le contrôle qualité des waveforms permet de comparer les waveforms synthétisées (voxélisées) à des waveforms de référence censées représenter au mieux la géométrie des structures éclairées par le laser. Sachant que l'attitude du vecteur en vol ne permet pas d'acquérir des informations strictement orientées au nadir, les waveforms de référence sont désignées comme celles les plus proches de la verticale. Un comparatif entre angle de tir du laser et distance planimétrique entre le premier et le dernier échantillon de chaque waveform a été conduit. Sachant que ces waveforms peuvent être multiples pour un voxel, la waveform de référence est sélectionnée comme étant celle dont les coordonnées (x,y) sont les plus proches de celles du centre de la colonne de voxel. Cette waveform est ensuite ré-échantillonnée avec un pas identique à celui de la dimension z du cube, ici 0,15 m. Pour chaque couple (waveform synthétisée, waveform de référence), le carré de la différence entre la position et l'amplitude de l'écho maximum ainsi que l'écart-type de la distribution des valeurs d'intensité est calculé afin d'estimer la cohérence des waveforms synthétisées. Elle est calculée par l'équation suivante (Wang et al., 2013) :

$$c = \left(1 - \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\text{descripteur}_i^{wr} - \text{descripteur}_i^{wv})^2}{\sum_{i=1}^n (\text{descripteur}_i^{wr})^2}} \right) \times 100 \quad (\text{III.14})$$

avec c la cohérence (%) des descripteurs mentionnés ci-dessus, $\text{descripteur}_i^{wr}$ la valeur du descripteur de la waveform de référence, $\text{descripteur}_i^{wv}$ la valeur du descripteur de la waveform voxelisée à la i ème waveform et n le nombre de waveforms testées. Ces descripteurs ont été choisis pour leur capacité à localiser les principales

surfaces de réflexion du laser ainsi que pour leur description de la complexité de la distribution des valeurs sur les waveforms. De plus, le nombre d'échos dont l'intensité est supérieure à 30 (sans unité, avec des intensités sur le sable de plage blanc pouvant atteindre 800) a été extrait sur les waveforms de référence ainsi que sur celles issue de la voxelisation afin d'avoir un aperçu du niveau de détail que peut potentiellement fournir le processus de voxelisation. La méthode de voxelisation décrite précédemment a été testée sur des données "réelles" acquises lors de la campagne conjointe hyperspectral / LiDAR full-waveform sur les sites dunaires côtiers de la Tresson et de Luzéronde le 30 septembre 2015 suivant des modalités décrites dans la partie 4.2. Il a été choisi de définir une résolution de pixels limite de 1 m, assurant que pour chaque voxel, une waveform continue soit générée (Fig. II.14). Les données testées sont réparties sur cinq transects (ou lignes de vol), trois sur le site de Luzéronde et deux sur le site de la Tresson. Pour des raisons d'optimisation du temps de calcul, les transects LiDAR utilisés ont été préalablement segmentés en fonction de l'emprise de la grille 2D de la mosaïque d'images hyperspectrales générée pour l'étude des sites dunaires littoraux.

3.2 Résultats

Un total de 9 827 108 waveforms ont été utilisées afin de générer ces cinq cubes LiDAR FWF contenant un ensemble de 2 216 311 waveforms synthétisées. En termes de temps de calcul, en moyenne 37 mn ont été nécessaires afin de géoréférencer les waveforms et de produire chacun des cubes LiDAR. Sur le site de Luzéronde, chacun des cubes a été créé en se basant sur une grille de 945×2051 pixels (pixels \times lignes) de $1 \text{ m} \times 1 \text{ m}$ contenant chacun 268 valeurs d'élévation espacées de 0,15 m entre -5 m et +35,05 m d'altitude IGN-69. Les données issues des transects du site de la Tresson ont été réparties sur une grille de 1298×1459 pixels avec une résolution horizontale et verticale identique à la grille du site de Luzéronde. Pour chaque transect, un couple de cubes LiDAR a été généré, l'un contenant des waveforms synthétisées par le calcul de la moyenne des intensités des échantillons d'un voxel, l'autre en extrayant la valeur maximale des intensités.

Afin d'évaluer la cohérence des waveforms synthétisées en fonction des méthodes de fusion utilisées, il est nécessaire d'extraire des waveforms de référence. La Figure III.23 présente le calcul de la distance euclidienne moyenne entre premiers et derniers échantillons des waveforms contenues dans tous les transects en fonction de l'angle de tir du laser. La distance minimale est obtenue pour les waveforms avec un angle de tir de 0° dont la distance euclidienne moyenne est de 0,57 m. Le Tableau III.4 montre qu'en moyenne 6,69 % des waveforms synthétisées ont été comparées à des waveforms de référence.

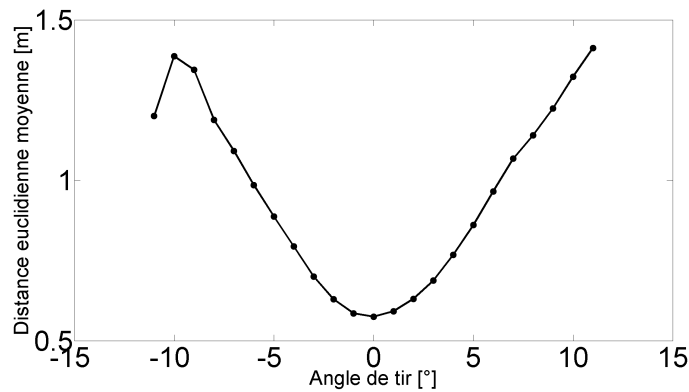


Figure III.23 – Distance euclidienne moyenne entre premiers et derniers échantillons des waveforms en fonction de l’angle de tir.

La détection d’échos d’intensités supérieures à 30 montre que la voxelisation permet de générer des waveforms contenant plus d’informations que les waveforms de référence avec une détection moyenne de 11,59 % et 24,81 % d’échos supplémentaires en utilisant respectivement la fusion par moyenne et par maximum pour le site de Luzéronde. Le Tableau III.4 montre que pour les transects au-dessus de la dune de la Tresson, la détection d’échos supplémentaires est moindre avec 3,01 % en utilisant la moyenne et 11,67 % par le maximum. De manière générale, ces résultats montrent que le processus de voxelisation permet d’offrir un niveau de détail supérieur aux waveforms, avec notamment l’utilisation du maximum comme méthode de fusion d’échantillons de waveforms proposant des résultats plus détaillés que la moyenne.

Site d’étude	Transect n °	Pourcentage de waveforms testées	Nombre total d’échos détectés		
			Waveforms de contrôle	Waveforms synthétisées	
				Moyenne	Maximum
Luzéronde	1	24 733 / 380 623 (6,50 %)	28 075	31 512	36 294
	2	40 455 / 593 050 (6,82 %)	47 814	56 089	65 133
	3	36 438 / 554 545 (6,57 %)	36 598	38 505	39 869
Tresson	1	24 729 / 372 098 (6,64 %)	25 044	25 717	27 631
	2	21 868 / 315 994 (6,92 %)	22 620	23 376	25 564

Tableau III.4 – Pourcentages de waveforms testées et nombre d’échos détectés par transect.

Les résultats de l’estimation de la cohérence des différents descripteurs des waveforms mentionnés dans la partie 3 .1.3 sont résumés dans le Tableau III.5. Pour les transects survolant le site de Luzéronde, la fusion des échantillons par la moyenne permet de synthétiser les amplitudes des maximums d’intensité à 67,67 % contre 52,65 % avec la fusion par extraction de la valeur maximale dans le voxel. Ces valeurs de cohérence sont en moyenne plus importantes pour les deux transects du site de la Tresson avec respectivement 79,72 % et 67,60 %. En termes de position en élévation de ces maximums, les deux méthodes fournissent des résultats très similaires au sein d’un site mais variant d’un site à l’autre d’approximativement 6 %. Le calcul de l’écart-type

des distributions σ montre une cohérence de la dispersion des valeurs des waveforms, environ supérieure de 18 % en utilisant la moyenne plutôt que le maximum pour créer les waveforms sur le site de Luzéronde et de 30 % pour le site de la Tresson. Globalement, le Tableau III.5 montre que la cohérence des waveforms est supérieure en moyennant les intensités des échantillons au sein des voxels plutôt qu'en en extrayant une valeur maximale. La Figure III.24 illustre les résultats des calculs de cohérence entre waveforms synthétisées et waveforms de

Site d'étude	Transect n °	Cohérence (%)					
		Moyenne			Maximum		
		Amplitude maximum	Position maximum	σ	Amplitude maximum	Position maximum	σ
Luzéronde	1	73,63	86,14	76,27	65,44	85,56	63,08
	2	83,08	89,82	85,23	76,10	89,67	69,48
	3	43,32	96,97	44,86	16,42	96,80	19,21
Tresson	1	79,41	97,36	80,44	67,72	97,22	66,30
	2	80,03	96,50	80,91	67,48	96,25	64,95

Tableau III.5 – Résultats de la cohérence des waveforms synthétisées par transect.

contrôle pour deux types de surfaces. Elle montre un exemple de synthèse de waveforms sur une surface type sable de dune et sur un arbre . Le premier exemple de synthèse de waveform (Fig. III.24 (a)) montre que les deux méthodes de fusion offrent des avantages avec l'unique écho correctement positionné tandis que la moyenne permet de mieux représenter l'amplitude de l'écho. Ce constat n'est pas nécessairement valable pour la génération d'une waveform au niveau d'une surface plus complexe. En effet, la Figure III.24 (b) montre, dans un premier temps, que les waveforms synthétisées présentent plus d'échos remarquables que la waveform de référence. Deuxièmement, pour les échos représentant les mêmes surface de réflexion du laser, sur les waveforms voxelisées et de référence, on observe un décalage de la position des échos entre ces dernières. De plus, cette figure montre que pour l'écho à $z = 10$ m, le maximum représente le mieux l'amplitude de l'écho tandis que pour celui à $z = 6$ m, le calcul de la moyenne est plus cohérent. Par ailleurs, on voit sur cette figure que les waveforms synthétisées sont directement dépendantes de l'altitude des surfaces éclairées par le laser. Afin de comparer entre elles les formes des échos et d'envisager un post-traitement des données, il est nécessaire de prendre en compte cet effet lié à la topographie locale (Figures III.25 et III.26).

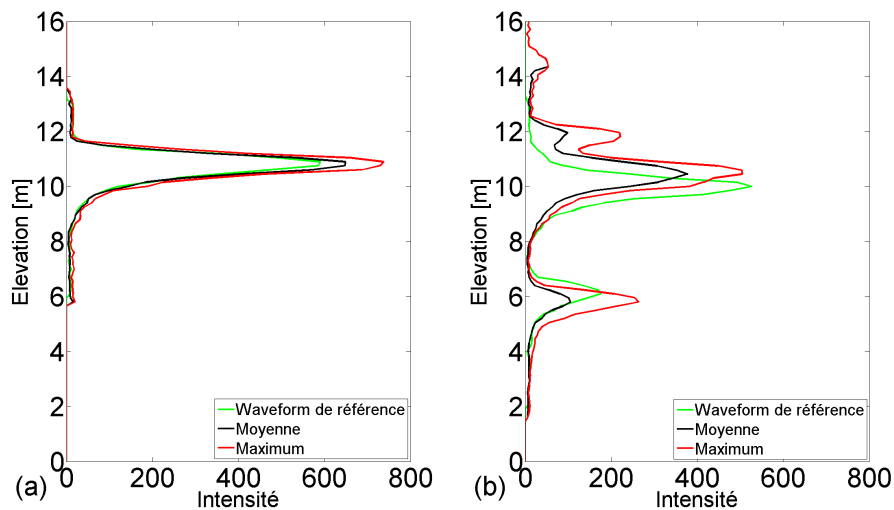


Figure III.24 – Waveforms synthétisées par moyenne et maximum (noir et rouge) et waveforms de contrôle (vert) sur une surface sableuse (a) et sur un arbre (b).

Les Figures III.25 et III.26 montrent que la visibilité des éléments des scènes survolées en RGB est fonction de l'élévation. On peut voir sur ces figures que la répartition des éléments remarquables est identique entre le cube LiDAR FWF et l'image hyperspectrale correspondante, montrant ainsi que la création de waveforms au nadir par voxelisation permet de représenter de manière réaliste les éléments des scènes étudiées.

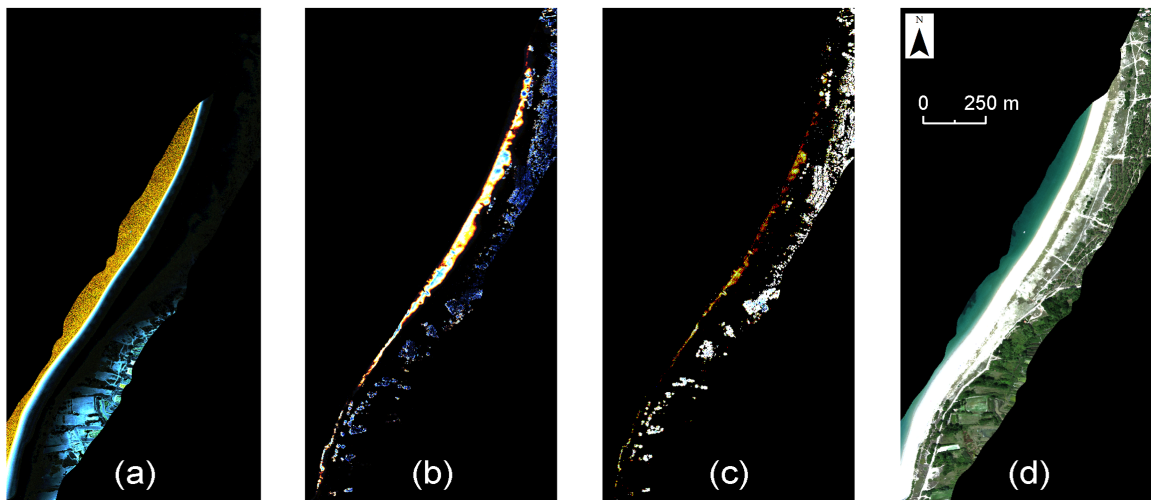


Figure III.25 – Images RGB du cube FWF LiDAR issu des données du transect 2 du site de Luzérone, généré par fusion par la moyenne : R : 0,85 m ; V : 1,15 m ; B : 1,60 m (a), R : 10,6 m ; V : 10,9 m ; B : 11,35 m (b), R : 13,45 m ; V : 13,75 m ; B : 14.2 m (c). Image hyperspectrale en vraie couleur (R : 638,64 nm ; V : 551,58 nm ; B : 460,90 nm) (d).

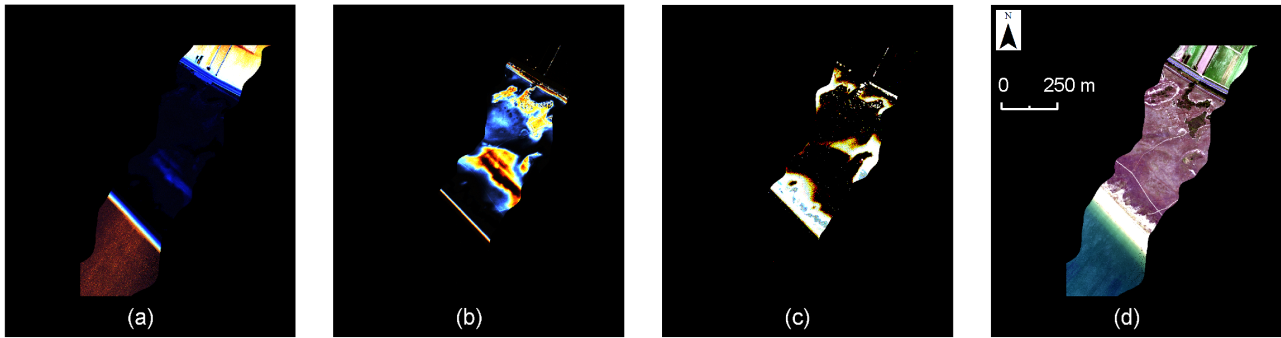


Figure III.26 – Images RGB du cube FWF LiDAR issu des données du transect 1 du site de la Tresson, généré par fusion par la moyenne : R : 0,85 m ; V : 1,15 m ; B : 1,60 m (a), R : 3,85 m ; V : 4,15 m ; B : 4,60 m (b), R : 8,35 m ; V : 8,65 m ; B : 9,10 m (c). Image hyperspectrale en vraie couleur (R : 638,64 nm ; V : 551,58 nm ; B : 460,90 nm) (d).

3.3 Discussion

La voxelisation est une procédure de traitement des données full-waveform permettant de simuler des waveforms orientées au nadir avec une précision dépendante du pas d'échantillonnage horizontal (x , y) et vertical (z). La définition de la grille horizontale est primordiale pour une superposition avec la donnée hyperspectrale et doit, dans cette optique, faire correspondre les coordonnées des noeuds de la grille hyperspectrale avec celles des noeuds de la grille créée pour la voxelisation. La définition de la résolution verticale est fonction de la période d'échantillonnage des waveforms pré-définie lors de la planification de l'acquisition des données. Elle peut également être choisie par rapport à la taille minimale des objets de la scène observée. Cette seconde option nécessite une connaissance terrain préalable des composants de la scène étudiée.

Parmi les deux méthodes testées dans le but de fusionner les échantillons de waveforms au sein d'un voxel, les résultats décrits précédemment montrent que le calcul de la moyenne permet de représenter au mieux le signal LiDAR au nadir, en comparaison avec des waveforms de référence. En effet, les descripteurs utilisés afin d'évaluer la cohérence de la synthèse des waveforms montrent que, de manière générale, l'amplitude et la position de la valeur maximum d'intensité de chaque waveform ainsi que la dispersion des valeurs sont plus proches de la référence lorsque la moyenne est choisie comme méthode de fusion plutôt que le maximum. Cependant, il faut noter que l'extraction du maximum au sein d'un voxel permet d'obtenir un niveau de détail supérieur à la fusion par moyenne. Ainsi, chacune des méthodes de fusion offre des avantages.

Ces différents constats montrent que le contrôle de la qualité de la représentation des échos sur les waveforms synthétisées reste une étape complexe à réaliser. Le choix d'utiliser, parmi les waveforms avec un angle de tir de 0° , la waveform dont le dernier échantillon est le plus proche de la coordonnée horizontale du centre du voxel comme référence, est un choix réalisé par défaut et est discutable. En effet, cette étape de contrôle compare la waveform synthétisée avec la waveform de référence qui elle-même est utilisée dans la génération de la première

(Fig. III.27). La waveform issue de la voxelisation est composée du produit de la fusion de plusieurs échantillons de waveforms contenus dans une colonne de voxels. Sur la Figure III.27, on voit que les échantillons ont tous le même angle de tir mais que leurs positions diffèrent à cause de la trajectoire du vecteur et des variations d'angles d'attitudes. De ce fait, la waveform synthétisée prend en compte des informations acquises avec différents angles de vue tandis que la waveform de contrôle représente la structure d'un objet de la scène depuis un unique point de vue. Cette différence explique les résultats des tests sur les cohérences des positions et amplitudes des échos pour les deux méthodes de fusion. De ce fait, plus la scène observée contient des éléments complexes avec de multiples surfaces de réflexion tels que des arbres, plus les waveforms intersectant ces surfaces se complexifient et plus la cohérence des paramètres associés aux échos décroît sur une ligne de vol complète. Cette observation est confortée par la variabilité existant entre les cohérences des transects issus du site de la dune de Luzéronde et ceux issus du site de la Tresson. On voit qu'en moyenne, quelque soit la méthode de fusion, les waveforms de référence et celles synthétisées sur la dune de la Tresson sont plus proches en termes de valeurs des descripteurs que sur la dune de Luzéronde puisque la première présente une grande surface de végétation rase dunaire (Fig. III.26) caractérisée par des waveforms synthétisées avec un unique écho au niveau du sol tandis que des surfaces plus complexes type arbre ou eau sont plus abondantes sur le site de Luzéronde (Fig. III.25).

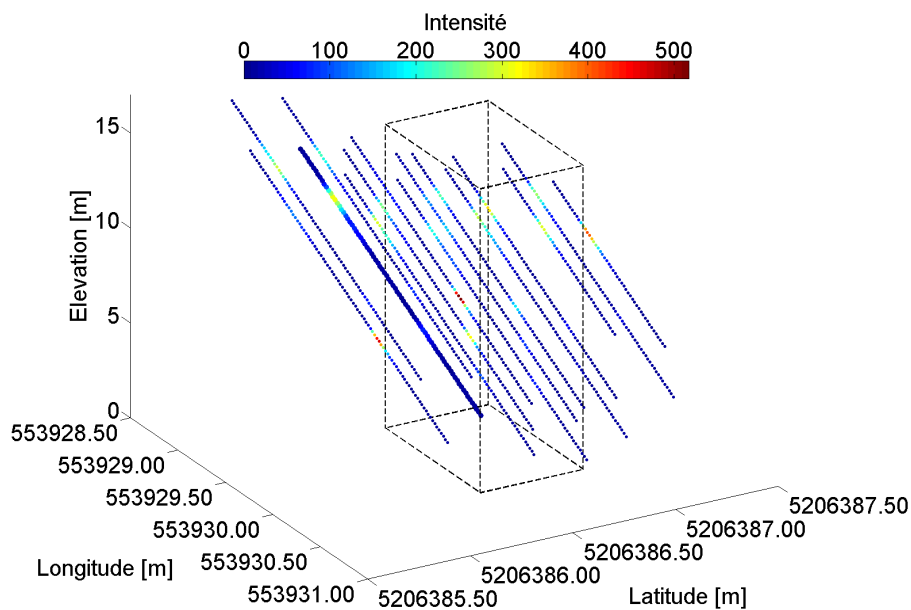


Figure III.27 – Projection en 4 dimensions des waveforms utilisées pour la synthèse d'une waveform dans une colonne de voxels. En gras, la waveform utilisée comme référence. Toutes les waveforms affichées ont un angle de tir de 0° . La Longitude et la latitude sont données dans le référentiel UTM 30N WGS-84 et l'élévation en IGN-69.

Dans cette section de la thèse, nous avons mis en place une méthode de fusion de données LiDAR issues d'enregistrements FWF irrégulièrement localisés dans l'espace en vue d'une analyse couplée avec des données issues de l'imagerie hyperspectrale.

Cette procédure, appelée voxelisation, est initiée par une phase de géoréférencement de tous les échantillons de waveforms et la création d'une grille dont les coordonnées planaires correspondent à celles de l'imagerie hyperspectrale. Tous les échantillons intersectant un voxel sont fusionnés en calculant leur intensité moyenne ou en extrayant l'intensité maximale afin de reproduire un cube de waveforms orientées au nadir dont le format est comparable à celui de l'imagerie hyperspectrale. Chacune des méthodes de fusion apporte des avantages mais finalement, le calcul de la moyenne permet de représenter avec justesse les composants des scènes observées. De plus, la phase de contrôle de la qualité des waveforms synthétisées par rapport à des références reste délicate du fait de la géométrie d'acquisition des waveforms de contrôle par rapport à celles utilisées pour la voxelisation

Afin d'améliorer cette procédure, plusieurs aspects de la voxelisation peuvent être abordés :

- Pour l'application de la voxelisation sur des jeux de données de plus grandes dimensions, il serait envisageable d'utiliser un système d'allocation des indices des échantillons plus rapide du type intersection rayon-volume, évitant ainsi l'utilisation de boucles imbriquées opérant voxel par voxel.
- Bien que l'utilisation de méthodes de fusion des échantillons des waveforms relativement simples suffisent à représenter correctement les composants de la scène Wang and Glennie (2015), il aurait été également envisageable de tester des méthodes plus avancées à l'instar de Wang et al. (2013) et d'évaluer leur impact sur le temps de production d'un cube LiDAR FWF.
- La définition de waveforms de référence est également un point qui peut être amélioré, notamment par l'acquisition de waveforms de contrôle au sol orientées au zénith, représentant avec plus de précision la structure des éléments contenus dans les voxels.

L'acquisition de données hyperspectrales et LiDAR depuis un vecteur aéroporté nécessite un certain nombre de corrections dans leurs trois dimensions. Ces différents traitements sont primordiaux afin de rendre les données exploitables, individuellement ou pour le développement de méthodes les utilisant conjointement.

Les données hyperspectrales, acquises par un capteur push-broom embarqué sur un avion, affichent dans leur géométrie initiale des distorsions liées au déplacement et à l'attitude de ce dernier. Afin d'affecter à chaque pixel une position en longitude et latitude dans un référentiel donné, une procédure de calcul du vecteur de scan du capteur et de lancer de rayon de ce dernier sur un Modèle Numérique de Surface est utilisée afin de créer un fichier de géométrie de l'image pour son géoréférencement. Du point de vue du traitement du signal mesuré par le capteur hyperspectral, des corrections atmosphériques permettent de s'affranchir des contributions des gaz atmosphériques et aérosols sur le signal mesuré afin d'estimer les propriétés physiques de la surface. Une procédure de lissage spectral a aussi été développée afin d'obtenir des spectres au bruit minimisé.

Les données full waveform LiDAR étant acquises par un capteur actif émettant une impulsion laser dans plusieurs directions perpendiculaires au sens de déplacement de l'avion, une comparaison ou un couplage avec

la donnée hyperspectrale nécessite de créer une information LiDAR dont la structure est identique à cette dernière. La méthode de voxelisation développée dans ce chapitre permet d'avoir pour chaque pixel d'une image hyperspectrale, une waveform associée décrivant la structure de l'élément observé, au nadir.

Ces différents pré-traitements constituent des étapes nécessaires à réaliser pour la préparation des données. La compréhension et l'application des principes sur lesquels reposent les différentes méthodes utilisées en font un travail considérable. Ces pré-traitements permettent d'obtenir des données hyperspectrales et LiDAR comparables, en vue d'application tels que la cartographie de la végétation de la dune côtière, de l'échelle de l'habitat à celle de l'espèce.

Chapitre IV

Téledétection LiDAR et hyperspectrale en environnement côtier sensible : applications

1 Hyperspectral imaging and discrete return LiDAR for coastal dune mapping at habitats and sub-pixel scales

1.1 Article

La première application du couplage hyperspectral/LiDAR développé dans cette thèse aborde le sujet de l'identification d'habitats types et de l'estimation des abondances d'espèces végétales de la dune côtière de la Tresson (Vendée, France).

L'objectif de la méthode élaborée ici est de permettre de classifier la couverture de la dune côtière à différentes échelles, en se basant sur des données morphologiques et des caractéristiques chimiques de la dune. Pour se faire, une acquisition conjointe d'images hyperspectrales et de données LiDAR à retours d'onde discrets a eu lieu en septembre 2013 sur le littoral régional, et en particulier sur l'île de Noirmoutier. Le couplage de ces deux types de données nécessite des pré-traitements, afin que pour chaque pixel d'une image hyperspectrale corresponde une information sur sa structure.

Les pré-traitements utilisés ici correspondent à ceux présentés dans le chapitre III, avec d'abord une phase de géoréférencement des images hyperspectrales puis des traitements radiométriques de type corrections atmosphériques et lissage spectral. Lorsque les images hyperspectrales sont orthorectifiées et en réflectance, l'identification des habitats peut être réalisée. Dans cette méthode, nous avons d'abord utilisé un indice NDVI seuillé afin de séparer les pixels contenant uniquement du sable, des pixels mixtes sable/végétation. Lorsque les pixels dits de "sable à nu" sont localisés, ils sont classés puis masqués. Afin de localiser les arbres de la dune boisée, une différence entre un MNT et un MNS générés à partir de données LiDAR sur la zone est calculée et les arbres sont identifiés comme les objets de plus grande élévation résiduelle. En raison d'une grande proximité entre les signatures spectrales de l'habitat végétal de la dune mobile et celui de la dune de transition, le premier

est identifié à l'aide d'un outil d'extraction de la crête de dune. Les quatre habitats restant sont classés à l'aide d'une méthode appelée Spectral Angle Mapper en s'appuyant sur des échantillons test défini à l'aide d'un jeu d'indices améliorant le contraste entre les surfaces observées.

Lorsque les différents habitats de la dune sont délimités, un algorithme de démixage spectral linéaire a été utilisé afin d'estimer les proportions de spectres d'espèces végétales dominantes acquis sur le terrain. Parmi les sept habitats cartographiés, quatre sont analysés en détail : afin de limiter la confusion entre les spectres de certaines espèces végétales, il a été décidé des les rassembler sous forme de groupes. Pour chaque groupe, un spectre est calculé en moyennant les valeurs de réflectance des spectres d'espèces appartenant au dit groupe. Pour chaque habitats, quatre groupes sont créés, avec chacun une signature spectrale type appelée endmember. L'algorithme de démixage spectral linéaire utilisé est optimisé pour l'estimation des proportions des endmembers sur de large jeux de données, avec la possibilité de contraindre les résultats à la somme de 100 % et avec une positivité. Seule cette seconde contrainte est utilisée dans cette étude. En raison de grandes proximités des formes spectrales existant au sein des groupes, il n'est pas possible ici d'estimer les proportions des espèces de types mousses vertes, lichen et plantes de la dune de transition et fixée.

La précision de la classification des habitats produite par cette méthode est estimée tandis que la répartition et les abondances des groupes de végétation montrent des résultats cohérents avec les observations générales de terrain, notamment pour la cartographie du sable et de la mousse brune.

Hyperspectral imaging and discrete return LiDAR for coastal dune vegetation mapping at habitats and sub-pixel scales

Antoine BA^{*a}, Patrick Launeau^a, Saïd Moussaoui^b, Françoise Debaine^c, Marc Robin^c, Manuel
Giraud^a and Erwan Le Menn^a

^aLaboratoire de Planétologie et Géodynamique de Nantes, UMR CNRS 6112, Université de
Nantes, 2 rue de la Houssinière, 44322 Nantes, France

^bInsitut de Recherche en Communications et Cybernétique de Nantes, Ecole Centrale de
Nantes, 1 rue de la Noë, 44321 Nantes, France

^cLETG-Nantes Géolittomer, UMR CNRS 6554, Université de Nantes, Campus Tertre, 44312
Nantes, France

Abstract

Apprehending the coastal environment functioning is a key parameter to successfully manage it, especially in the current coastal erosion trend and global climate change context. Among the features of a coastal scene, the dune and its vegetation cover play an utmost role, in terms of protection and ecological interest. In this paper, we analyzed hyperspectral images (HSI) and discrete return LiDAR data to provide a mapping method of the vegetation habitats and complex species distribution of coastal dunes in western France. In order to reach this objective, contemporary data sets of HSI and LiDAR data were acquired over the Tresson coastal dune in Vendée, France. The dune habitats were first identified using a set of LiDAR and spectral-derived descriptors, following their theoretical distribution over the dune surface. Then within each habitat, the spectral information was processed to retrieve the abundances of dominant vegetal species gathered as clusters, by means of a linear spectral unmixing algorithm. The estimation of the clusters distributions and proportions on the overall coastal dune cover constitutes by itself an indicator of the dune dynamics. The dune habitats classification consistency was estimated by a performance assessment while the species mapping accuracy was discussed based on knowledge of the dune system.

Keywords: Hyperspectral images, discrete return LiDAR, Digital Terrain Model, Coastal dune vegetation, Classification, Morphological evolution.

*Corresponding author.

E-mail address: ba.antoine.nd@gmail.com

1 Introduction

In the current context of erosion on the French coastline (Salman, 2004; IFEN, 2007), especially in western France (Debaine and Robin, 2012), the coastal dune system plays a predominant role in the preservation of the inland man-made facilities and activities (Hanley et al., 2014). Its sediment stock capacity is an asset for the protection of the coastal area (Ruz and Meur-Ferec, 2003; Sabatier et al., 2009) and represents a natural barrier against energetic events such as storms (Castelle et al., 2015). Moreover, the French coastal dune landscape presents an interest in terms of ecology as a recognized and protected natural habitat of European Community Interest. The coastal dune is an environment submitted to several constrains, mostly from the beach hydrodynamics on the dune toe and face and the eolian conditions on the landward part of the dune. Since the vegetation cover influences the dune topography by trapping the sediment (Olson, 1958; Lancaster and Baas, 1998; Nield and Baas, 2008), investigating its distribution provide knowledge for a long-term coastal dune management (Acosta et al., 2007). The latter demands data that can provide information of the dune cover type as well as its morphological structure.

Airborne remote sensing is a monitoring method adapted for covering large areas with regularly spaced measurements. The coastal dune vegetation presents features on a centimeter to meter scales, therefore airborne data provides information with the closest spatial resolution needed. The hyperspectral imagery is a remote sensing technique allowing to retrieve the chemistry of the components on an observed scene (Shaw and Manolakis, 2002). Such method is used in several types of studies, on natural or urban scenes with applications in the fields of classification to target recognition (Shaw and Burke, 2003). On the coastal area, hyperspectral images (HSI) have been used in several fields such as bathymetry retrieval (McIntyre et al., 2006; Ma et al., 2014), mapping of the beach sediments (Louchard et al., 2002; Verpoorter, 2009), marine flora monitoring (Combe et al., 2005; Méléder et al., 2010; Kazemipour, 2011; Kazemipour et al., 2012; Ryan et al., 2014), and the dune vegetation mapping. This particular topic was investigated by De Backer et al. (2004), de Lange et al. (2004) and Roelofsen et al. (2014) who focused on the classification of specific vegetal associations using spectrum-related method and probabilistic approaches. Kempeneers et al. (2004) and Bertels et al. (2005) proposed methods to mapped the species at a pixel level. But in the case of small footprint species, the mapping becomes challenging given the spatial resolution of the airborne data.

In the other hand, the Light Detection and Ranging (LiDAR) is an active remote sensing technique allowing to produce a model of the Earth's topography by recording the distance between the sensor and the local surface using the round-trip travel time of a laser beam. The discrete return LiDAR (hereafter LiDAR) is a version of the LiDAR technology which stores the interactions between the laser and the surface and which provides 3D points cloud of a scene after pre-processing. The LiDAR has been used for numerous applications since it provides very accurate measurements on the surface elevation (Vu et al., 2004; Wulder et al., 2012). With previous studies conducted on the beaches and coastal dunes sedimentary dynamics (Woolard and Colby, 2002; Sallenger Jr. et al., 2003; Priestas and Fagherazzi, 2010; Bretel et al., 2013), the LiDAR data are considered to

be useful information to retrieve small scale variations. Following the contributions of both data types, coupling these two techniques should allow to provide a better description of the surfaces (Elaksher, 2008; Mura et al., 2015). In this paper, we enlighten the use of these coupled data applied to the coastal dune cover investigation. Previous studies such as Deronde et al. (2006) have tackled the combination process of HSI and LiDAR on the coastal area, with several data combination processes such as image registration and radiometric corrections of the HSI.

The purpose of this study is to propose a mapping method of the dominant vegetal species distribution, from the habitats to the association of species scales. To reach this goal, a processing method involving a mosaic of hyperspectral images and Digital Terrain and Surface Models (DTM and DSM) was developed for a particular dune system in Western France. The hyperspectral data were first segmented in typical homogeneous vegetation habitats. The bare sand pixels were extracted using a thresholded NDVI index and the remaining pixels containing vegetation were segmented in six main habitats: first, the computation of the difference map between the DSM and the DTM allowed to separate the trees from the lower vegetation encountered on the coastal dune. Then, using the dune ridge as a feature, we separated the mobile dune habitat from the more stabilized part of the dune. Within this last part, we classified the surface into four habitats using a Spectral Angle Mapper method which spectral inputs were reference spectra extracted from test samples. Here, we try to provide abundances information of vegetation types such as mosses, among several species, which are an essential feature for the dune stabilization. Given the complexity of mapping a terrain covered by mosses and low laying plants, the species organization within each habitats of the dune was estimated using a linear spectral unmixing method, based on an a priori knowledge of the species presence/absence within the habitats. The proximity of certain species spectral shapes compelled a clustering step to avoid potential mis-mapping.

This paper is organized as follows: an extensive description of the study site and vegetation habitats is given in Section 2, the details on the airborne sensors parameters and the pre-processing method along with the main processing chain developed for the dune surface mapping is described in Section 3. The results obtained are outlined in Section 4 and a discussion on the habitats and vegetal species mapping is conducted in Section 5. Section 6 sums up the paper findings and leads on future studies are issued as well.

2 Study area

2.1 Site location and typical vegetation habitats

The study area is located along the center part of the Noirmoutier island coast in western France (46.57 ° N, -2.11 ° E) (Fig. 1). This site experiences an oceanic and temperate climate. The dune, oriented NW-SE, has a dune crest reaching 14 m high and an alongshore length of approximately 1100 m. The surface of investigation area is 841 514 m². Regionally, this site represents a typical dune system, where the vegetation habitat are plainly identifiable.

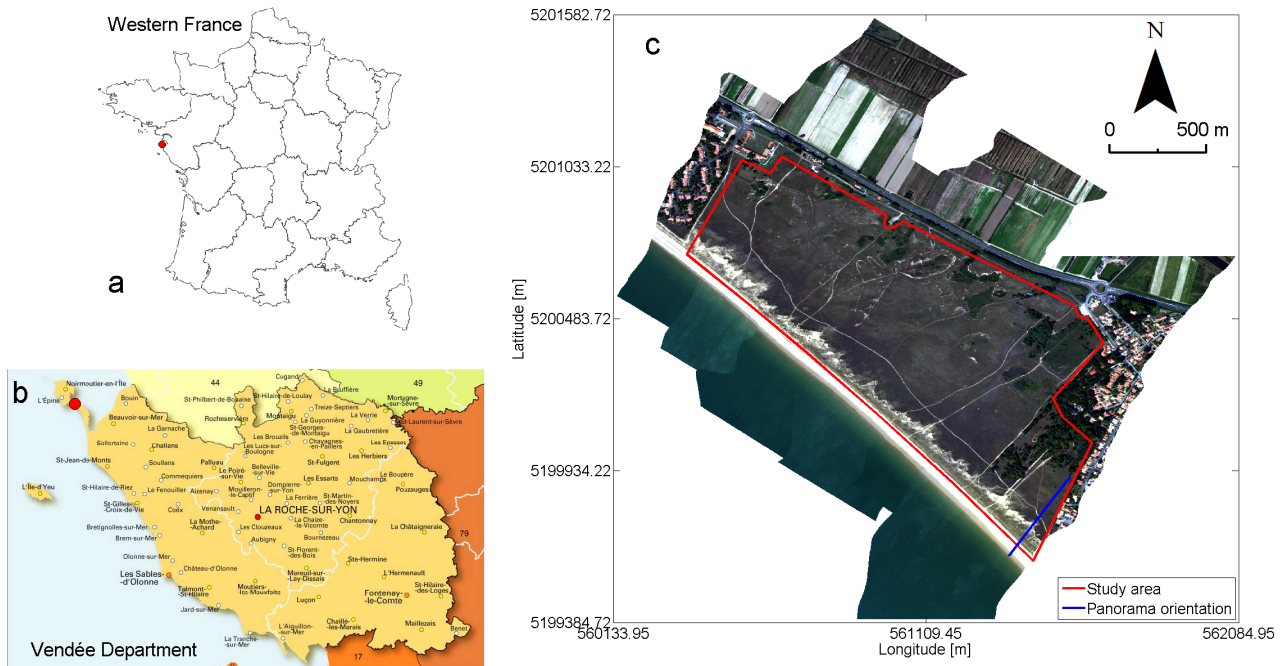


Figure 1: Study area of the Tresson dune on the coast of Vendée, France (a,b). (c) is a mosaic of six true color atmospherically corrected hyperspectral images ($R = 638.64$ nm, $G = 551.58$ nm, $B = 460.90$ nm) with a spatial resolution of 1 m. Spatial coordinates are given in UTM 30N WGS-84. The red dot on (a) and (b) symbolizes the dune system location.

In spring 2009, a field campaign conducted in the frame of the Liteau III project funded by the Ministry of Ecology and Sustainable Development (Ministère de l'Ecologie et du Développement Durable) collected data from 316 quadrats of 1 m by 1 m on 7 sites including the Tresson dune. The quadrats contained vegetation associations and were used to provide a phytosociological analysis of the vegetation and assess the local variations in the habitats of Western France. Coupled with field observations and sampling, such data allowed to establish a spatial zonation of the regional coastal dune systems in units, based on the terrain morphology, main vegetal species observed (Debaine et al., 2013) and prior knowledge of the coastal dunes (Granja et al., 2002). Thus, four areas can be identified:

- The first main unit encountered was defined as an habitat located between the dune toe and the dune ridge (Fig. 2. (a) 1). It gathers the embryo-dune (Fig.2 (a) B) and the white dune (Fig.2 (a) C) since their features are continuous and mainly covered with sand associated to two vegetal species which structures are similar: *Elymus farctus* and *Ammophila arenaria*. This dune habitat will be referred to as mobile dune. *Elymus farctus* is mostly located as an alongshore line above the dune toe and *Ammophila arenaria* is covering the rest of the mobile dune. This vegetation height ranges from 0.5 to 1 m. This habitat is also characterized by sand blowouts (Fig. 2. (a) 2) with generally steep slopes caused by eolian erosion.
- A transitional unit (Fig. 2. (a) D) of the dune shows a surface cover constituted of sand associated with

Tortula ruraliformis, *Artemisia campestris ssp lloydi*, *Helichrysum stoechas* and *Festuca arenaria*. This type of habitat is made of very low vegetation, with the moss at a ground level (Fig. 2 (a) 4) and the *Festuca arenaria*, *Helichrysum stoechas* and *Artemisia campestris ssp lloydi* with height reaching 0.3 m. The transitional dune has both steep and gentle slope.

- The most stable part of the dune, hereafter referred to as coastal stable dune grassland (also know as grey dune or fixed dune), Fig. 2 (b) E) is a flatter area covered with three types of moss (brown and green mosses): *Tortula ruraliformis*, *Hypnum lutescens*, *Pleurochaete squarrosa* and one lichen *Cladonia sp.*. Two dominant species of low plants on the dune are found on this area: *Helichrysum stoechas* and *Ephedra distachya*. Following the abundance of the brown moss *Tortula ruraliformis* and the presence/absence of the green mosses and the lichen, the coastal stable dune can be separated in two sub-habitats: the coastal stable dune grassland 1 with large proportions of *Tortula r.* and fewer *Helichrysum s.* and *Ephedra d.*. The second sub-habitat regroups all the species enunciated above, with lower proportions of *Tortula r.*. The third sub-habitat contains a green grass type of vegetation as well as bushes (Fig. 2 (b) 5), both containing high concentrations of chlorophyll. In general, the coastal stable dune grassland unit marks the highest level of embedding of the dune.
- The most inland habitat found on the regional coastal area is the coastal dune woods (Fig. 2 (b) F), mostly constituted of *Cupressus macrocarpa* (Lambert cypress) and *Pinus pinaster* (maritime pine tree) forming the coastal dune system edges. The trees height can vary largely and below the trees crowns are found the habitats of the coastal stable dune.

The mobile dune habitat is oriented towards the beach while both transitional and coastal stable dunes are on the landward side of the dune ridge (Fig. 2).

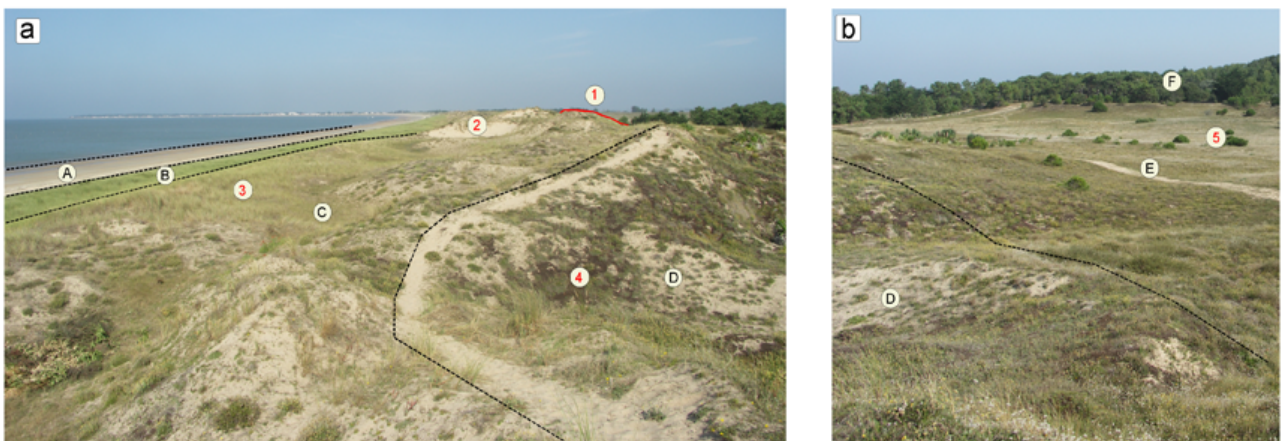


Figure 2: Cross-shore panorama of the southern part of the Tresson dune. **A**: Supratidal beach; **B**: Embryo-dune; **C**: White dune; **D**: Transitional dune; **E**: Fixed dune; **F**: Coastal trees; **1**: Dune crest; **2**: Sand blowout; **3**: Herbaceous vegetation; **4**: Brown moss patch; **5**: Bushes.

2.2 Complexity of the vegetation distribution on the study site

On the mobile part of the dune, marram and couch grasses (Fig. 2 (a)) are growing over a sandy background, therefore with a nadir-oriented view, the sand is visible through the plants stems. It is worth mentioning that given the vegetation morphology and distribution in this habitat, interactions might occur between the plants and the ground for a given incident sun ray. The mobile dune habitat has a rather bright green color (Fig.2 (a) and 3 (a)).

Across the dune ridge, the transitional dune corresponds to the ongoing stabilization stage of the dune. This settlement of the sediment is made possible by the growth of pioneer species *Helichrysum s.* and *Tortula r.* (Fig. 3 (b) 3 and 4) as patches partially covering the sediment. Thus, the transitional area of the dune is an alternation of bare sand and low vegetation-covered ground.

Towards the back of the dune, the proportions of mosses increase and the coastal stable dune grassland 1 (Fig. 3 (c)) and 2 (Fig. 3 (d) et (e)) are almost completely covered by different types of mosses, with very few spots of bare sediment visible. The close intertwining of the vegetation at this level of the dune fixation combined with the similarities in species colors shades makes their distinction challenging.

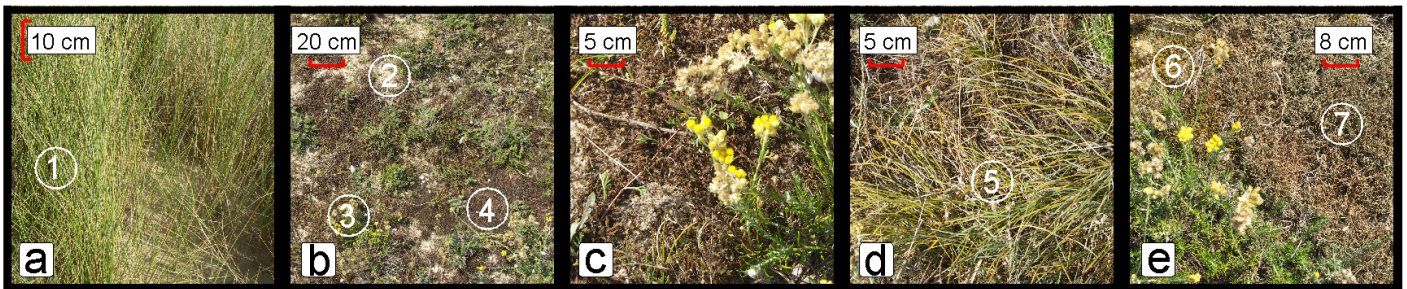


Figure 3: Typical vegetation habitats on the Tresson dune: (a) mobile dune, (b) transitional dune, (c) coastal stable dune grassland 1, (d and e) coastal stable dune grassland 2. The pictures taken in September 12th 2014 display. 1: *Ammophila a.*; 2: Sand; 3: *Helichrysum s.*; 4: *Tortula r.*; 5: *Ephedra d.*; 6: *Hypnum l.*; 7: *Cladonia sp.*.

3 Materials and methods

3.1 Sensors and surveys characteristics

The data used in this study were acquired in September 7th 2015 during a survey over the study site between 1:30 and 1:55 pm, under fair weather and illumination conditions. The data were collected simultaneously with an hyperspectral sensor and a LiDAR device mounted on a common platform aboard of an BN2T Islander aircraft flying at 1100 m. For this campaign the coupled data acquisition was motivated by the will of measuring

Family	Specie	Common name	Type	Figure 4
Poaceae	<i>Ammophila arenaria</i>	marram grass	grass	(a)
Poaceae	<i>Elymus farctus</i>	couch grass	grass	(a)
Poaceae	<i>Festuca arenaria</i>	fescue	grass	(a)
Asteraceae	<i>Helichrysum stoechas</i>	everlasting flower	low plant	(b)
Asteraceae	<i>Artemisia campestris ssp lloydii</i>	field wormwood	low plant	(b)
Gnetophyta	<i>Ephedra distachya</i>	sea grape	low plant	(b)
Bryophyta	<i>Tortula ruraliformis</i>	brown moss	moss	(c)
Bryophyta	<i>Hypnum lutescens</i>	yellowish green moss	moss	(c)
Bryophyta	<i>Pleurochaete squarrosa</i>	bright green moss	moss	(c)
Acomycota	<i>Cladonia sp.</i>	lichen	lichen	(c)

Table 1: Dominant vegetal species found on the Tresson coastal dune system in late summer.

chemical and structural parameters of the components of the observed scenes at same time with the same acquisition geometry.

The hyperspectral pushbroom sensor used was an HySpex VNIR-1600 camera (Visible Near Infra Red) measuring the surface radiance in the 410-987 nm spectral range with 160 contiguous spectral channels. The camera has a spectral resolution of 4.5 nm and a sampling of 3.7 nm. With a Field-of-View (FOV) of 34 ° at the flying altitude and given the 14 ns integration time of the sensor, the spatial resolution of the data was 0.40 m (across-track) and 0.80 m (along-track). The LiDAR data were acquired using an Optech Titan system. With a Pulse Repetition Frequency (PRF) of 200 kHz and a scan angle of $\pm 11^\circ$ (FOV = 22 °), the LiDAR produced a point cloud with a mean density of 7.09 points/m². The vertical accuracy was assessed to be higher than 0.10 m and the horizontal accuracy higher than 0.15 m. The acquisition of the LiDAR data was conducted by FIT-Conseil (Nantes, France). Simultaneously, a high resolution QA camera integrated to the Titan took snapshots of the site and a 0.5 m × 0.5 m orthophotography was produced for a more detailed appreciation of the investigated area.

Given the objective of mapping the vegetation at the association of species scale, information on the latter needs to be acquired for further comparison with remotely sensed hyperspectral data. To do so, the vegetal species spectra used in this study were acquired during field trips on the Tresson dune the 12th of September 2014 and 30th of September 2015. The field surveys dates were chosen for their seasonal proximity with the airborne survey and their optimized weather conditions. Data were collected using an ASD (Analytical Spectral Devices) FieldSpec3 FR spectrometer recording data between 400 and 2500 nm with a spectral resolution of 4-10 nm and a sampling of 1 nm. It was mounted on a 1 m high tripod and was recording spectra with a 1 ° lens, resulting in an approximatively 2 cm wide footprint. The same device was used to collect a bright target spectra

for a future image calibration.

3.2 Data setting up

3.2.1 LiDAR data pre-processing

The acquired LiDAR data were processed by the private contractor FIT-Conseil to generate a robust 3D points clouds by means of the calculation of an optimal trajectory involving IMU/GPS-derived aircraft positions and a geometric plane matching technique. Such processing was conducted using the Optech's LiDAR Mapping Suite and the TerraMatch software. The adjusted 3D points cloud allowed to produce a Digital Surface Model (DSM) corresponding to elevations of the first echoes on the backscattered signals of the laser and a Digital Terrain Model (DTM) corresponding to elevations of the last echoes.

The final georeferencing frame used in this study was the Universal Transverse Mercator zone 30 North (UTM 30N) projection system with the World Geodetic System 84 (WGS-84) datum. The DSM and DTM final resolution was set to be 1 m², also defined by Woolard and Colby (2002) to be a reliable spatial resolution for coastal dune morphological observation.

3.2.2 Hyperspectral data pre-processing

The images recorded by the HySpex VNIR-1600 sensor are hyperspectral cubes, with in the x, y dimension the longitude and latitude and in z the spectral information. To remove atmospheric contribution and effects such as particles scattering from the recorded spectral signal and retrieve the surface reflectance, the ATCOR-4 software (Richter, 1990, 1996, 1998; Richter and Schläpfer, 2002) was used. This software solution is based on the radiative transfer code MODTRAN (Burke et al., 2008) and provides the necessary tools for atmospheric corrections using acquisition parameters.

After the conversion of radiance data into surface reflectance data, the HSI were georeferenced using the PARGE software (Schläpfer and Richter, 2002). The use of Ground Control Points pointed out on the LiDAR DSM helped enhancing the overall geometric processing quality of the hyperspectral images (Ba et al., 2015b). The same georeferencing frame and spatial resolution as the LiDAR digital models were used for the HSI.

Additional spectral polishing was applied in order to smooth the data: The spatial and spectral noise induced by the measures was isolated by computing a forward Minimum Noise Fraction (MNF) (Boardman and Kruse, 1994) on the reflectance cubes. This allowed to gather more than 82 % of the information on the first 13 bands which were used to remove the noise by MNF inversion. The last step of the spectral processing was the compensation of a constant residual noise inherent to the sensor (Kazemipour et al., 2012). This calibration adjustment was done using one sandy homogeneous and dry plot as a neutral bright target correcting only reflectance gain defects without affecting the offset well defined by the atmospheric compensation. The acquisition of the sand spectra was performed the same day as the 2015 field survey with the ASD FieldSpec3 FR spectrometer.

After applying this pre-processing chain, the successive transects were concatenated to create a mosaic of the study site. The quality of the georeferencing was estimated to be 2.03 m.

3.3 Field vegetation data and observations

The analysis of the dune vegetation requires field data for processing. 11 species spectra were acquired (Fig. 4), using the ASD FieldSpec3 FR during the field surveys in September 2014 and 2015. Among the spectra, 6 species showed two different physiological state (healthy or dry). The acquisition of species spectra in different conditions was done in order to cover the largest panel of physiologies found on the dune at this time of the year.

Although strong similarities exist between the spectral shapes within a type of vegetation, discrepancies are observable on certain regions of the vegetation spectra. The sand spectra in Figure 4 (a) is the most distinguishable feature of the figure, showing regularly increasing values of reflectance associated to a decreasing slope. Among the grass type of vegetation, *Elymus f.* shows a spectra with a pronounced chlorophyll bump, decreasing reflectance values in the red spectral region, a rather steep red edge and a flat PIR signature. *Ammophila a.* shows a less pronounced chlorophyll bump, slightly decreasing to steady reflectance values in the red region and a less steep red edge. *Festuca a.* spectra is significantly different from the two other grasses with increasing reflectance values, no chlorophyll bump and a flatter red edge, which is typical of dry vegetation. It is worth mentioning that such state is only characteristic for the fescue grass during summer.

The low plants spectra (Fig.4 (b)) are similar to the *Ammophila a.* with a signature following the physiological state of the plant, with a perceptible bump in the green spectral region when healthy, and flatter green and red spectral regions when dry. For all these species, the red edge slope and PIR reflectance values are equivalent, except for the dry *Helichrysum s.*

Figure 4 (c) displays the mosses and lichen spectra. *Tortula r.* spectra differs from the other spectra with monotonically increasing reflectance values in the visible and PIR domains of the spectrum associated to a small red-edge. Both *Hypnum l.* and *Pleurochaete s.* shows similar signatures with a reflectance bump between 550 and 650 nm, corresponding to a green-yellow color of these species. Their red edge slope are equivalent to the dune low plants while the PIR reflectance is regularly increasing. These spectra show an inflexion point with decreasing values around 680 nm. The spectral response of these mosses are even closer when in drought. The lichen *Cladonia sp.* has low reflectance values increasing between the blue and red spectral domains with a red edge slope and PIR spectral shape analogous to the green mosses. In a dry state, *Cladonia sp.* spectra regularly increases on the whole VNIR domain with a small red edge. The vegetal species spectra shapes and their associations are key to understand the potential mapping results. Given the vegetation structure on the dune described in Section 2.2 and the nadir view of the field spectrometer optics, certain spectra collected might be mostly representative of the specie investigated although the data acquisition could have collect spectral information on the underlying cover (sand or moss/lichen). This could have happened especially in the case of

the mobile dune grasses and *Ephedra d.*.

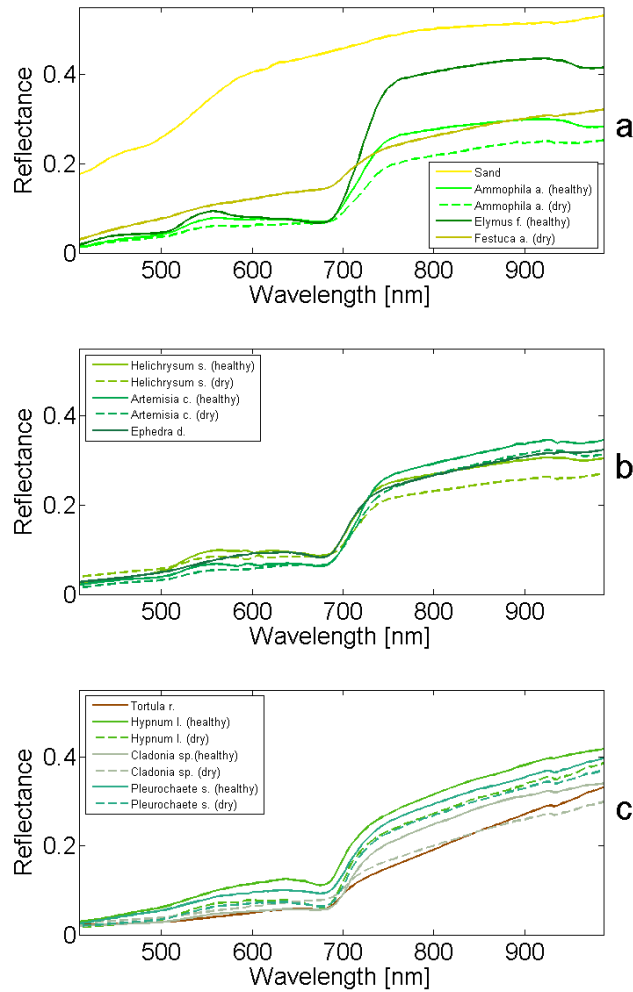


Figure 4: Sand and dominant vegetal species field spectra: (a) grass vegetal species type, (b) low plants and (c) coastal dune mosses and lichen.

Additionally, field observations were made in early July 2014 and during the September 2014 and 2015 field surveys. Such observations consisted in 48 field plots where data were collected: longitude, latitude, habitat name and observed vegetation specie(s): e.g. 561237.8286 m, 5199961.1600 m, transitional dune, *Artemisia c.* & *Helichrysum s.*. They allowed to give an overall understanding of the coastal dune landscape and features organization as well as providing ground truth data.

3.4 Hyperspectral images processing for coastal dune mapping

3.4.1 Previous efforts

In this study, we tried to estimate the proportion of vegetal species using their entire spectral signatures acquired on the field. Strong similarities exist between certain reference spectra as shown in Figure 4: for example, the

Helichrysum s. spectra in an healthy state, is very similar to the dry *Helichrysum s.* spectra, the *Ephedra d.*, the *Ammophila a.* in both states and *Hypnum l.* and *Pleurochaete s.* in an healthy state. Therefore, providing a good estimation of all the dominant species needs to take into account such similarities. Previously, we conducted various tests:

- Simulating spectral signature by linear spectral mixing of species spectra and matching the latter to the image spectra;
- Performing the linear spectral unmixing with the complete species spectra library on the entire hyperspectral image (Ba et al., 2015a);
- Performing the linear spectral unmixing with the pre-selected species spectra on the hyperspectral image pixels following the image segmentation;

These tests failed because of the spectral confusion between species having identical reflectance spectra due to close pigment composition, quite common at the end of the summer, favorable to drought-related physiological states. We finally developed a method that first separates the images in dune habitats and then within each habitat, we computed the species abundances based on the definition of pre-defined species groups.

3.4.2 Habitats mapping method

A processing chain was built in order to separate the dune cover in the five different vegetation habitats described in Section 2.1. To these habitats, we added a non-vegetated habitat hereafter referred to as “bare sand” (BS), mapped as follows: a Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) is computed based on PIR and R bands of the HSI (Table 2) (Rouse et al., 1974). The pixels with a NDVI value below the 0.15 threshold are bare sand, exhibiting a PIR greater than red not related to any chlorophyll content. Bare sand pixels were then masked out and further processing is applied to the non-sand pixels. In order to identify the high vegetation of the coastal woods, we computed the elevation difference map between the DSM and the DTM. Such difference highlights the features above ground level. Using a 1 m threshold (Fig.5 (c)), we extracted the several objects such as coastal trees and concrete buildings on the upper beach called “blockhaus” were masked. The coastal woods were mapped and isolated from further processing.

Since spectral similarities exist and create confusion in the classification process of the pixels containing vegetation, the dune ridge extracted from the LiDAR data was used to separate the mobile dune from the transitional and coastal stable dune on the HSI. The planar coordinates of this topographical feature were obtained by a Least Cost Path Extraction procedure developed by Hardin et al. (2012), allowing to identify the dune ridge between two user-defined anchor points captured on the DTM. With this method, the dune ridge is considered to be the raster pixels positions which minimizes the computed cumulative cost J :

$$J = e^{-\alpha z} \tag{1}$$

where J is the cumulative cost, α a tunable parameter and z the raster elevation between the two anchor points. In this paper, we chose to set α to 2, already providing reliable results ((Hardin et al., 2012)). This morphological feature's position was used to create two masks for the isolation of the seaward and landward parts of the dune (Fig. 5). All of the non-sand pixels on the seaward part of the HSI were considered to be the class defined as “mobile dune” (MD).

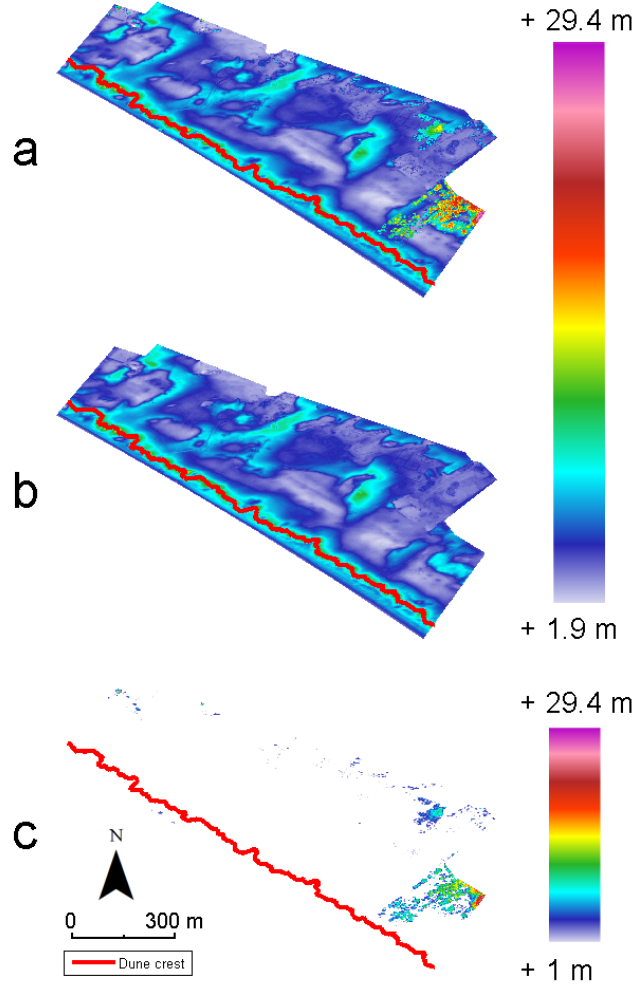


Figure 5: Elevation models: (a) DSM, (b) DTM and (c) 1 m - thresholded difference between DSM and DTM.

In order to classify the four remaining habitats, the Spectral Angle Mapper (SAM) classification method proposed by Kruse et al. (1993) was used since it takes advantages of the complete spectra of a given image and is a ready-to-use tool easy to implement. This widely employed mapping method compares pixels reflectance values to reference spectra by calculating the angle α between the image and reference spectra in a space with a dimensionality which equals the number of bands of the hyperspectral cube, following Equation 2:

$$\alpha = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^{nb} t_i r_i}{(\sum_{i=1}^{nb} t_i^2)^{1/2} (\sum_{i=1}^{nb} r_i^2)^{1/2}} \right) \quad (2)$$

where t_i and r_i are respectively the pixel and reference spectra values at the i th band and nb the total number of bands of the hyperspectral image. This supervised mapping tool is insensitive to illumination variations induced by the dune topography and the opposite flight directions of the successive images acquisitions. The spectra used as inputs are a collection of average spectra computed within user-defined test samples corresponding to ROIs. The four other classes were: the transitional dune (TD), the coastal stable dune grassland 1 (CSDG1), 2 (CSDG2) and 3 (CSDG3) (Fig. 2). The design of the ROIs for the definition of the classification inputs was conducted using a set of indexes calculated on the images spectra (Kassouk et al., 2010) following the equation:

$$index = \frac{\rho_1 - \rho_2}{\rho_1 + \rho_2} \quad (3)$$

where ρ_1 and ρ_2 are given in Table 2.

With the NDVI in red (R: NDVI), the NDGLI in green (G: NDGLI) and the NDRLI in blue (B: NDGLI), the false color image produced facilitates the image interpretation and the location of the dune habitats:

- The pixels with high sand abundances and less vegetation pigments show a spectrum with regularly increasing values of reflectance and a decreasing slope from the blue to the PIR spectral regions (Fig. 5 (a) - sand), therefore producing pixels with a false color ranging from cyan to blue (G: NDGLI > B: NDRLI > R: NDVI);
- The spectra from plants with green leaves tends to produce a false color yellow because of a strong R: NDVI and G: NDGLI compared to the B: NDRLI, allowing to locate the mobile dune vegetation, the coastal stable dune grassland 2 and the coastal woods pixels;
- The pixels with brown leaves are identified with a rather dark purple false color because of a moderate R: NDVI, lower values of B: NDGLI and G: NDRLI, corresponding to the areas of dominant brown moss *Tortula r.*;

		Index		
		NDVI	NDGLI	NDRLI
Bands	ρ_1 (nm)	772.9	555.2	602.4
	ρ_2 (nm)	674.9	500.8	555.2

Table 2: Spectral bands for the Normalized Difference Vegetation index (NDVI), Normalized Difference Green Leaves Index (NDGLI) and the Normalized Difference Red Leaves index (NDRLI) computation.

The test samples were defined as 2 m radius circles (residual georeferencing error) drawn around a spatial location visually identified on the false color image of indexes (Fig. 6 (a)). The test samples average spectra used as inputs for the classification (Fig. 7) were computed on 39 image spectra per class. The classification resulting map allowed to build a set of mask identifying the habitats on the hyperspectral image.

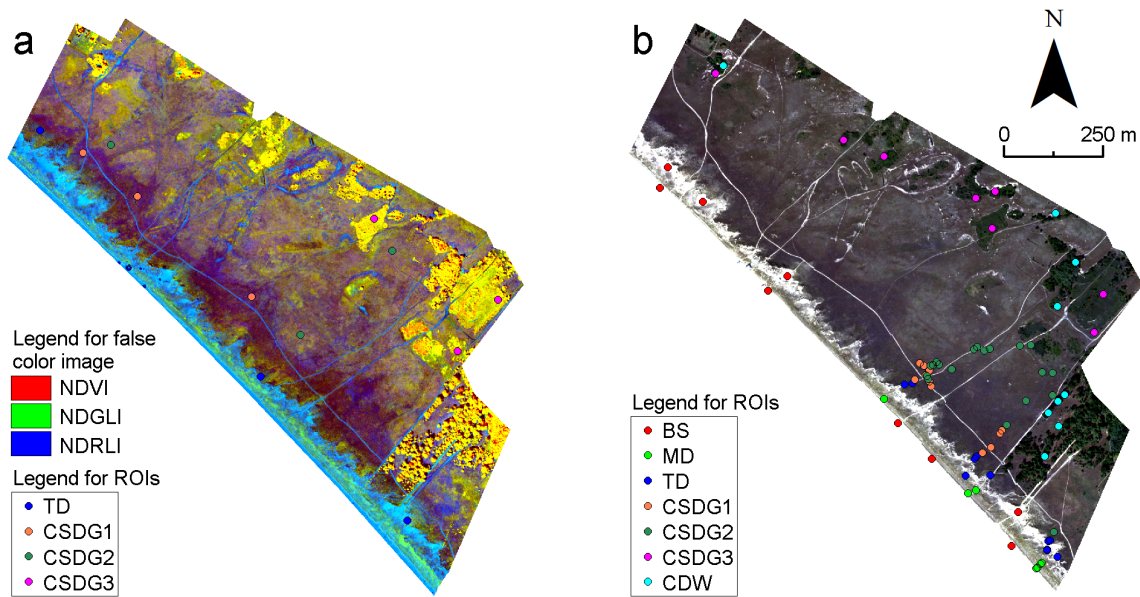


Figure 6: (a) Locations of the test samples used as input spectra for the classification on a false color image of the indexes computed and (b) locations of the validation samples on an RGB image of the study area. The samples are the pixels falling in a 2 m radius circle surrounding the locations.

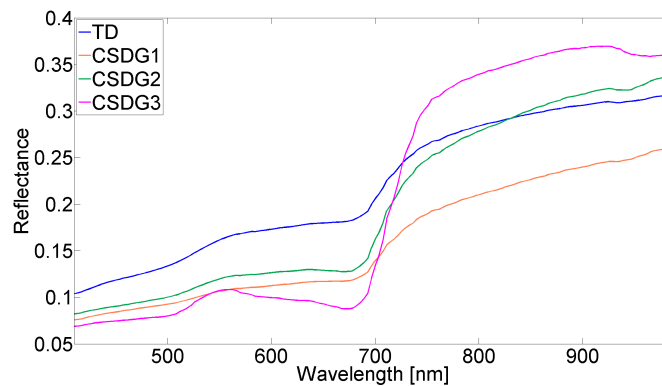


Figure 7: Spectra used for the Spectral Angle Mapper classification of the habitat on the landward part of the dune.

3 .4.3 Spectral unmixing for a sub-pixel species mapping

Each habitat of the dune was extracted using a mask, isolating the pixels belonging to the particular habitat for further analysis. For each habitat, a deeper exploration of the vegetation distribution was done with a selection of pertinent species expected to occur on the studied area. As mentioned in Section 3 .4.1, great spectral similarities exist between the collected spectra (Fig. 4), leading to numerous mis-mapping and a low agreement between field observations and unmixing results. These similarities could be related to factors such as the inherent chemistry of the vegetation components, their physiological state and potentially the field acquisition

geometry (case of *Ephedra d.*). To limit such mapping mistakes, the unmixing step was performed using a set of computed clusters, gathering the most spectrally close vegetal species of a particular habitat together. The clusters were established by calculating a pairwise cosine distance d measuring the angular distances between pre-selected field spectra:

$$d = 1 - \frac{x_1 x_2'}{\sqrt{(x_s x_s')(x_t x_t')}} \quad (4)$$

with d the pairwise distance in radians, r_1 and r_2 the pair of reflectance values for the two compared spectra s_1 and s_2 . In this study, a threshold of 1.053 mrad was chosen to regroup the closest species in Figure 8. The distribution of the species in the clusters is highlighted in Table 3. The clusters spectra were then computed by arithmetic mean of the species spectra (Fig. 9). The latter were used as endmembers to the following unmixing process. The distribution of the clusters in the habitats is detailed in Table 4

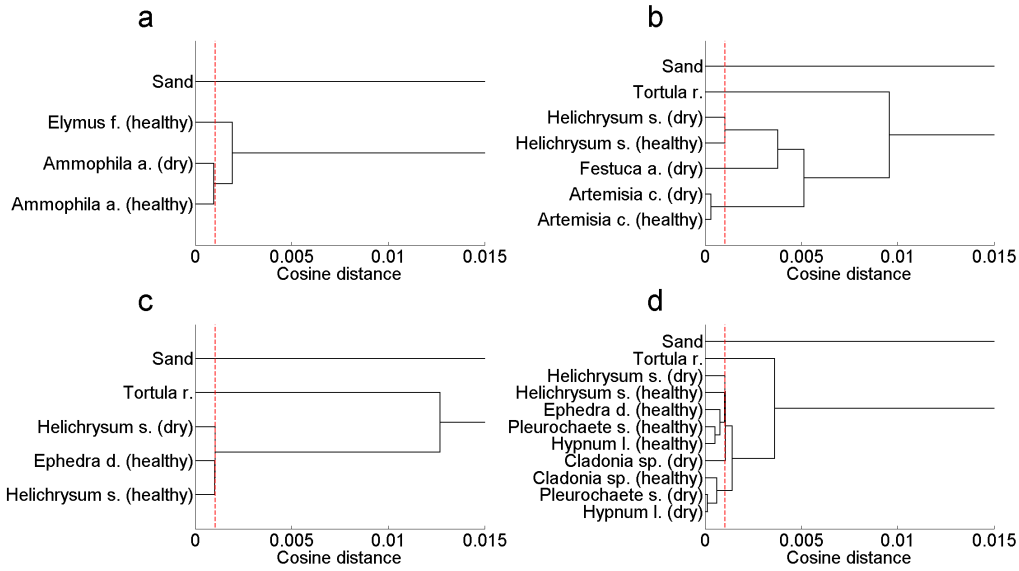


Figure 8: Clusters definition by computation of the cosine distance between the species field spectra for the (a) mobile dune , (b) transitional dune, coastal stable dune grassland (c) 1 and (d) 2.

The abundances of each cluster were retrieved in each habitat by means of a linear spectral unmixing model (Keshava and Mustard, 2002; Keshava, 2003; Bioucas-Dias et al., 2012). Such model implies that the surfaces contained in a given pixel are adjacent and that the reflected energy flux of the pixel is the weighted sum of the spectral signatures of the surfaces (endmembers):

$$y = s_1 a_1 + s_2 a_2 + \dots + s_n a_n + w = \sum_{i=1}^n s_i a_i + w \quad (5)$$

with n the number of endmembers, s_i the reflectance value of the i th endmember, a_i the abundance of the i th endmember, y the observed HSI spectrum and w the additive noise generated by the measurement and the sensor. This model suggest that no interactions occur between the different surfaces during the ray travel. Although, given the complexity of providing detailed measurements of the diffusion properties of all features of

Cluster	Sand and dominant vegetal species
Cluster 1	sand
Cluster 2	<i>Elymus f.</i>
Cluster 3	<i>Ammophila a.</i> (dry)
	<i>Ammophila a.</i> (healthy)
Cluster 4	<i>Tortula r.</i>
Cluster 5	<i>Helichrysum s.</i> (dry)
	<i>Helichrysum s.</i> (healthy)
Cluster 6	<i>Festuca a.</i> (dry)
Cluster 7	<i>Artemisia c.</i> (dry)
	<i>Artemisia c.</i> (healthy)
Cluster 8	<i>Helichrysum s.</i> (dry)
	<i>Ephedra d.</i> (healthy)
	<i>Helichrysum s.</i> (healthy)
Cluster 9	<i>Helichrysum s.</i> (dry)
	<i>Helichrysum s.</i> (healthy)
	<i>Ephedra d.</i> (healthy)
	<i>Pleurochaete s.</i> (healthy)
	<i>Hypnum l.</i> (healthy)
Cluster 10	<i>Cladonia sp.</i> (dry)
	<i>Cladonia sp.</i> (healthy)
	<i>Pleurochaete s.</i> (dry)
	<i>Hypnum l.</i> (dry)

Table 3: Clusters definition.

Dune habitat	Clusters									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
MD	x	x	x							
TD	x			x	x	x	x			
CSDG1	x			x				x		
CSDG2	x			x					x	x

Table 4: Clusters distribution in the four habitats of interest.

the observed scene as well as their composition and orientation (Keshava and Mustard, 2002), using a nonlinear mixing model is extremely challenging. Therefore the linear mixing model provides a good first approximation, especially in the case of mapping ground level mosses and low plants.

The unmixing algorithm used is based on constrained least squares estimation and interior-point optimization (Chouzenoux et al., 2014; Legendre et al., 2014). This algorithm assumes that the endmembers were already extracted and thus focuses on the abundances maps production. It allows to estimate the proportions of endmembers within a pixel with user-defined constraints such as non-negativity and sum different or equal to one. The main interest of this algorithm is its definition of the constraints and its speed, compensating the increasing computation time induced by the constraints thus is suitable for hypercubes such as the hyperspectral image used here. Since the collected HSI reflectance values appear to be higher than field spectra values, a unique non-negativity constraint was defined allowing to the algorithm to adjust between the endmembers and the image spectra. The species spectra selected to create a given cluster spectra are very close, therefore information on the real proportions of a particular specie belonging to this cluster cannot be provided because a high level of confusion exist between the species in a cluster. To retrieve a specie proportion within a pixel, all possibilities of mixing between the species of a cluster should be considered, which was tested beforehand with simulated spectra mixtures and did not provided reliable results. Therefore, the specie scale observations made in this paper reaches the limit of spectral proximities for certain habitats. It should be noted that both CSDG3 and CDW classes were not investigated for the retrieval of species abundances since fixed dune short grass, bushes and trees are out of range in this study.

The several steps of the overall process are summarized in Figure 10.

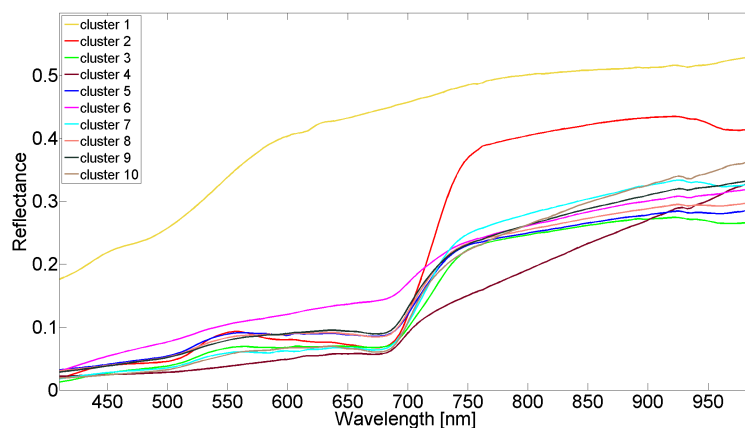


Figure 9: Spectral unmixing endmembers (clusters spectra) computed with the reference spectra.

3.4.4 Mapping quality evaluation

The image samples used for validation of the habitats classification were a combination of field observations and visual interpretation of the orthophotography generated from the LiDAR QA camera. Similar to the test

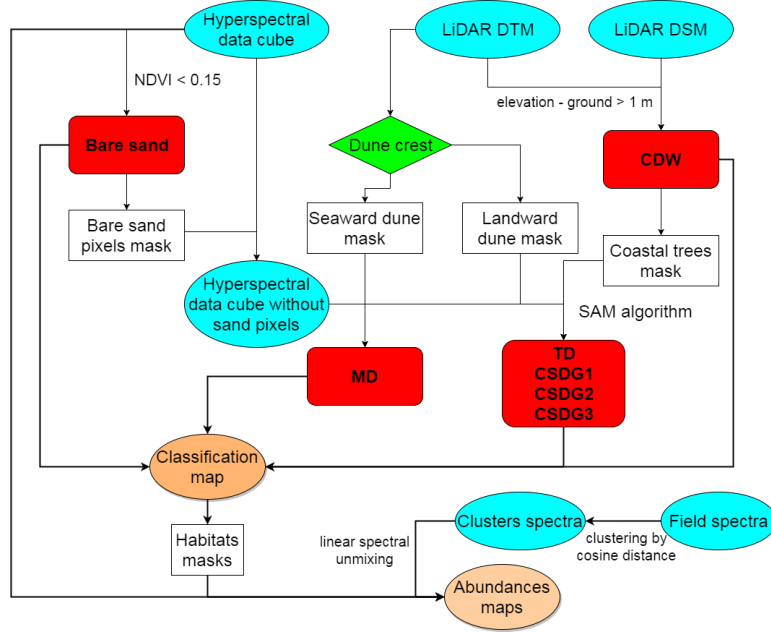


Figure 10: Flowchart describing the steps for the coastal dune habitats classification and abundances maps production.

samples, the validation samples of the MD, TD, CSDG1 and CSDG2 classes were defined as the pixels belonging to a 2 m radius circle around the location of a given field observation. Locations of validation samples for the BS, CSDG3 and CDW classes were visually found on the LiDAR-camera orthophotography (Fig 6 (b)). The 48 field observations and the 26 plots derived from the orthophotography and associated pixels constituted the validation set for the classification. The accuracy of the habitats classification was assessed using the Overall Accuracy (OA) and the Kappa coefficient (κ). Both parameters allow to discuss the classification results based on the good classification and mis-classification of pixels within the validation ROIs. The consistency of the mapping at a cluster level was estimated for the MD, TD, CSDG1 and CSDG2 habitats by comparing the species observed on the 48 field plots with the presence/absence of these species on the abundances maps. For each plot, we counted the number of pixels in a 2 m radius around the plot location for which the related specie(s) abundance was above 5 %. The ratio between pixels filling this condition and the total number of field plots was used as unmixing quality metric. In the case of a specie belonging to a cluster, we considered that it is well mapped if the cluster fills the above condition. Moreover, we computed the occupation surface of each cluster in each habitat in order to discuss the distribution patterns of the vegetation throughout the dune:

$$S = \frac{\sum_{i=1}^n A_i p}{HS} \quad (6)$$

where S is the surface occupied by a given cluster for a given habitat, A_i the cluster abundance at the i th pixel, n the total number of pixels, p the image pixel surface in m^2 ($1 m \times 1 m$) and CS the class surface in m^2 .

4 Results

4.1 Habitats mapping

Table 5 gathers the details of the classification map pixels distribution in the ground-truth samples. The Spectral Angle Mapper yielded accurate results with an overall accuracy of 70.71 % and a κ coefficient of 0.66 corresponding to a strong agreement between the computed classification and the field observations.

With validation samples located on the upper beach and within the sand blowouts on the mobile dune, the BS class shows very accurate results and achieved a 99.15 % accuracy. With similar results, the mobile dune vegetation was accurately mapped with 100 % of the pixels matching the validation samples. The accuracy largely decreased for the transitional dune mapping with out of 140 validation samples, only 29 were mapped as TD while the rest was distributed in the BS, MD, CSDG1 and CSDG2 classes. It should be noted that the transitional dune was also mapped throughout the theoretical extents of the stable dune, as pixels following the footpaths. The validation ROIs of the CSDG1 class were in majority located in the continuity of the transitional dune in the cross-shore direction. Based on these samples, 89.05 % of the pixels were classified as CSDG1, 12/137 pixels as TD and 3/137 as CSDG2. The classification of the second habitat on the stable dune (CSDG2) provided lesser quality results with an accuracy of 38.49 %: the majority of the validation samples were mapped as CSDG1 and few were mapped as TD. Finally, both the CSDG3 and CDW classes achieved nearly 100 % accuracy.

Observed	Predicted							Total
	Bare sand	MD	TD	CSDG1	CSDG2	CSDG3	CDW	
Bare sand	117	0	15					132
MD	1	90	37					128
TD			29	12	10			51
CSDG1			53	122	137			312
CSDG2			6	3	92	1		102
CSDG3						99		99
CDW							115	115
Total	118	90	140	137	239	100	115	939

Table 5: Confusion matrix of the hyperspectral image classification: OA = 70.71 % and κ = 0.66.

4.2 Cluster abundances and distribution patterns

Figure 12 shows the resulting abundance maps for all clusters in each habitat and Table 6 gathers the minimum, maximum and mean values of the abundances for all clusters in the four habitats. By confronting the abundances map with the field observations of species, we found that for 66.17 % of the fields observations, the corresponding

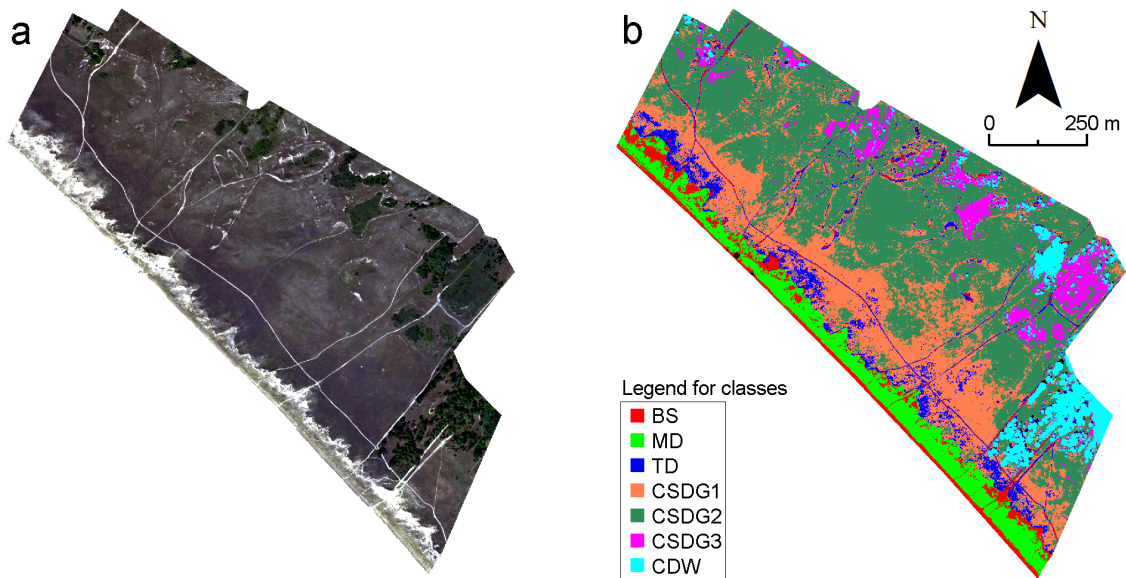


Figure 11: Habitats classification map for the Tresson dune. (a) RGB image of the study area and (b) the corresponding classification map.

species were mapped by the linear spectral unmixing, whether the cluster contains one specie or many.

On Figure 12, we can see that the mobile dune habitat was mostly covered by the cluster 1, corresponding to the sand signature. With a occupation ratio of 61.25 %, the sand is largely found on the upper beach, the dune face and within the sand blowouts. The cluster 2 (*Elymus f.*) was mapped throughout the dune face with rather high abundances (mean 34.59 %), while its theoretical distribution forms an alongshore line over on the embryo-dune (Fig. reffig2 (a)). In contrast, the cluster 3 (*Ammophila a.*) was poorly mapped with low abundances (mean 4.15 %) and a rather discontinuous organization.

On the TD habitat, the sand remains the most abundant feature with a mean proportion of 44.89 %. The cluster 5 (*Helichrysum s.*) occupied more than 40 % of the habitat total surface. The cluster 4 (*Tortula r.*) represented 14.93 %. The clusters 6 and 7, regrouping respectively *Festuca a.* and *Artemisia c.*, were almost not found.

On the coastal stable dune grassland 1, the sand proportions decreased. Such decrease is associated to an increase in brown moss (cluster 4) and everlasting flower associated to sea grape (cluster 8), covering 41.68 % of the CSDG1 habitat surface.

The larger part of the stable dune is cover by the habitat called coastal stable dune grassland 2. We previously noticed that going toward the inland, the sand proportion decreased. This observation is comforted by the Table 6 results where the sand surface is lower than 20 %. The proportion of *Tortula r.* also decreased in compliance with general field observations. In this habitat, the most represented group is the cluster gathering all species with a rather green color (cluster 9), corresponding to the green mosses and lichen as well as the low

plants, mostly in a healthy state (71.95 % of the habitat surface). The cluster 10 show a plot on Figure 12 with almost no pixel mapped.

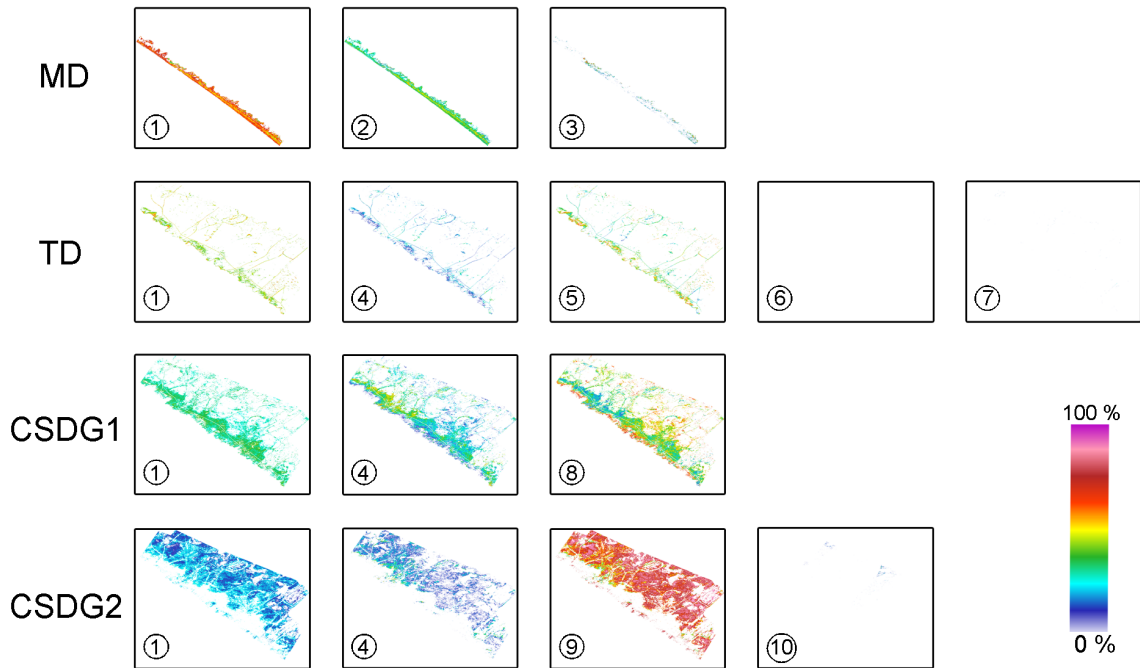


Figure 12: Abundance maps (%) of the clusters in each vegetal habitat. The cluster number is circled in each plot.

Habitats	Clusters									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
MD	61.25	34.59	4.15							
TD	44.89			14.93	40.11	≈ 0	≈ 0			
CSDG1	31.50			26.82				41.68		
CSDG2	19.68			8.31					71.95	≈ 0

Table 6: Ratio of the surface occupied by each cluster in each investigated habitat (%).

5 Discussion

5.1 Dune habitats mapping

The coastal dune habitats classification procedure proposed here aims at using the spectral information of an hyperspectral image to segment it using the Spectral Angle Mapper. The overall accuracy and κ of the confirm

that the classification provided satisfying results and a reliable mapping, consistent with field observations. The habitats limits and repartition comply with results of previous studies (Debaine et al., 2013). Since the vegetal habitats, species and their distribution on the dune is specific to the dune systems of this region, it is not pertinent to compare it to other coastal dunes in Europe or in the world. However, it can be mentioned that the Overall Accuracy of the classification falls in the range of results in previous studies such as De Backer et al. (2004), de Lange et al. (2004) and Roelofsen et al. (2014).

The most easily identified classes were the bare sand, mobile dune habitat, coastal stable dune grassland 3 and coastal trees, corresponding the highest accuracies values. The quality of the segmentation of the bare sand pixels is related to the use of the NDVI, considered as an efficient tool for identifying bright targets such as the beach sand. Here, the threshold applied to separate the bare sand pixels can be considered as adapted for the study site. Also, the validation samples defined with the orthophotography were located in obvious areas covered in sand.

Regarding the mobile dune mapping, using the dune crest as the most inland limit of the habitat generally allowed to prevent confusion with the transitional dune habitat. As mentioned in Section 4.1, both *Helichrysum s.* and *Artemisia a.* are spectrally close to the mobile dune *Elymus f.* and *Ammohpila a.* when associated. The accuracy of the MD class mapping is also to be related to locations of the field observations which were made on the dune face, not close to the dune crest. Indeed, Figure 2 (a) shows that in some parts of the dune, small patches of transitional dune vegetation can be observed beyond the dune crest, in the seaward direction. Therefore, the use of the dune ridge as a feature for extracting the mobile dune vegetation should be restricted to coastal areas where the transitional dune habitats are less prominent or where the mobile dune habitat is more strictly discriminated from the rest by the dune crest. Furthermore, it is worth mentioning that *Ammophila a.* can also be found in a few trough located in the back of the fixed dune (Debaine et al., 2013). Using the dune ridge to locate this specie does not allow to map such features. The abundances of marram grass on the mobile and stable dunes are largely distinct in favor of the mobile dune, thus this mis-mapping is not considered as a major issue. It should be mentioned that extracting the dune crest as an input into the classification method proposed in this paper is, in most parts of the dune, appropriate for a well conserved dune system such as the Tresson dune. On more degraded dunes such as the ones present on the Pays de Monts (Vendée, France) with multiple dune crests, partly inherited from human coastal management, such extraction would become more challenging and might not provide a satisfactory segmentation.

Between the dune ridge and the most inland part of the investigated area, the distribution of the main habitats is, for the most, coherent, with progressively from the ridge to the woods, the transitional dune, the coastal stable dune grassland 1 and 2 and the coastal dune woods. Although, the mapping of the TD habitat showed a rather low agreement with the ground-truth data. First, some field observations of the transitional dune vegetation were located within the extents of the MD habitat given by the dune crest position. Therefore, such validation samples were mapped as MD class. Second, the proximity of composition of vegetal species between

TD and CSDG1 or CSDG2 led to the computation of similar spectral signature for the SAM classification conducting to a substantial mis-mapping. Those similarities come from the fact that *Tortula r.* and *Helichrysum s.* spectrally contributed to the pixels signatures shapes for the three classes. Moreover, *Artemisia c.*, marker specie of the transitional dune, has a spectral shape very close to *Ephedra a.* and *Helichrysum s.*, both found on the fixed dune.

The mapping of CSDG1 or CSDG2 is driven by the green vegetation proportions. The classification of CSDG1 pixel provided satisfactory results while the identification of CSDG2 pixels was not persuasive at location of the validation plots. Although, looking at Figure 11 (b), the distribution of the CSDG2 class is consistent with general field observation.

In the same frame, the classification of all CSDG3 should be tied up to the proportions of green vegetation in the pixels, which is how the spectra used to computed the classification reference spectrum for this class were selected.

The LiDAR difference between DSM and DTM allowed to properly extract the CDW class. Given the height threshold used, very few confusion could have been made with the dune bushes and grasses of CSDG3, steering to the very good results of this habitat mapping. Here, the morphological informations provided by the LiDAR on the trees allowed to separate CSDG3 and CDW, two classes which pixels spectra contained chlorophyll *a*.

Overall, the classification of the Tresson dune habitat would benefit from a comparison with more field plots. We suggest that for a coastal dune mapping, a ground-truth map should be produced, from field measurement and observations contemporary to the airborne survey.

5.2 Vegetation clusters distribution

The vegetal species and sand clustering, presented in Figure 8 and associated results in Figure 12, show that the evident distinctions in spectral signatures shapes of sand and *Tortula r.* allows the unmixing algorithm to estimate their abundances with pertinent results. Indeed, the sand and brown moss distributions over the dune coupled to their proportions evolution toward the back of the dune grassland are in accordance with the field observations. The major confusions occur for the mapping of the mobile dune grasses, low plants and green mosses and lichen.

The mapping of *Elymus f.* on the mobile dune showed an overestimated distribution of the specie, and thus an underestimation of the marram grass proportions, inconsistent with the field observations. We suggest that such mapping is a result of the algorithm balancing out the proportions of sand and two herbaceous species, one healthy with a green color (cluster 2 - healthy *Elymus f.*), and the other rather dry with a green-yellow color (cluster 3 - *Ammophila a.*). On an ecological standpoint, not being able to properly assess the proportions of *Elymus f.* and *Ammophila a.* rises the issue of not separating the vegetation of the embryo-dune and the foredune, a difference that we deliberately omitted here. Such difference could have a more important impact on other dune systems, with a more prominent embryo-dune. Given the height difference between these two

species and despite their similar structures, the confusion between these two species might be problematic for assessing their impact on the sand stabilization and associated terrain morphological changes (Hertling and Lubke, 1999).

On the transitional dune, the cluster 5 containing *Helichrysum s.* in both healthy and dry states was the most suitable spectral signature for explaining the green-yellow vegetation component of the image spectra. Thus, the spectra of the clusters containing respectively *Artemisia c.* and *Festuca a.* were discarded. Since these two species are markers of the process of the dune stabilization along with *Tortula r.* and *Helichrysum s.*, not mapping them allows to commit an error on the ecological description of this habitat. The fescue being a grass type of vegetation, structurally different from the low plants, an error on the potential level of fixation of the sediment is also carried out.

The two coastal stable dune grasslands are the habitats where the major mis-mapping occurred in this study. For both habitats, the bare sand and the brown moss remain well mapped with consistent proportions. In the case of the CSDG1 habitat, the cluster 8, containing the spectra of *Helichrysum s.* and *Ephedra d.*, is the only spectra available for estimating the contribution of the green-yellow vegetation, following the clustering threshold. The main issue raised on the study of this habitat is the fact that the two species cannot be separated, although their morphologies are significantly different. Thus the method encounters a major limitation. It should be noted that given the structure of the sea grape with its fine stems, it is very challenging to acquire its field spectra, potentially explaining its mis-mapping.

In the CSDG2 habitat, all species were mapped, notably with the contribution of the cluster 9 spectra, gathering green mosses, lichen and low plants with *Helichrysum s.* in both dry and healthy states. Since the same moss and lichen species are present in the cluster 10 as in the cluster 9, the inaccuracy of their abundances mapping is compensated by the cluster 9 mapping. However, the main issue here is the impossibility of separating the low plants and the mosses and thus not being able to retrieve values for the respective occupation surfaces. Since the mosses are necessary to the sediment settlement, not separating them from the low plants does not allow to gauge the level of embedding of the fixed dune. A general observation is that on the transition dune and coastal stable dune grasslands, the clusters containing a contribution of the *Helichrysum s.* spectra, had their abundances estimated. When these spectra were not included in a cluster spectra, the latter was poorly or not mapped. Therefore, it appears that the everlasting flower spectra are the features allowing to explain the green contribution to a given image spectra of the TD, CSDG1 and CSDG2 habitat.

The method developed in this study allowed to separate the sand and the brown moss from a vegetal cover with a green-yellow color in the visible, which is appealing for the assessment of the dune stability in relation with bare sediment surfaces. The sand and brown moss distribution maps can be used to assess the stabilization level of the dune by potentially compare them in a time series. Indeed, the bare sand cover corresponds to the surfaces that are the most vulnerable to eolian transport, therefore retrieving the proportion of covered ground and the nature such cover could help for potential morphological changes detection. Overall, the processing

chain built here provides an interesting step in the separation of the vegetation, although estimating the specie proportions might invoke the need of more precisely measured field data or to replace the hypothesis of a linear mixing by a non-linear mixing model.

6 Conclusion

In this paper, we proposed a mapping method involving the identification of typical dune habitats of the coastal area in Western France, and the mapping of species within these habitats, allowing to produce maps with an ecological interest and potential implication for morphological changes understanding.

The overall processing was started by the segmentation of hyperspectral images in seven main habitats, using spectra-derived properties as well as topographical information provided by coeval LiDAR DSM and DTM:

- The pixels containing vegetation and the bare sediment pixels were separated using a thresholded NDVI;
- The mobile dune vegetation pixels were mapped using the dune ridge position as the vegetation pixels between the latter and the upper beach;
- The coastal dune woods were identified based on a 1 m thresholded elevation difference between DSM and DTM. The pixels with such difference above 1 m were mapped as trees;
- The rest of the image, corresponding to the transitional dune and coastal stable dune grassland was segmented using the Spectral Angle Mapper classification method;

The Overall Accuracy of such mapping gave pertinent results with a value of 70.71 % associated to consistent distributions of each class.

The second step of the procedure was to extract the abundances of dominant vegetal species within each habitats mapped. To do so, prior observation of the vegetation distribution allowed to locate which species contributed to a particular habitat. Given their spectral similarities and the impossibility to separate the species based on their spectral signatures, they were clustered and a synthetic spectra was computed for each cluster. The latter were used as spectral endmembers to the linear spectral unmixing algorithm. Overall, the resulting maps showed that sand and *Tortula r.* are accurately mapped, given their high level of discrepancies compared to the other species. The general observation made on the abundance maps is that the localization of the green vegetation was mostly driven by the location of the specie *Helichrysum s.*. Indeed, aside from the sand and *Tortula r.* which spectra are very different from the rest of the library, the cluster containing the everlasting flower, particularly in a dry state, was automatically mapped. Therefore, another level of data analysis might be needed to solve the uncertainty on the vegetation distribution mapping on the coastal dune.

Future research on this topic would be first, to improve the hyperspectral images georeferencing to a subpixel error (< 1 m). Then, the habitats segmentation could be improved: On the mobile dune, the use of full waveform LiDAR data, allowing to separate different levels of light diffusion on the surface cover, could help identifying the

marram grass. At the specie scale, the retrieval of components abundances was apprehended on the hypothesis of a linear spectral mixing model. With a nadir oriented view, such hypothesis remains pertinent but a deeper analysis and the retrieval of the real species abundances species might rely on the introduction of non-linear mixture model allowing to explain the distinction issues between spectrally similar signatures. It could also be beneficial to collect the reference spectra of each specie from in situ isolated field samples, without regard for the potential interaction with other vegetal species. Finally, the use of a SWIR sensor could provide additional data about the species physiological state. Although such idea is interesting, it should be noted that a triple sensors integration is challenging, given the inherent measurement parameters of the sensors (spatial resolution, swath, spectral domain).

7 Acknowledgments

This study was funded by the region of Pays de la Loire through the research program « Réseau de Suivi et de Surveillance de l'Observatoire des Sciences de l'Univers Nantes Angers » (RS2E - OSUNA). Part of the LiDAR data were acquired through a LiDAR system funded by the region Pays de la Loire (RS2E-OSUNA) and the region Bretagne with a contribution of its European regional development fund (ERDF). The authors would like to thank Emmanuel Gouraud, Cyril Michon and William Gentile of FIT-Conseil (Nantes, France) for the LiDAR data acquisition and pre-processing and Maxime Legendre (Universidade Federal de Santa Catarina, Florianopolis, Brésil) for providing the user interface of the spectral unmixing algorithm.

References

- Acosta, A., Ercole, S., Staniscu, A., De Patta Pilar, V., and Blasi, C. Coastal vegetation zonation and dune morphology in some mediterranean ecosystems. *Journal of Coastal Research*, 23(6):1518–1524, 2007.
- Ba, A., Launeau, P., Moussaoui, S., Robin, M., Giraud, M., and Debaine, F. Poster: Spectral imaging for coastal dune vegetation characterization in western france. In *9th European Association of Remote Sensing Laboratories SIG Imaging Spectroscopy workshop*, Luxembourg, Luxembourg, Apr. 14-16 2015a.
- Ba, A., Launeau, P., Robin, M., Moussaoui, S., Michon, C., Giraud, M., and Le Menn, E. Apport du lidar dans le géoréférencement d'images hyperspectrales en vue d'un couplage lidar/hyperspectral. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 210:5–15, 2015b.
- Bertels, L., Deronde, B., Kempeneers, P., Provoost, S., and Tortelboom, E. Potentials of airborne hyperspectral remote sensing for vegetation mapping of spatially heterogeneous dynamic dunes, a case study along the belgian coastline. In *Dunes and Estuaries 2005 - International Conference on Nature Restoration Practices in European Coastal Habitats*, pages 153–163, 2005.
- Bioucas-Dias, J. M., Plaza, A., Dobigeon, N., Parente, M., Du, Q., Gader, P., and Chanussot, J. Hyperspectral unmixing overview: Geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches. *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens*, 5:354–379, 2012.
- Boardman, J. W. and Kruse, F. A. Automated spectral analysis: a geological example using aviris data, north grapevine mountains, nevada, 1994.
- Bretel, P., Froideval, L., Monfort, O., and Levoy, F. Coastline identification from airborne lidar surveys: A multi criteria approach. In *Coastal Dynamics 2013*, 2013.
- Burke, A., Anderson, G. P., Acharya, P. K., and Shettle, E. P. *MODTRAN 5.2.0.0 USER'S MANUAL*, 2008.
- Castelle, B., Marieu, V., Bujan, S., Splinter, K. D., Robinet, A., Sénéchal, N., and Ferreira, S. Impact of the winter 2013–2014 series of severe western europe storms on a double-barred sandy coast: Beach and dune erosion and megacusp embayments. *Geomorphology*, 238:135 – 148, 2015.
- Chouzenoux, E., Legendre, M., Moussaoui, S., and Idier, J. Fast constrained least squares spectral unmixing using primal-dual interior point optimization. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(1):59–69, 2014.
- Combe, J.-P., Launeau, P., Carrère, V., Despan, D., Méléder, V., Barillé, L., and Sotin, C. Mapping micro-phytobenthos biomass by non-linear inversion of visible-infrared hyperspectral images. *Remote Sensing of Environment*, 98(4):371 – 387, 2005.

- De Backer, S., Kempeneers, P., Debruyne, W., and Scheunders, P. Classification of dune vegetation from remotely sensed hyperspectral images. In Campilho, A. and Kamel, M., editors, *Image Analysis and Recognition Proc. of International Conference on Image Analysis and Recognition*, Lecture Notes in Computer Science, pages 497–503, Porto, Portugal, 2004. Springer, Springer.
- de Lange, R., van Til, M., and Dury, S. The use of hyperspectral data in coastal zone vegetation monitoring. In *EARSeL eProceedings 3*, pages 143–153, 2004.
- Debaine, F. and Robin, M. A new gis modelling of coastal dune protection services against physical coastal hazards. *Ocean & Coastal Management*, 62:43–54, 2012.
- Debaine, F., Robin, M., Roze, F., Favennec, J., Gouguet, L., and C.Prat, M. Ecosystem service based mapping of atlantic coastal dunes conservation for management. Technical report, 2013.
- Deronde, B., Houthuys, R., Debruyne, W., Franssaer, D., Van Lancker, V., and Henriët, J. P. Use of airborne hyperspectral data and laserscan data to study beach morphodynamics along the belgian coast. *Journal of Coastal Research*, 22:1108–1117, 2006.
- Elaksher, A. Fusion of hyperspectral images and lidar-based dems for coastal mapping. *Optics and Lasers in Engineering*, 46:493–498, 2008.
- Granja, H., Prat, M. C., Favennec, J., Hallegouët, B., Yoni, C., Barrère, P., Rozé, F., Jun, R., Dauphin, P., Thomas, H., Estève, G., Micheneau, C., Thirion, J. M., Veneau, F., Lahondère, C., Lebon, P., Salomon, J. N., Oyarzabal, J., Granereau, G., Jarret, P., Richard, P., Dieng, D., Duffaud, M. H., Février, G., Métayer, S., and Gouguet, L. *Connaissance et gestion durable des dunes de la côte atlantique*. Office National des Forêts, 2002.
- Hanley, M., Hoggart, S., Simmonds, D., Bichot, A., Colangelo, M., Bozzeda, F., Heurtefeux, H., Ondiviela, B., Ostrowski, R., Recio, M., Trude, R., Zawadzka-Kahlau, E., and Thompson, R. Shifting sands? coastal protection by sand banks, beaches and dunes. *Coastal Engineering*, 87:136 – 146, 2014.
- Hardin, E., Kurum, M. O., Mitasovaand, H., and Overton, M. F. Least cost path extraction of topographic features for storm impact scale mapping. *Journal of Coastal Research*, 28:970–978, 2012.
- Hertling, M. U. and Lubke, A. R. Use of ammophila arenaria for dune stabilization in south africa and its current distribution—perceptions and problems. *Environmental Management*, 24(4):467–482, 1999.
- IFEN. Analyse statistique et cartographie de l'érosion marine. Technical report, 2007.
- Kassouk, Z., Launeau, P., Roy, R., Mestayer, P. G., Rouaud, J. M., and Giraud, M. Urban mapping using hyperspectral hypspec images over nantes city, southern france. In *Proc. of International Association of Spectral Imaging*, 2010.

- Kazemipour, F. *Caractérisation hyperspectrale des biofilms microphytobenthiques: Cartographie de la biomasse de la micro à la macro échelle*. PhD thesis, Université de Nantes, 2011.
- Kazemipour, F., Launeau, P., and Méléder, V. Microphytobenthos biomass mapping using the optical model of diatom biofilms: Application to hyperspectral images of bourgneuf bay. *Remote Sensing of Environment*, 127:1 – 13, 2012.
- Kempeneers, P., Deronde, B., Bertels, L., Debruyne, W., de Backer, S., and Scheunders, P. Classifying hyperspectral airborne imagery for vegetation survey along coastlines. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International*, volume 2, pages 1475–1478, Sept 2004.
- Keshava, N. A survey of spectral unmixing algorithms. *Lincoln Laboratory Journal*, 14:55–78, 2003.
- Keshava, N. and Mustard, J. F. Spectral unmixing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 22:44–57, 2002.
- Kruse, F. A., Lefkoff, A. B., Boardman, J. W., Heidebrecht, K. B., Barloon, A. T. S. P. J., and Goetz, A. F. H. The spectral image processing system (sips)—interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. *Remote Sensing of Environment*, 44(2):145 – 163, 1993.
- Lancaster, N. and Baas, A. Influence of vegetation cover on sand transport by wind: field studies at owens lake, california. *Earth Surface Processes and Landforms*, 23:69–82, 1998.
- Legendre, M., Moussaoui, S., Chouzenoux, E., and Idier, J. Primal-dual Interior-Point Optimization Based on Majorization-Minimization for Edge-Preserving Spectral Unmixing. In *IEEE International Conference on Image Processing*, Paris, France, Oct 2014.
- Louchard, E. M., Reid, R. P., Stephens, C. F., Davis, C. O., Leathers, R. A., Downes, V., and Maffione, R. Derivative analysis of absorption features in hyperspectral remote sensing data of carbonate sediments, 2002.
- Ma, S., Tao, Z., Yang, X., Yu, Y., Zhou, X., and Li, Z. Bathymetry retrieval from hyperspectral remote sensing data in optical-shallow water. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 52: 1205–1212, 2014.
- McIntyre, M. L., Naar, D. F., Carder, K. L., Donahue, B. T., and Mallinson, D. J. Coastal bathymetry from hyperspectral remote sensing data: Comparisons with high resolution multibeam bathymetry. *Marine Geophysical Researches*, 27(2):129–136, 2006.
- Méléder, V., Launeau, P., Barillé, L., Combe, J.-P., Carrère, V., Jesus, B., and Verpoorter, C. Hyperspectral imaging for mapping microphytobenthos in coastal areas. In *Geomatic Solutions for Coastal Environments*, page Chapter 4. 2010.

- Mura, M. D., Prasad, S., Pacifici, F., Gamba, P., Chanussot, J., and Benediktsson, J. A. Challenges and opportunities of multimodality and data fusion in remote sensing. *Proceedings of the IEEE*, 103(9):1585–1601, 2015.
- Nield, J. M. and Baas, A. C. The influence of different environmental and climatic conditions on vegetated aeolian dune landscape development and response. *Global and Planetary Change*, 64(1–2):76 – 92, 2008.
- Olson, J. S. Lake michigan dune development. 1. wind-velocity profiles. *Journal of Geology*, 66:254–263, 1958.
- Prietas, A. M. and Fagherazzi, S. Morphological barrier island changes and recovery of dunes after hurricane dennis, st. george island, florida. *Geomorphology*, 114:614–626, 2010.
- Richter, R. A fast atmospheric correction algorithm applied to landsat tm images. *International Journal of Remote Sensing*, 11(1):159–166, 1990.
- Richter, R. Atmospheric correction of dais hyperspectral image data. *Computers and Geosciences*, 22(7):785 – 793, 1996.
- Richter, R. Correction of satellite imagery over mountainous terrain. *Appl. Opt.*, 37(18):4004–4015, Jun 1998.
- Richter, R. and Schläpfer, D. Geo-atmospheric processing of airborne imaging spectrometry data. part 2: Atmospheric/topographic correction. *International Journal of Remote Sensing*, 23(13):2631–2649, 2002.
- Roelofsen, H. D., Kooistra, L., van Bodegom, P. M., Verrelst, J., Krol, J., and Witte, J.-P. M. Mapping a priori defined plant associations using remotely sensed vegetation characteristics. *Remote Sensing of Environment*, 140:639 – 651, 2014.
- Rouse, J. W., Jr., Haas, R. H., Schell, J. A., and Deering, D. W. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with Ert. *NASA Special Publication*, 351:309, 1974.
- Ruz, M. H. and Meur-Ferec, C. Influence of high water levels on aeolian sand transport: upper beach/dune evolution on a macrotidal coast, wissant bay, northern france. *Geomorphology*, 60:73–87, 2003.
- Ryan, J. P., Davis, C. O., Tuffillaro, N. B., Kudela, R. M., and Gao, B. C. Application of the hyperspectral imager for the coastal ocean to phytoplankton ecology studies in monterey bay, ca, usa. *Remote Sensing*, 6(2):100–1025, 2014.
- Sabatier, F., Anthony, E. J., Héquette, A., Suanez, S., adn Marie-Hélène Ruz, J. M., and Regnaud, H. Morphodynamics of beach/dune systems: examples from the coast of france. *Géomorphologie*, 15:3–22, 2009.
- Sallenger Jr., A. H., Kabrill, W. B., Swift, R. N., Brock, J., List, J., Hansen, M., Holman, R. A., Manizade, S., Sontag, J., Meredith, A., Morgan, K., Yunkel, J. K., Frederick, E. B., and Stockdon, H. Evaluation of airborne topographic lidar for quantifying beach changes. *Journal of Coastal Research*, 19:125–133, 2003.

- Salman, A. Living with coastal erosion in europe: Sediment and space for sustainability. Technical report, 2004.
- Schläpfer, D. and Richter, R. Geo-atmospheric processing of airborne imaging spectrometry data. part 1: Parametric orthorectification. *International Journal of Remote Sensing*, 23(13):2609–2630, 2002.
- Shaw, G. and Manolakis, D. Signal processing for hyperspectral image exploitation. *IEEE Signal Processing Magazine*, 19(1):12–16, 2002.
- Shaw, G. A. and Burke, H. H. K. Spectral imaging for remote sensing. *Lincoln Laboratory Journal*, 14:3–24, 2003.
- Verpoorter, C. *Hyperspectral remote sensing and sedimentary facies mapping of an intertidal zone : application to Bourgneuf Bay*. PhD thesis, Université de Nantes, March 2009.
- Vu, T. T., Matsuoka, M., and Yamazaki, F. Lidar-based change detection of buildings in dense urban areas. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International*, volume 5, pages 3413–3416 vol.5, Sept 2004.
- Woolard, J. W. and Colby, J. D. Spatial characterization, resolution, and volumetric change of coastal dunes using airborne lidar: Cape hatteras, north carolina. *Geomorphology*, 48:269–287, 2002.
- Wulder, M. A., White, J. C., Nelson, R. F., Næsset, E., Ørka, H. O., Coops, N. C., Hilker, T., Bater, C. W., and Gobakken, T. Lidar sampling for large-area forest characterization: A review. *Remote Sensing of Environment*, 121:196 – 209, 2012.

1.2 Résultats et discussion complémentaires

Dans l'application présentée précédemment, il a été choisi d'utiliser le Spectral Angle Mapper afin de cartographier les habitats sur le versant orienter vers l'intérieur des terres. Ce choix a été motivé par le fait que le SAM est une méthode utilisant l'intégralité des formes spectrales, s'affranchissant des effets des effets d'albédo et des conditions d'illumination. Cependant, il existe d'autres méthodes permettant de classer les pixels d'une image hyperspectrale.

1.2.1 Méthode

Dans cette section, nous nous proposons d'analyser les résultats de trois autres méthodes, en les comparant avec ceux de la méthodologie de classification utilisée, exploitant SAM et données morphologiques fournies par le LiDAR. Ces trois méthodes sont la Minimum Distance (MD), la Maximum Likelihood (ML) et la Support Vector Machine (SVM). Afin d'utiliser ces trois méthodes, une phase préalable de sélection d'éléments à classer est nécessaire. Ici, on ne cherche plus à exploiter l'intégralité de la forme spectrale mais un certain nombre d'éléments représentatifs de l'information contenue dans chaque pixel. Pour cela, nous avons extrait l'information principale contenu dans chacun des pixels à l'aide d'une Analyse en Composante Principale (ACP). Celle-ci a permis de concentrer l'information principale contenu dans les spectres sur les premières bandes du cube résultant. Nous avons ensuite sélectionné les quatre premières bandes de ce cubes, présentant 99,99 % de l'information contenues dans l'hypercube. De plus, seules les quatre premières bandes ont été sélectionnées puisque sur la cinquième apparaît un bruit lié à l'alternance de directions de vol de l'avion. Pour chaque pixel, ces quatre bandes représentent les descripteurs utilisés pour la classification. De plus, nous avons testé le SAM sur l'intégralité du cube afin d'estimer les potentielles erreurs commises lorsque l'image n'est pas segmentée à l'aide de données LiDAR.

Dans un premier temps, nous avons classés l'intégralité de l'image de la dune de la Tresson en 2015 en utilisant ces quatre méthodes (SAM, MD, ML et SVM). Pour chacune d'entre elles, les échantillons test correspondent à 48 pixels sélectionnés sur l'image en vraie couleur de la dune (Fig. IV.1), sans identification préalable des pixels de sable à nu, de végétation de dune mobile et des arbres. Dans un second temps, nous avons utilisés la MD, la ML et la SVM pour classés les habitats TD, CSDG1, CSDG2 et CSDG3 après identification des classes BS, MD et CDW comme présentée dans l'application précédente. Les précisions des différentes cartes de classification ont été estimées à l'aide des 939 pixels de validations dérivés d'observations terrain et d'identification sur orthophotographie (1.1).

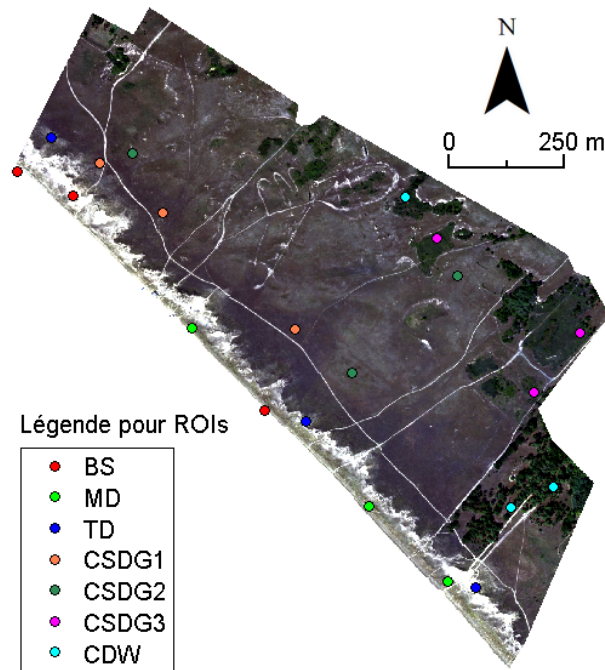


Figure IV.1 – Localisation des échantillons test sur une image en vraie couleur de la dune de la Tresson.

1 .2.2 Résultats

La figure IV.2 présente les cartes de classifications produites par SAM, MD, ML et SVM et le Tableau IV.1 regroupent les précisions des classifications. On voit sur cette figure que pour chacune des méthodes, un certain nombre d'erreurs de répartitions des pixels sont commises. Globalement, la classe BS est très bien identifiée avec des précision allant de 94,07 à 100 % en fonction de la méthode. La classification par SAM (Fig. IV.2 (a)), dont la précision globale est de 63,79 %, présente une distribution des pixels de végétation de dune mobile et de dune de transition confuse. En effet, on peut voir qu'un grand nombre de pixels de dune de transition sont cartographiés au niveau de la dune mobile. Si la précision de la classe CSDG1 est bonne, celle de la classe CSDG2 est beaucoup plus faible en raison de confusion avec la première. Par ailleurs, la classification du SAM ne permet pas de séparer correctement les pixels de CSDG3 et CDW. La classification par MD (Fig. IV.2 (b)) présente une précision globale de 62,86 %. Sur la carte de ce classification, on voit une localisation des pixels de la classe MD jusqu'à l'arrière de la dune grise, bien qu'au niveau des pixels de validation, celle-ci soit bien identifiée. La classe TD est mal identifiée avec 22,86 %. La classe CSDG2 a également une faible précision avec 49 %. La méthode fournissant moins bon résultat est la classification par ML. Malgré une précision presque équivalent à celle de la classification par MD, la carte figure IV.2 (d) montre que la dune mobile est presque entièrement classée comme dune de transition, de même que la classe CSDG1 (48,17 %). La classe CSDG2 a une faible précision avec 38,49 %. Entre CSDG3 et CDW, une grande confusion existe au niveau de la dune boisée avec une précision de 62,61 %. La dernière classification par SVM, présente les résultats les plus cohérents

avec une précision de 70,93 %. Parmi les classes les moins bien identifiées, on compte la dune de transition et l'habitat CSDG2 pour la dune rase, et la dune boisée, confondue avec CSDG3.

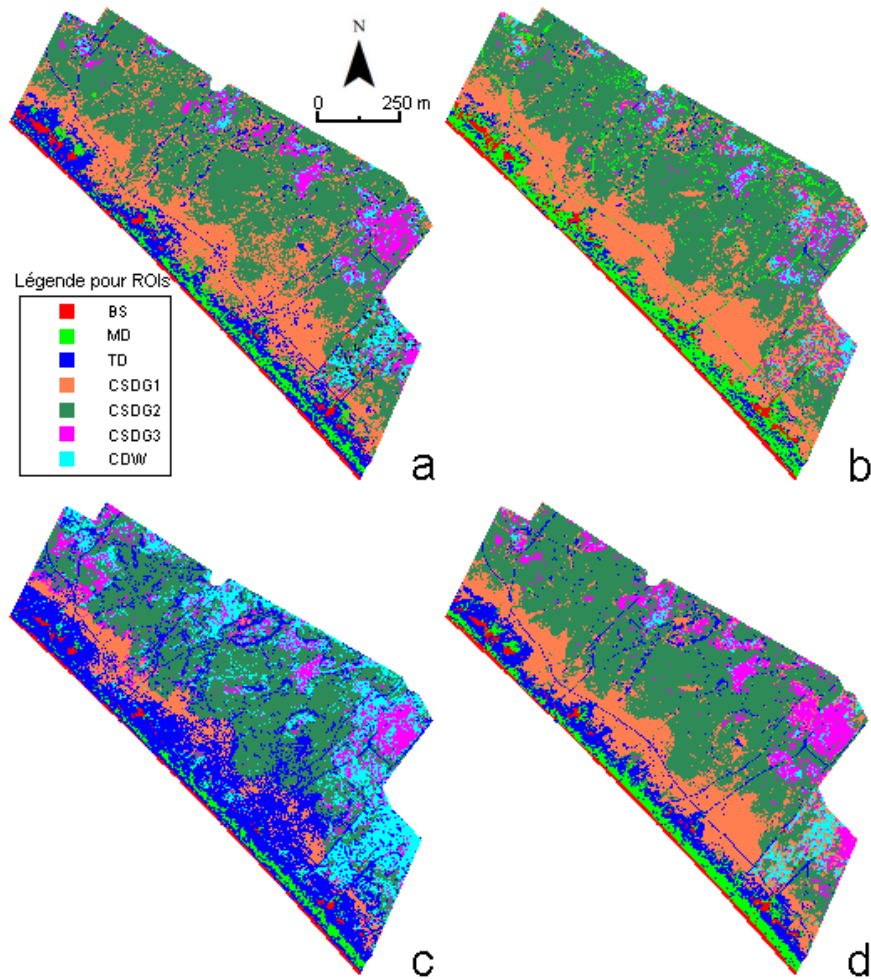


Figure IV.2 – Résultats des classifications basées sur l'hyperspectral sur la dune de la Tresson : (a) SAM, (b) MD, (c) ML et (d) SVM.

La figure IV.3 rassemble les résultats de classifications combinant données LiDAR, pour la localisation de la végétation de la dune mobile et des arbres côtiers, et données hyperspectrales pour l'identification des classes TD, CSDG1 à 3. Sur la figure IV.3 (a) on voit que la dune de transition est peu représentée, ce qui est conforté par une faible précision (20,71 %). De plus, on voit que la classe CSDG1 est sur-représentée avec un grand nombre de pixels au sein de la TD et de la CSDG2 (38,49 %). Les autres classes sont bien représentées avec la classification LiDAR+SAM (précision globale = 70,71 %). L'utilisation de la MD conjointement avec les données LiDAR a permis d'améliorer la cartographie de la CSDG2, bien que celle de la dune de transition et de la CSDG3 soient moins bonnes qu'avec le SAM (Fig. IV.3 (b)), produisant une précision globale de 73,27 %. Parmi les méthodes testées, la carte la moins cohérente a été produite par la ML (Figure IV.3 (c) ,précision globale de 69,02 %), avec une sur-représentation de la dune de transition conduisant à une confusion entre TD, CSDG1

et CSDG2. Enfin, la SVM (Fig. IV.3 (d)) permet d'obtenir les résultats les plus pertinents (précision globale = 70,71 %), présentant des résultats très proches de ceux de la méthode LiDAR + SAM, avec notamment une réduction du nombre d'îlots de CSDG1 au sein de CSDG2, permettant d'obtenir une précision de 47,70 %

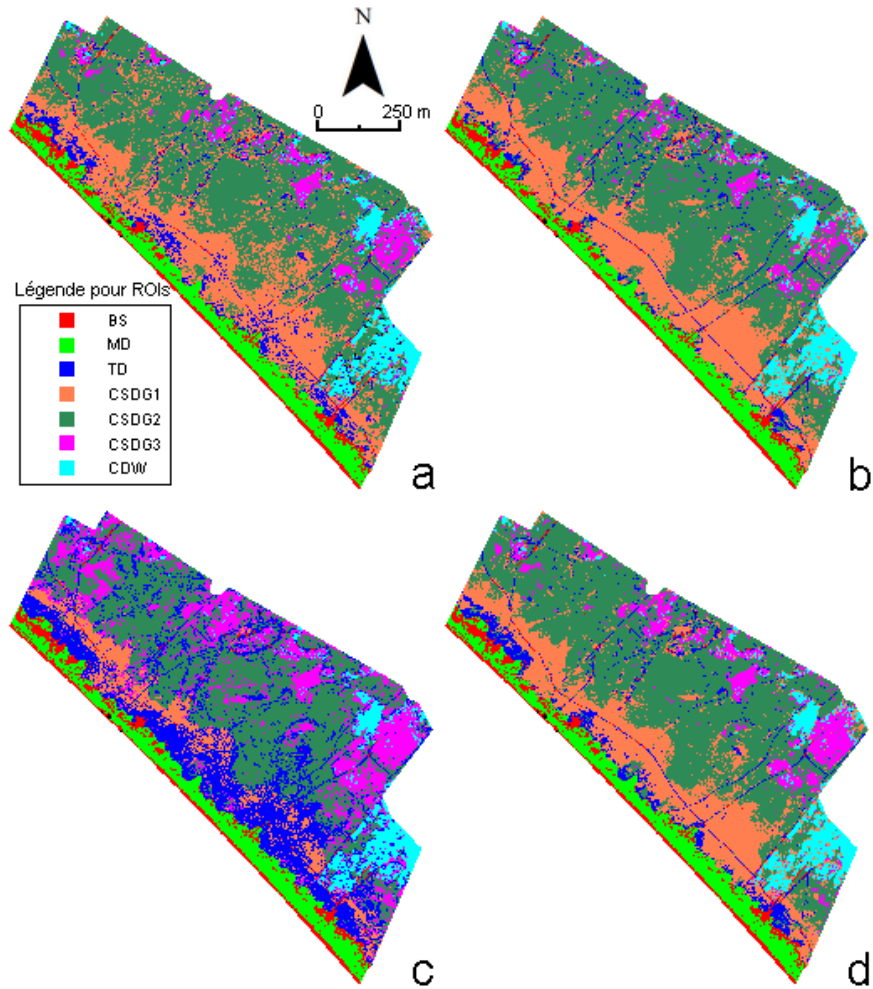


Figure IV.3 – Résultats des classifications basées sur la combinaison LiDAR/HSI sur la dune de la Tresson : (a) SAM, (b) MD, (c) ML et (d) SVM.

Méthode	BS	MD	TD	CSDG1	CSDG2	CSDG3	CDW	OA	κ
SAM	98,30	57,77	37,86	89,05	38,49	71	80,87	63,79	57,70
MD	100	97,77	22,86	98,54	48,95	57	62,61	62,83	56,24
ML	94,07	65,55	72,86	48,17	38,49	72	62,61	62,41	56,04
SVM	99,15	98,88	47,86	97,81	49,37	83	50,43	70,93	65,95
LiDAR + SAM	99,15	100	20,71	89,05	38,49	99	100	70,71	66
LiDAR + MD	99,15	100	13,57	98,54	49,37	94	100	73,27	68,70
LiDAR + ML	99,15	100	45,71	51,09	38,91	100	100	69,12	64,05
LiDAR + SVM	99,15	100	19,28	97,08	47,70	100	100	74,12	69,75

Tableau IV.1 – Précision des classifications (%).

1.2.3 Discussion

Les tests utilisant les méthodes MD, ML et SVM ont nécessité d’abord d’identifier des éléments à classer. L’ACP semble être un bon compromis puisqu’elle permet pour chaque pixel de l’image identifier l’information essentielle. Il faut noter cependant que cette étape ajoute un traitement à la donnée hyperspectrale, comparé à l’utilisation directe de spectres complets.

Les tests effectués dans cette section permettent d’obtenir des éléments de comparaison de la méthode utilisée dans l’application précédente. De manière générale et d’un point de vue de la précision estimée des cartes, on voit que l’utilisation du SAM, de la MD et de la ML ne fournissent pas de meilleurs résultats que la classification LiDAR + SAM. Ceci étant principalement dû au fait que l’information contenue dans les pixels est difficilement discriminable pour les pixels de végétation de la dune mobile et de la végétation rase sur la dune de transition et fixée d’une part, et d’autre part entre les pixels de végétation “verte”, où la distinction entre pelouse et arbres est difficile. Lorsque l’on utilise l’intégralité de l’image hyperspectrale pour la classification, on se confronte au fait qu’il existe une redondance d’espèces végétales au sein de certains habitats mais aussi au fait que des associations d’espèces différentes avec des proportions variables peuvent conduire à des signatures spectrales proches. Ces effets sont limités avec l’utilisation du SVM, bien qu’une confusion persiste entre MD et TD.

L’ajout de données issues du LiDAR permet d’identifier les classes MD et CDW avec succès, permettant d’améliorer la cohérence des cartes et leurs précisions globales. Sur la dune de transition et la dune fixée, les méthodes MD et SVM permettent d’obtenir des résultats plus pertinents que la méthode utilisée dans l’application précédente. En effet, ces méthodes ont permis de mieux localiser les pixels de CSDG1 et CSDG2. Ainsi, le SAM peut ici être substitué à la MD et la SVM pour la caractérisation des habitats à végétation rase, en calculant une ACP sur l’image hyperspectrale du versant orienté vers l’intérieur des terres de la dune.

2 Combining hyperspectral images and Full waveform LiDAR data for coastal dune classification in Western France

2.1 Article

La seconde application développée dans cette thèse porte sur la classification d'habitats de la dune côtière sur le site de Luzéronde (Vendée, France).

En septembre 2015, une campagne aéroportée a été conduite sur l'île de Noirmoutier, pour l'acquisition de données hyperspectrales et LiDAR full waveform en environnement dunaire côtier. Le but de cette étude est d'améliorer la classification des différents habitats à l'aide de ces deux types de données, en se basant sur des caractéristiques structurelles et de natures chimiques des surfaces. Une phase de pré-traitement est donc nécessaire.

En effet, le géoréférencement ainsi que des traitements radiométriques, tels que des corrections atmosphériques pour l'extraction de la réflectance de surface, doivent être appliqués pour l'exploitation de la donnée hyperspectrale. La structuration de cette dernière, avec un échantillonnage spectral et spatial régulier, conduit à la nécessité d'agencer les données LiDAR full waveform, irrégulièrement espacées, sous forme de "cubes". Comme l'imagerie hyperspectrale, chaque pixel du cube contient une waveform "au nadir", ou waveform synthétisée. Pour se faire, nous avons appliqué le principe de voxelisation, qui est réalisé en deux phases : le géoréférencement de chaque échantillon, lui attribuant des coordonnées dans les trois dimensions (x,y,z) , puis l'affectation de ce dernier à un voxel (volume défini par des coordonnées en longitude, latitude et altitude). La seconde étape est réalisée en définissant une grille de voxels. Ici, nous parcourons chaque voxel successivement et identifions les échantillons dont les coordonnées résident au sein de ce dernier. La création d'une waveform synthétisée nécessite la fusion des valeurs d'intensité des waveforms dans un voxel. Pour se faire, nous testons la fusion par extraction de la valeur maximum ou par calcul de la moyenne et le résultat le plus cohérent est conservé. Lorsque ces waveforms sont générés, on peut voir que la répartition des échos est directement fonction de l'élévation locale du terrain. Une comparaison entre les principales surfaces de réflexion du laser du LiDAR nécessite donc de centrer les waveforms sur leurs maximums d'intensité. Afin d'utiliser la totalité du signal d'une waveform en minimisant l'impact du bruit de la mesure, une somme cumulée et normalisée à la somme des valeurs d'intensité est calculée pour chaque waveform.

En fonction du nombre d'échos mais également de la forme de la partie montante de l'écho dans le cas où ce dernier est unique, on peut voir que la forme de la somme cumulée varie, entre le centre et la fin de la fonction. On calcule un paramètre appelé A correspondant à l'aire au-dessus de la somme cumulée. Les valeurs de ce paramètre peuvent être seuillées afin de décrire trois niveaux de diffusion de la lumière (faible, moyen et fort).

Au sein de chacun des niveaux, les types d'habitats végétaux sont définis et leur cartographie est réalisée à l'aide d'un Spectral Angle Mapper (SAM) utilisant des spectres de référence pour la classification de la surface dunaire. Cette démarche est comparée à une classification utilisant uniquement le SAM et les précisions des résultats obtenus sont estimées par le calcul de précision globale de classification.

Combining hyperspectral images and Full waveform LiDAR data for coastal dune classification in Western France

Antoine BA^{*a}, Patrick Launeau^a, Saïd Moussaoui^b, Manuel Giraud^a, Marc Robin^c, Françoise
Debaine^c and Dimitri Lague^d

^aLaboratoire de Planétologie et Géodynamique de Nantes, UMR CNRS 6112, Université de
Nantes, 2 rue de la Houssinière, 44322 Nantes, France

^bInsitut de Recherche en Communications et Cybernétique de Nantes, Ecole Centrale de
Nantes, 1 rue de la Noë, 44321 Nantes, France

^cLETG-Nantes Géolittomer, UMR CNRS 6554, Université de Nantes, Campus Tertre, 44312
Nantes, France

^dGéosciences Rennes, UMR CNRS 6118, Université de Rennes 1, Campus de Beaulieu, 35042
Rennes, France

Abstract

In the actual context of climate change, successful coastal management involves an accurate and reliable understanding of the components of the coastal scene, in particular the dune and its associated vegetation. In this study, hyperspectral images (HSI) and full waveform (FWF) LiDAR data were combined to create a new mapping method for the vegetation habitats of coastal dunes in western France. To achieve this goal, a joint acquisition set-up of HSI / FWF LiDAR was firstly designed and applied to an example of study site located on the coastal area of Vendée, France. The first approach of the dune cover identification was based on the supervised classification of HSI pixels using the Spectral Angle Mapper (SAM) method. The main contribution of this paper is to built a complete processing methodology associating HSI and full waveform LiDAR data in order to get a more accurate vegetation mapping and monitoring. In order to register the irregularly spaced LiDAR measurement to HSI, a voxelisation method was used, generating nadir-oriented waveforms form the measured slanted waveforms intersecting pre-defined voxels. A descriptor of the light diffusion level of the surfaces illuminated by the laser beam was then calculated from the waveforms and use to make a pre-segmentation of the surface types. Finally the HSI pixels associated to each surface type were classified using the SAM method. The relevance of combining HSI and FWF LiDAR data for coastal dune

*Corresponding author.

E-mail address: antoine.ba@univ-nantes.fr

cover mapping was illustrated based on classification performance assessment and field observations made on the study site.

Keywords: Hyperspectral images, Full waveform LiDAR, Coastal dune vegetation, Voxelization, Light diffusion level, Classification.

1 Introduction

The French coastal dunes are, for the most, part of a coastal landscape classified as “Sea dunes of the Atlantic, North Sea and Baltic coasts” and are recognized as natural habitats types of European Community interest (Council directive 92/43/EEC of 21 May 1992 on the conservation of natural habitats, wild fauna and flora). Besides the ecological interest and ecosystem-based services, the coastal dunes play an important role for the protection of the inland man-made activities and facilities through their sand reservoir capacities (Ruz and Meur-Ferec, 2003; Sabatier et al., 2009) in the current coastal erosion context (IFEN, 2007). While the dune toe and face are subject to eolian and hydrological mechanisms, especially during storm events (Castelle et al., 2015; Pye and Blott, 2016), the most inland part of the dune is mostly affected by eolian processes. The vegetation cover exerts a strong control on the dune morphology and dynamics since it influences the sediment transport by trapping the dune sand or by extracting momentum from the air flow (Lancaster and Baas, 1998). Therefore, advanced knowledge on the vegetation distribution and its evolution over the coastal dune is an essential indicator for a sustainable coastal management, which requires the setting of observation methods allowing a continuous monitoring of dune dynamics.

Among several monitoring methods, airborne remote sensing provides the means for covering large distances with an adequate spatial resolution for vegetation inspection. Hyperspectral imaging is a sensing technique which gives information on the nature of the observed components present in a scene, with a high spectral resolution (Shaw and Burke, 2003). Many applications are related to hyperspectral imaging, ranging from land cover classification to anomaly detection and target recognition. Since hyperspectral imagery allows to differentiate the scene components and their chemistry, it is an effective tool to detect organic pigments discriminating the type of vegetation in forested (Clark et al., 2005), rural (Landmann et al., 2015) or coastal areas (Filippi and Jensen, 2006), especially by using visible and near-infrared spectral domain images. In the field of dune vegetation mapping, many studies were conducted using hyperspectral images (HSI). de Lange et al. (2004) and Roelofsen et al. (2014) used this type of imagery for mapping typical vegetation associations of coastal dunes in Northern Europe. Additional authors developed classification methods for mapping vegetal species distribution on coastal dunes using HSI (De Backer et al., 2004; Kempeneers et al., 2004; Bertels et al., 2005).

While HSI provides data related to the chemical nature of the scene components, by exploiting the passive reflection of sun illumination, the Light Detection and Ranging (LiDAR) is an active sensing technique that allows to retrieve the local topography of the scene by measuring the distance between the sensor and the surface.

In one hand, discrete return LiDAR allows to record the interactions between surfaces and the laser, known as echoes. In the other hand, the full waveform (FWF) LiDAR is an improved version of this technology allowing to record a backscattered signal of the laser beam and thus gives additional information related to the structure and the geometry of the target (Mallet and Bretar, 2009). For instance, in the case of vegetation mapping, FWF data provides information on the interaction depth of the light with the vegetal features. If discrete return LiDAR was used to assess elevation errors above coastal dune vegetation in Hodgson et al. (2003), Kempeneers et al. (2009) and Goepfert and Soergel (2007), few applications used it for vegetation identification purposes (Juel et al., 2015; Hanston et al., 2012). In the case of the FWF LiDAR, no applications in coastal dune vegetation classification were found.

Therefore, coupling HSI and FWF LiDAR data would be an efficient tool for an improved monitoring of Earth's surfaces (Asner et al., 2007; Mura et al., 2015). In this paper, we give an illustration of this benefit in the context of coastal dunes monitoring. Some studies have considered the issue of combining HSI and FWF LiDAR, for visualization purposes (Miltiadou et al., 2015) to the data integration in order to retrieve information (Persson et al., 2005; Buddenbaum et al., 2013; Wang and Glennie, 2015). However, since both data types have different structures, an additional processing step is required to enable a joint analysis of the gridded HSI and the irregular measurements of the FWF LiDAR.

The purpose of this paper is to build a complete processing methodology associating hyperspectral and FWF LiDAR data, jointly acquired from the same airborne platform, for an efficient vegetation classification and monitoring over an open coastal dune system in western France. To achieve this goal, a voxelization approach, based on the georeferencing and merging of raw slanted waveforms, was firstly developed in order to synthesize the FWF LiDAR data in a 3D cube format with the same 2D spatial grid as the HSI. A processing chain of the synthesized waveforms allowed then to separate the light diffusion information and produce a set of masks that were finally applied to the corresponding HSI for a selective mapping of the coastal vegetation.

The rest of this paper is organized as follows: a complete description of the study site, the voxelization procedure and the coupled HSI/FWF LiDAR data classifier is given in Section 2. Section 3 summarizes the obtained results and gives a discussion on the generation of 3D LiDAR cube as well as the classification of the coastal dune vegetation cover. Conclusion and insights on future studies are given in Section 4.

2 Material and methods

The investigated study site is firstly described in order to highlight some background information related the vegetation distribution. The second part of this section gives an overview of the acquisition devices and summarizes the parameters used during the airborne survey. The third part focuses on the employed method for the processing of the hyperspectral data and on the results of dune cover classification using HSI alone. In the last part, the complete voxelization process of FWF LiDAR data is detailed and the coupled HSI/FWF LiDAR

data processing method is explained.

2.1 Study site

The study area is a dune system located along the northwestern part of the Noirmoutier island in western France (47.0° N, -2.17° E) (Fig. 1) commonly name the Luzéronde dune. This dune has a curved shape and an extension of approximately 2000 m. The dune is rather narrow and its height reaches 12 m. The site is experiencing an oceanic and temperate climate. Between April and May 2009, a field campaign conducted in the frame of the Liteau III project funded by the Ministry of Ecology and Sustainable Development (Ministère de l'Ecologie et du Développement Durable) gathered 316 1 m×1 m quadrats over the study site as well as 6 other dune systems of the regional coast. Such data and observations resulted in a spatial zonation of the regional coastal dune systems in main units (Debaine et al., 2013), based on prior definition of the dunes habitats by Granja et al. (2002). On a cross-shore profile, the first and most simple identifiable habitat is the bare sediment, referred in this study as the Bare sand, mostly located on the upper beach and dune foot as well as footpath throughout the dune. The vegetated part of the dune can be described as the following remarkable habitats:

- The apparent morphological continuity between the embryo dune and the dune face on the Luzéronde site led to gather both as one unit defined as mobile dune. Therefore, in this study, the mobile dune was comprising the embryo dune up to the dune ridge. The vegetation habitat is constituted of sand associated with low vegetation. This low vegetation is mostly *Elymus farctus* (couch grass) on the embryo dune and *Ammophila arenaria* (marrams) on the dune face and around the dune ridge. Those two species can reach a height of 1 m.
- On the Luzéronde dune system, a transitional dune was identified with a cover constituted of sand associated with *Tortula ruraliformis* (brown moss), *Helichrysum stoechas* (everlasting flower), *Galium arenarium* (sand bedstraw) and *Artemisia campestris ssp lloydii* (mugwort). This type of habitat is made of ground level vegetation. The transitional dune has a relatively gentle slope and can be separated, specifically on this site, in two parts: A seaward part where the ground is largely covered by dusted sand due to eolian transport (transitional dune 1 - TD1), and a most inland part where the vegetation cover is more distinguishable (transitional dune 2 - TD2) (Fig. 2).
- The coastal stable dune grassland (grey dune) is a flatter area covered by one predominant species of moss: *Tortula ruraliformis*. Two main species of low vegetation are also found on this area: *Ephedra distachya* (sea grape) and *Helichrysum stoechas*. Those two plants have heights reaching 0.2 to 0.3 m. As for the transitional dune, the coastal stable dune can be basically separated in two sub-habitats which differ by their abundances of everlasting flowers and sea grape: The first habitat is denominated coastal stable dune grassland 1 (CSDG1) with fewer proportions of *Ephedra d.* and *Helichrysum s.* while these two species abundances increases on the second habitat named here coastal stable dune grassland 2 (CSDG2). The

spatial distribution of those two habitats is shown in Fig. 2. On the most inland part of the coastal stable dune, the woods are mostly constituted of *Cupressus macrocarpa* (Lambert cypress) and *Pinus pinaster* (maritime pine tree) with varying heights, constituting the seventh and last surface encountered on the Luzéronde dune, the coastal dune woods (CDW). Below the trees crowns, the ground vegetation types found are identical to both CSDG1 and CSDG2 habitats.

With the exception of the trees, the described dune vegetation is mostly small footprint plants which association are constituting typical habitats. The mean footprint of those plants, around 0.2 m, is lower than any spatial resolution of airborne remotely sensed data. It is worth mentioning that the species cited above are only the year-long present and dominant ones that are representative of the dune habitats and additional plants can be observed depending on the season.

2.2 Airborne data

The remotely sensed data used in this study were collected during the same survey in September 7th 2015 between 1:21 and 1:27 pm. The motivation behind a joint HSI/FWF LiDAR sensing is the simultaneous acquisition of data related to the chemical nature and physical structure of the scene components. It is important to emphasize that the acquisition platform was designed to ensure an optimized match between the LiDAR points and the HSI spatial sampling, using the same Global Positioning System (GPS) and Inertial Measurement Unit (IMU) for time and aircraft motion recording as common trajectory data.

- Hyperspectral images were acquired using an HySpex VNIR-1600 pushbroom camera (Visible and Near Infra Red) recording data in the 410-987 nm spectral domain (160 narrow spectral channels) with a spectral resolution of 4.5 nm and a sampling of 3.7 nm. The initial field-of-view (FOV) of the hyperspectral camera was 17° but given the flight altitude of 1100 m and the required flight speed, it was extended to 34° to produce a default spatial resolution of 0.4 m across-track and 0.8 m along-track and a 672.6 m swath.
- The FWF LiDAR data were acquired using an Optech Titan LiDAR system with a full waveform recorder connected to the Infra Red laser channel (1064 nm). Given the 1100 m flight altitude, the pulse frequency of 200 kHz and a scan angle of the rotating mirror of $\pm 11^\circ$ (FOV = 22°), the resulting swath of the LiDAR was 427.6 m with a laser footprint of 0.38 m (beam divergence of 0.35 mrad) for a mean points density of 7.09 points/m² with a minimum density at nadir of 5.17 points/m² (Fig. 3).

Because of waveform recording capability, half of the LiDAR pulses was saved as FWF data in segments of 50 m from the ground. The theoretical LiDAR points repartition along the aircraft travel path was designed to match the pixels size in the down-track direction given by the hyperspectral camera frame period of 14 ms (Fig. 3). However, recording half of the minimum density of points in a 0.8 m × 0.8 m spatial resolution would give only a 1.6 points/0.64 m². Taking into consideration the varying speed of the aircraft, the number of associated waveforms could decrease below 1 and thus create non-continuous data. Therefore, it was chosen to

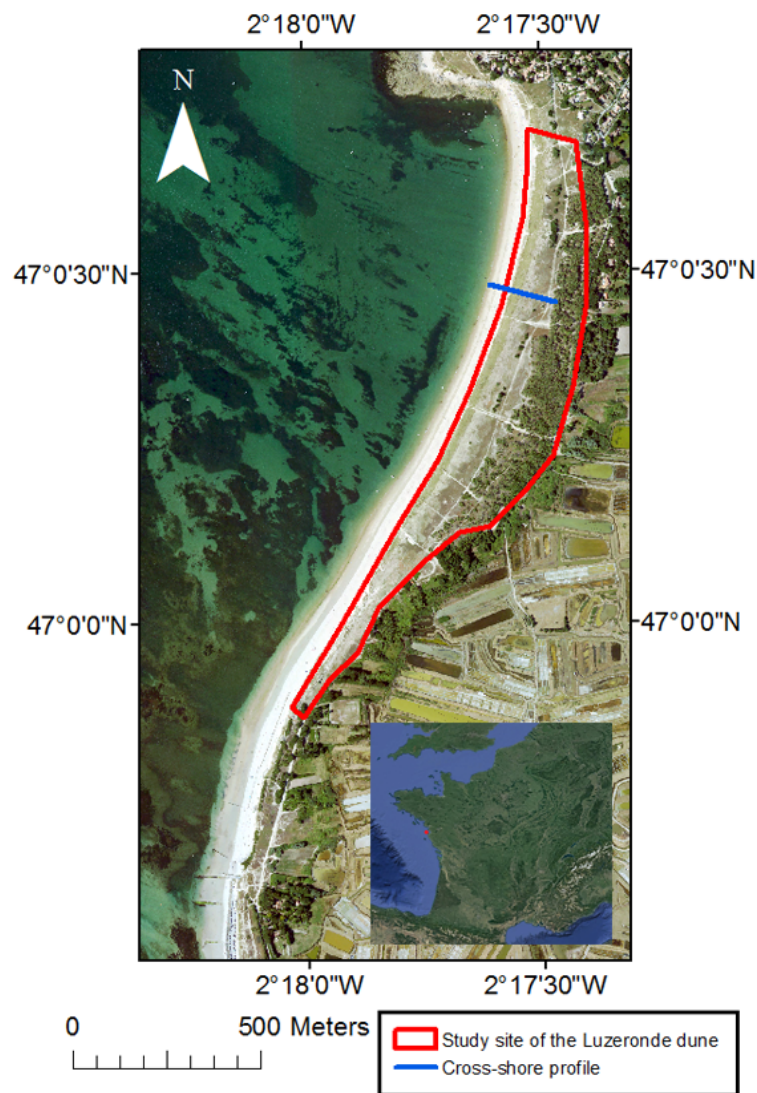


Figure 1: Extent of the Luzeronde dune located on the island of Noirmoutier, Vendée, France. The background image is a 2013 orthophoto (BD ORTHO IGN) which spatial resolution was resampled at a 1 m resolution. The thick red line represent the region where data were processed and the thick blue line correspond to the cross-shore profile. Spatial coordinates are given in UTM 30N WGS-84.

set a common resolution of 1 m x 1 m resulting in a swath of 427 m for both HSI and FWF LiDAR data to ensure that at least one complete waveform will be found in each HSI pixel. A total of three flight lines were used to cover the Luzeronde site.

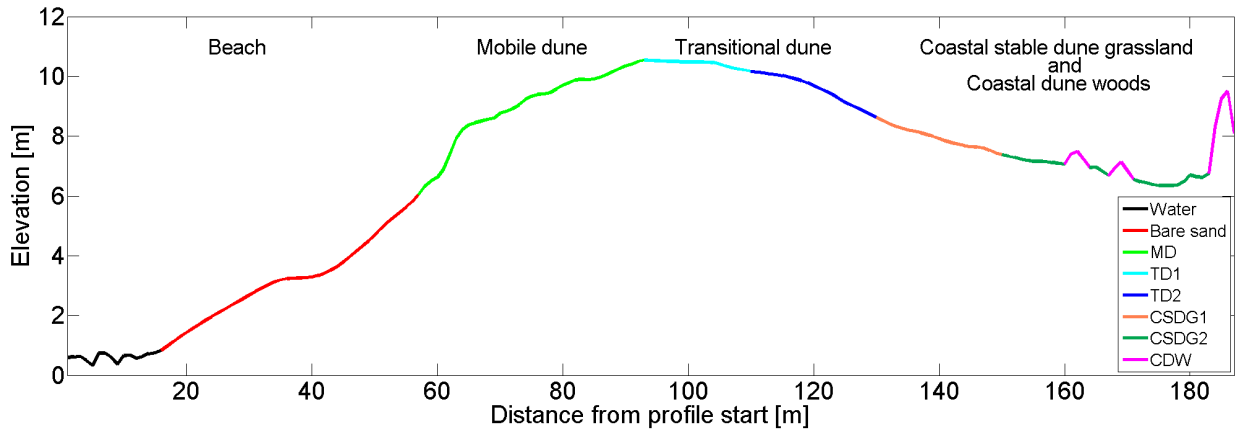


Figure 2: Cross-shore profile of the coastal dune of Luzéronde (Vendée, France) with the theoretical distribution of the dune habitats. In reality, the habitats patterns can be more fuzzy between the transitional and coastal stable dune.

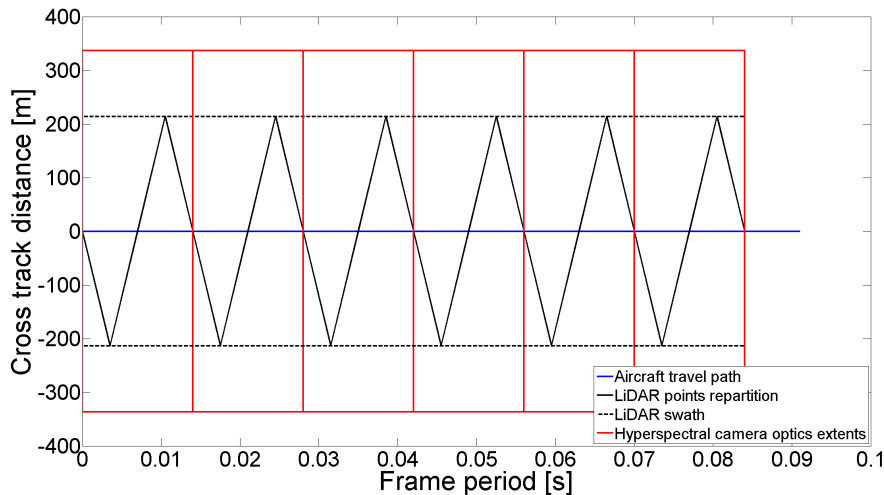


Figure 3: Spatial repartition of the LiDAR points and hyperspectral camera optics footprint as a function of the camera frame period along the aircraft travel path. The red rectangles symbolizes the extents of the pixels following the camera frame period.

2.3 Hyperspectral data processing

2.3.1 Data pre-processing

Remotely sensed hyperspectral data from HySpex camera were recorded during the airborne survey as hyperspectral cubes, with the planar reference frame being the longitude and latitude. The third dimension is defined as the radiance ($W \cdot m^{-2} \cdot nm^{-1} \cdot sr^{-1}$) representing the reflected energy by the surface components under the sun illumination (Richards and Jia, 2006). However, in order to retrieve the at-surface reflectance on the image, it is necessary to remove the atmosphere contribution and induced effects such as particle scattering. To achieve this

step, the ATCOR-4 (version 6.3.2 for airborne sensors) software was used (Richter, 1990, 1996, 1998; Richter and Schläpfer, 2002). This software operates under MODTRAN5 radiative transfer code (Burke et al., 2008) and allows to simulate a sensor type for each image, based on the image scaling factor, sensor FOV, number of across track pixels, number of spectral bands and the type of sensor response (here Gaussian). After defining the sensor, the atmospheric corrections can be performed using acquisition parameters such as flight altitude, computed solar azimuth, elevation and zenith or type of climate (Richter and Schläpfer, 2015). In this study, the water vapor retrieval with band regression is done on the 820 nm region only, since the 940 nm region was considered too noisy (Fig. 4).

After atmospheric corrections, the image was georeferenced using the PARGE software (version 3.1.2) (Schläpfer and Richter, 2002). This tool allows to geocode and georeference the data based on the aircraft navigation data provided by the IMU and the sensor model. The projection system selected was the Universal Transverse Mercator zone 30 North (UTM 30N) with the World Geodetic System 84 (WGS-84) datum. After producing spatially located images at the default resolution following a procedure described in Ba et al. (2015), it was chosen to resample them on a 1 m×1 m planar grid. This spatial resolution was the same as the field quadrats size for the vegetation distribution investigation in Debaine et al. (2013) and was considered suitable for the mapping of vegetation habitats from remotely sensed data. The quality of the georeferencing was assessed by comparing the resulting flight lines to a Digital Elevation Model acquired by the LiDAR. 15 control points were selected and the mean residual error between the two data sets was 2.2 m. Given the relatively low elevation differences in both cross-shore and longshore direction, such error was considered acceptable.

A forward Minimum Noise Fraction (MNF) algorithm (Green et al., 1988) was applied to the image in order to retrieve the residual noise by computing an inverse projection on the 20 first bands. An inherent sensor noise, which could not be eliminated by the MNF, was observed in each pixel of the image. It was removed by calibrating the image with respect to a sand plot used as a neutral target (Kazemipour et al., 2012) (Fig. 4). The acquisition of the sand spectra took place the 30th of September 2015 at solar noon under fair weather conditions and similar illumination as the survey, using an ASD FieldSpec3 FR. The field spectrometer records data between 400 and 2500 nm with a spectral resolution of 4-10 nm and a sampling of 1 nm. The latter were resampled to match the HSI spectral range. The object of interest being the vegetated part of the coastal dune, the ROI defined to extract the area of investigation avoids water, buildings, road and the salt marshes in the back of the dune woods (Fig. 1). The study area represents a surface of approximately 0.281 km².

2.3.2 Coastal dune habitats classification

A data classification is firstly performed using a supervised method which is applied to the HSI alone. The Spectral Angle Mapper (SAM) (Kruse et al., 1993) was used since it is an easy-to-implement mapping method for hyperspectral-like data. This method measures a spectral angle between the image spectra and those of a reference library and classifies each pixel spectrum in the class corresponding to the lowest angle. It is effective

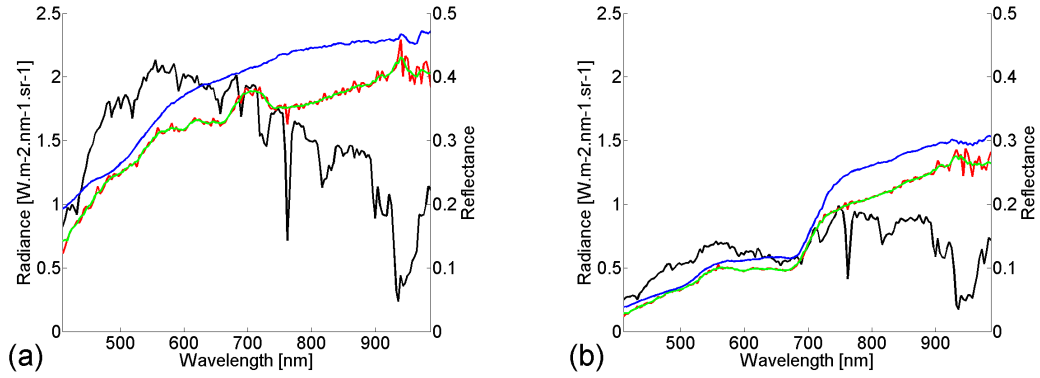


Figure 4: Sand (a) and mobile dune vegetation (b) spectra in radiance (black), reflectance (red), reflectance after MNF rotation (green) and after calibration (blue).

for mapping the surface with disregard for the illumination effects induced by the dune topography in the cross-shore and alongshore direction and the opposite flight directions of the three flight lines. Following field observations and preliminary data analysis, we chose to define the seven typical dune habitats described in 2.1 as classes for the dune cover classification (Ba et al., 2016). Table 1 summarizes the vegetal species present in each habitat. The inputs for the classification were the seven reference spectra defined as arithmetic means of spectra located within ROIs considered to be the test samples (Fig. 5). The design of the test regions of interest was made using a false color image of three indexes (Kassouk et al., 2010) computed over the image spectra as follow:

$$index = \frac{\rho_1 - \rho_2}{\rho_1 + \rho_2} \quad (1)$$

where the values of ρ_1 and ρ_2 are specified in Table 2.

The color composition of NDVI (Rouse et al., 1974) in red, NDGLI in green and NDRLI (Kassouk et al., 2010) in blue, was used to locate the pigment free pixels which had the higher sand proportions in blue because of its cream color. The NDGLI showcased the pixels with rather light green leaves color such as the mobile dune vegetation or the low plants of the transitional and coastal stable dune while the NDRLI enhanced the contrast of red to brown leaves and helped locating the areas with a dominating brown moss. Trees with strong NDVI and NDGLI appear yellow in such color composition. These three indexes allowed to normalize the relative intensities of the absorption bands on the given wavelength locations and thus increase the contrast between the image features. For classification performance assessment, the validation samples were designed by visual interpretation of the false color image of the indexes and also based on mapping results of Debaine et al. (2013) and general field observations. Fig. 6 (a) illustrates the seven reference spectra calculated from the ROIs. One can notice the high similarity between their shapes. Indeed, the computation of a pairwise angular distance between these spectra allowed to identify the classes more susceptible to be confused. The dendrogram drawn in Fig. 6 (b) regroups hierarchically the habitats based on their spectral proximity. All habitats are clearly separated from the CDW class. The highest proximity shown here was between both scrubby vegetation

Habitats	Sand and dominant vegetal species
Mobile dune (MD)	sand <i>Ammophila a.</i> <i>Elymus f.</i>
Transitional dune 1 (TD1)	sand (+++) <i>Artemisia c.</i> <i>Galium a.</i> <i>Tortula r.</i> <i>Helichrysum s.</i>
Transitional dune 2 (TD2)	sand (+) <i>Artemisia c.</i> <i>Galium a.</i> <i>Tortula r.</i> <i>Helichrysum s.</i>
Coastal stable dune grassland 1 (CSDG1)	sand <i>Tortula r.</i> <i>Ephedra d. (+)</i> <i>Helichrysum s. (+)</i>
Coastal stable dune grassland 2 (CSDG2)	sand <i>Tortula r.</i> <i>Ephedra d. (++)</i> <i>Helichrysum s. (++)</i>
Coastal dune woods (CDW)	<i>Cupressus macrocarpa</i> <i>Pinus pinaster</i>

Table 1: Sand and vegetal species found in the dune habitats. The specification of (+), (++) or (+++) represents the abundance of a specie and helps identifying the main differences between habitats with identical vegetation constitutions.

habitats of the coastal stable dune CSDG1 and CSDG2, since both share common vegetal species (Table 1). The pairs Bare sand / TD1 classes and MD / TD2 shows similar levels of closeness. For the first pair, the proximity is justified by the abundance of bare sediment in both classes. The cosine distance between the classes of the second pair has to be related to the fact that even though the vegetal species of both habitats are fundamentally different (Table 1), their proportions and the variability in the spectra shapes results in spectral signatures that could lead to a confusion (Zare and Ho, 2014).

		bands	
		ρ_1 (nm)	ρ_2 (nm)
index	Normalized Difference Vegetation Index (<i>NDVI</i>)	772.9	674.9
	Normalized Difference Green Leaves Index (<i>NDGLI</i>)	555.2	500.8
	Normalized Difference Red Leaves Index (<i>NDRLI</i>)	602.4	555.2

Table 2: Spectral bands used for computation of the indexes *NDVI*, *NDGLI* and *NDRLI*.

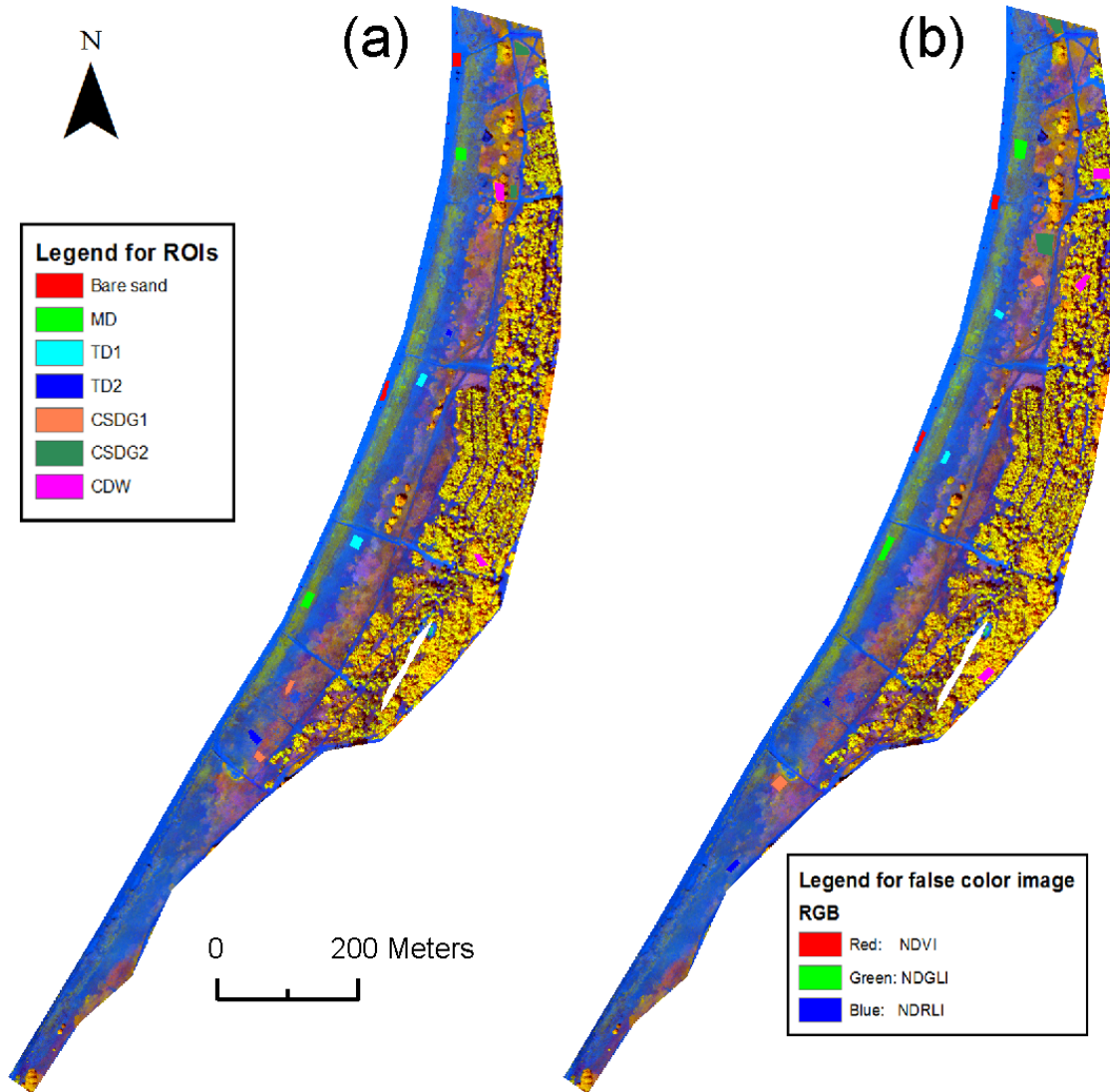


Figure 5: False color image of the three indexes computed to identify the test (a) and validation (b) samples.

2.4 Full waveform LiDAR data processing

This part of the section describe the entire processing steps of the full waveform LiDAR data in order to retrieve useful surface cover diffusion properties of the light.

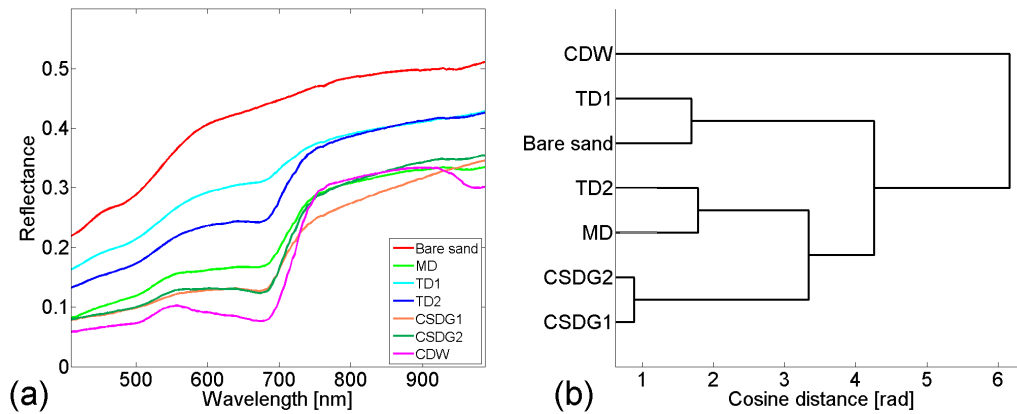


Figure 6: Reference spectra extracted from ROIs as inputs for the SAM classification (a). Dendrogram of the angular spectral proximity between the reference spectra (b).

2.4.1 Full waveform LiDAR data pre-processing

Before processing the data to generate a 3D points cloud for each flight line, the aircraft trajectory calculation had to be computed by means of the Global Positioning System (GPS) and the IMU data using the Inertial Explorer software. Both GPS and IMU were integrated to the LiDAR platform on board of the aircraft. The high sampling frequency of the IMU allows to smoothly interpolate the successive positions given by the GPS and thus to compute a more realistic trajectory calculation.

Once the trajectory was computed, the LiDAR data adjustment was done under the Optech LiDAR Mapping Suite (LMS) involving taking in count matching plans between overlapping flight lines in order to extract the most accurate angular corrections to ensure a geometrical consistency between all the flight lines. The absolute consistency of the data was improved by applying limited corrections using matching plans on the overall points cloud. When the flight lines were adjusted, the points cloud (georeferenced in the IGN-69 datum - French national datum), was compared to a library of reference surfaces spatially located (buildings, road signs) and an elevation translation was applied if required. The planimetric and elevation accuracy of the data were respectively better than 0.15 m and 0.08 m, based on a comparison with the reference surfaces. All pre-processing operations were conducted by the company Fit-Conseil, Nantes, France.

2.4.2 Waveforms data georeferencing

Since a $1\text{ m} \times 1\text{ m}$ pixel contain a mean of 7.09 points and 2.36 FWF records taken between 0° and 11° on both sides of the down track path from one flight line or its neighbors with heterogeneous spatial distribution, we have to combined them on a regular spatial grid for comparison with HSI. This step correspond to a voxelisation which redistribute the FWF data in a vertical z grid matching the same spatial (x, y) grid of the hyperspectral image (Miltiadou et al., 2015). The LiDAR waveforms are the recorded laser backscattered energy. In this study, this energy was sampled at 1 ns interval. Provided with the las 1.3 format file, discretized LiDAR points tied

to their waveform and additional data allow to track the spatial location of the waveform start point following:

$$\begin{pmatrix} X_s \\ Y_s \\ Z_s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_d \\ Y_d \\ Z_d \end{pmatrix} + Rp \cdot \begin{pmatrix} Xt \\ Yt \\ Zt \end{pmatrix} \quad (2)$$

with (X_s, Y_s, Z_s) the waveform start point coordinates, (X_d, Y_d, Z_d) the discretized echo coordinates, (X_t, Y_t, Z_t) the waveform line parameters and Rp the return point. Once the waveform start point is calculated according to Equation (2), the entire waveform can be georeferenced according to:

$$\begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_s \\ Y_s \\ Z_s \end{pmatrix} - S_i \cdot \begin{pmatrix} Xt \\ Yt \\ Zt \end{pmatrix} \quad (3)$$

where (X_i, Y_i, Z_i) are the waveform sample coordinates associated to the sample index S_i , given the sample index of the waveform start point is 0.

2.4.3 FWF LiDAR cube generation

Due to the aircraft attitude, the recorded FWF LiDAR data did not correspond to nadir measurements and therefore the waveforms could not be directly linked to the pixel spectra. In order to recreate nadir-oriented waveforms, one needs to define a 3D grid which planar coordinates are the same as those of the hyperspectral images. Therefore the planar resolution used for the FWF LiDAR cube was 1 m×1 m. As the voxelized waveforms needed to be as detailed as possible, a vertical resolution of 0.15 m was defined, corresponding to the round trip distance of the light in 1 ns. Therefore, a voxel is a slice of a volume which centroid is a node of the 3D grid. The voxelization approach in this study resides in locating the waveforms samples intersecting each voxel. Once the samples are located, the voxel intensity is computed. In Wang et al. (2013), several fusion methods were tested such as the inverse distance from the voxel centroid or a parameter-dependent heat kernel and finally the maximum amplitude of all the samples intersecting the voxel was picked as the synthesized intensity (Wang and Glennie, 2015). In this study, we tested both mean and maximum intensities. The method providing the most consistent results will be used for further analysis. The FWF LiDAR cubes generated had a size of $z = 268$ bands corresponding to a 40.05 m pre-defined range of signal recorded between the altitudes -5 and +35.05 m IGN-69. An example of waveform computed over a tree is shown in Fig. 7, with numerous echoes on branches at the top of the canopy from 18 m down to 14 m, rare intermediate branches or sub tree vegetation from 8 m down to 4 m and one unique echo at the 3m of ground elevation.

2.4.4 Synthesized waveforms quality check

After voxelization, one needs to check the quality of the computed waveforms cube, in terms of location of the main echoes along the waveforms as well as their amplitude. Since no nadir-oriented waveforms exist due to

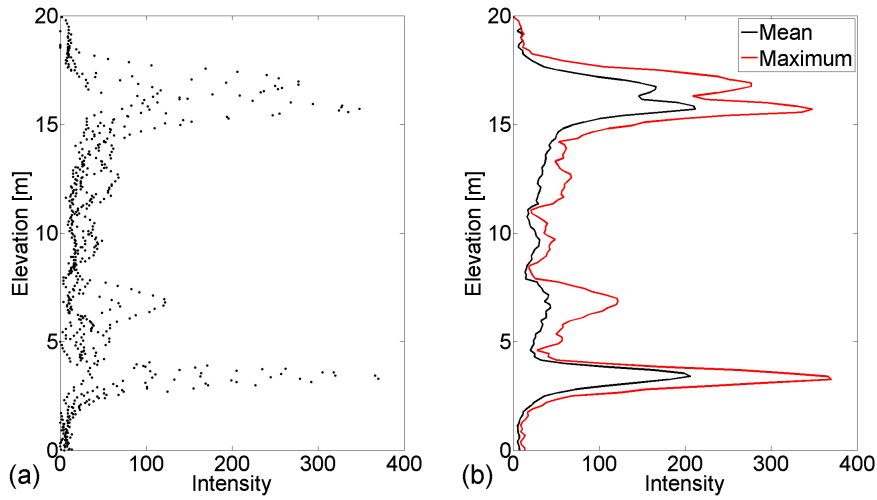


Figure 7: Waveforms samples contained in a voxels column (a), voxelized waveform using mean and maximum fusion methods (b). All samples of (a) come from laser beams with a scan angle of -6° .

the aircraft attitude, the so-called reference cube was formed with waveforms with a scan angle of 0° . For each latitude and longitude node of the planar grid, the reference waveform was defined as the one which last sample was the closest to the grid node. This waveform was then interpolated to match the elevation sampling interval. The relevance of a given reference waveforms was assessed by computing the planar euclidean distance between its first and last samples, reflecting the upright geometry of the waveform. The lower the distance, the more pertinent it was as a reference waveform. In this study, the mean planar euclidean distance between the first and last samples of the reference waveforms was about 0.66 m.

The consistency of the synthesized waveforms was assessed by computing the square of the difference of three descriptors calculated on each pair of the synthesized and reference waveforms following (Wang et al., 2013):

$$c = \left(1 - \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (descriptor_i^{rw} - descriptor_i^{vw})^2}{\sum_{i=1}^n (descriptor_i^{rw})^2}} \right) \times 100 \quad (4)$$

with c the consistency (%) of the descriptor which characterizes the shape of the waveform (maximum amplitude and location and standard deviation σ), $descriptor_i^{rw}$ and $descriptor_i^{vw}$ respectively the descriptors of the reference and voxelized i th waveforms and n the number of tested waveforms. They were chosen for their ability to locate the most reflective surfaces of the waveforms as well as describing the complexity of the intensity values distribution. The number of echoes with an intensity over 30 counts was also extracted on both reference and synthesized waveforms as an insight on the level of details provided by the voxelization process.

2.5 Coupled Hyperspectral/FWF LiDAR classifier

The main contribution of this study is to show how the computation of nadir-oriented waveforms and derived features helps splitting the hyperspectral data in subareas of characteristic light surface diffusion properties allowing to provide a more accurate classification of the dune cover.

2.5.1 Waveform normalization

In 2.4.2, the voxelized waveforms are dependent on the local topography of the study site. This is conveniently removed by centering all the synthesized waveforms on their less noisy maximum corresponding to their main surface (Fig. 8 (a, b, c)). Any discrepancy to this level would therefore indicate a modification of the return. Fig. 8 (a) shows that the intensity of the FWF is maximum on compact and solid material exhibiting only one echo. Any attenuation and widening of this intensity reveals the presence of material diffusing the laser beam (Jutzi and Stilla, 2005). Indeed, sand and fixed dune with low growth vegetation (shorter or slightly higher than the voxels z dimension sampling) display only one pulse. The mobile dune vegetation mostly constituted of *Ammophila a.* and *Elymus f.*, characterized by decimeters thick crown of leaves (Fig. 8 (h)) diffuses the laser beam upward from one echo in one pulse also widen upward (Fig. 8 (b)). Trees, with multiple levels of branch strata (Fig. 8 (i)) produce multiple echoes scattering the laser beam from multiple echo up and downwards and even more complex waveform returns (Fig. 8 (c)). To emphasize the intensity shift described above, a cumulative sum of all the waveforms of the FWF LiDAR cube is computed (Fig. 8 (d, e, f)). Because residual measurement noise were observed in the data set, additional filtering was needed. A lowpass Gaussian filter and a median filter with respective kernels of $5m \times 5m$ and $3m \times 3m$ allowed to smooth the data.

2.5.2 Diffusion levels and surface partition

The analysis of the normalized cumulative sums of the waveforms allowed to define several diffusion levels of the laser beam intersecting the dune surfaces. The creation of the masks for partitioning of the HSI for an improved classification relies on a proper segmentation of these levels. In this study, three levels were defined according to the type of surfaces of the investigated site: low (sand and scrubby vegetation of the dune), medium (mobile dune vegetation) and high diffusion (trees). Fig. 8 (d, e, f) suggests that for all surface types, the largest discrepancy on the normalized cumulative sums are located beyond 0 m distance from the center. Previous studies derived discrete features from echoes shapes such as the Gaussian components (Chauve et al., 2007) as well as metrics from raw waveforms (Parrish et al., 2013; Zhou et al., 2016). In opposition, we chose to use a continuous information given by the cumulative sum of the waveforms. Therefore, the masks used for the coupled data sets classification were designed based on the calculation of the parameter A , corresponding to the area over the normalized cumulative sums of the waveforms starting at their centers (Fig. 8 (row 2)). It is a

similar metric as the one used in Pirotti et al. (2014) (without unit), defined as:

$$A = \int_0^n (1 - f(x))dx \quad (5)$$

where $f(x)$ represents the normalized cumulative sum of a given waveform and n the distance from the normalized cumulative sum maximum value corresponding to the end of the computation domain of A .

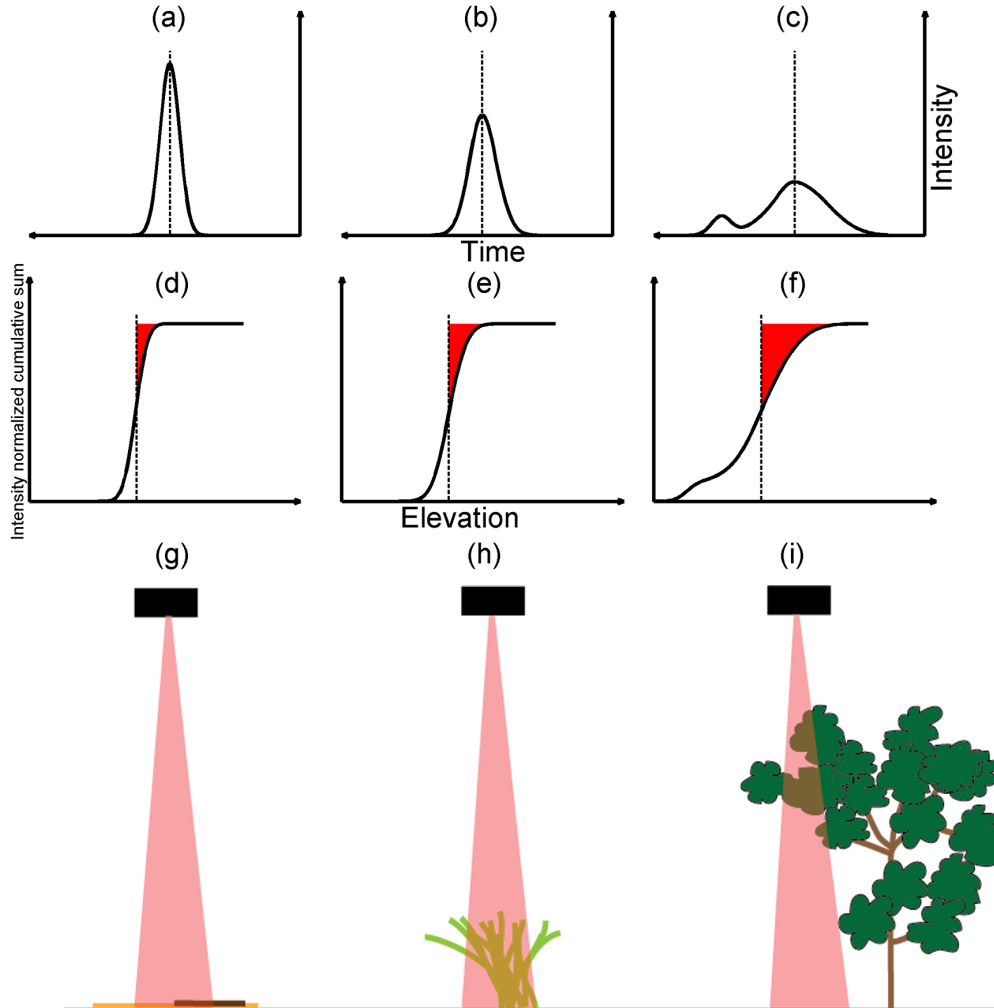


Figure 8: Schematized waveforms shapes (a, b, c) and associated normalized cumulative sums (d, e, f) as functions of the surface cover types for sand and mosses (g), low vegetation (h) and trees (i). The A parameter is symbolized by the red area over the curve on the normalized cumulative sums of the waveforms intensities.

With the aim of enhancing the contrast between the values of A , a median filter with a kernel of $9m \times 9m$ was applied to the latter. On this enhanced map of the A parameter, the production of the masks was based on a thresholding of its values: The low diffusion terrain was associated to values comprised in the interval $[0, 0.12]$, the medium diffusion terrain with data between $[0.12 \text{ and } 0.15]$ and the high diffusion level surfaces correspond to the pixels with $A > 0.15$ (Fig. 9 (b)). Thus, three masks were used to isolate pixels on the HSI and produce three images. The first image contains the surfaces of low light diffusion corresponding to the Bare sand, TD1,

TD2, CSDG1 and CSDG2 classes. The second image contains pixels with medium light diffusion properties thus the classification used the MD, coastal stable dune and coastal dune woods spectra as inputs. The third image, corresponding to high light diffusion surfaces was matched to the CDW class. The SAM classification was applied for those images given the classes previously mentioned and a final map was produced by merging the classification results of each image.

2 .5.3 Performance evaluation

The accuracies of the classification of the single hyperspectral data set and coupled HSI/FWF LiDAR classification were assessed using the Overall Accuracy (OA) defined as the number of pixels classified correctly divided by the total number of pixels and the Kappa coefficient (κ) measuring the agreement between classification and ground truth pixels.

3 Results and discussion

To enhance the quality of the classification over the analyzed site, a supervised classification method was designed, involving the build of masks derived from features computed using LiDAR waveforms. As a first approach, the classification was done using only HSI. Furtherly, the definition of masks based on the surfaces diffusion levels derived from the synthesized waveforms analysis allowed to segment the HSI into three sub-images where only pre-defined classes could appear, thus providing three classification maps which were concatenated to produce the end result.

3 .1 Voxelization

The voxelization process used 6 567 991 waveforms acquired over the study site to create a total of 1 528 218 voxelized waveforms. The overall quality of the voxelization was assessed by comparing the voxelized waveforms to the reference waveforms as described in Section 2 .4.4. Due to the selection of the reference waveforms, only 6.63 % of the total number of voxelized waveforms were tested. The results of the consistency tests are summarized in Table 3. For the three flight lines, Table 3 shows that merging the waveforms samples by averaging their intensities provides the most consistent results. Indeed, the amplitude of the maximum values matched the control waveforms with a mean consistency of 66.68% against 52.65 % using the maximum as a fusion approach. In terms of position of the maximum value, both methods gave similar results while large discrepancies were observed in the computation of the standard deviation with an average consistency of 68.79 % when using the mean and 50.59 % when using the maximum. Extracting the number of echoes revealed a gain in details on the waveforms. The echoes number for each flight line are shown in Table 4. The results in Table 4 illustrate that the voxelization process allows to create waveforms with more echoes, compared to the reference waveform. Between all three flight lines, the number of additional echoes detected varied with both

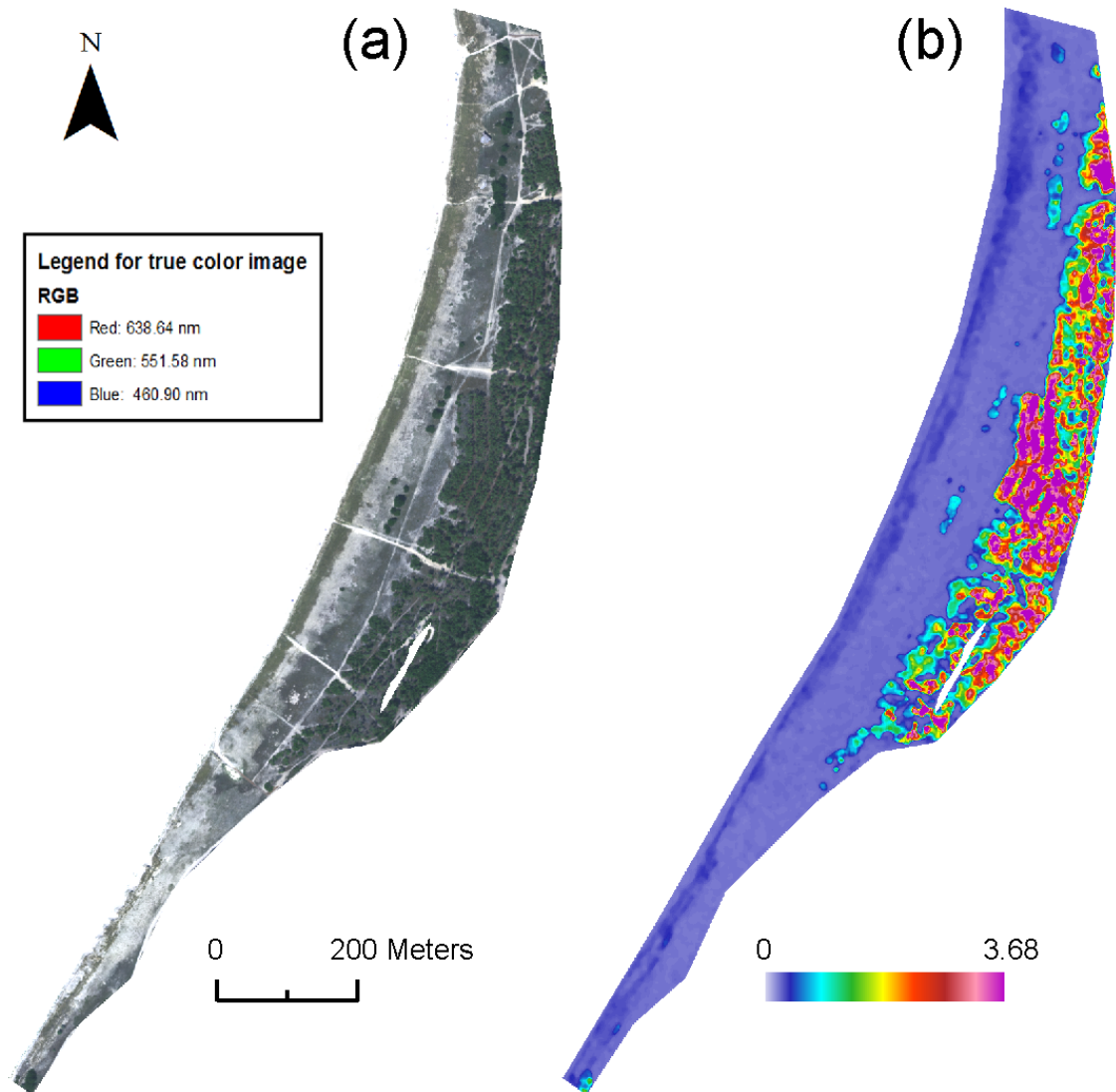


Figure 9: True color image of the hyperspectral cube over the study site (a) and map of the A parameter (b) without unit.

	Flight line 1		Flight line 2		Flight line 3	
Tested waveforms ratio	24 733 / 380 623 (6.50 %)		40 455 / 593 050 (6.82 %)		36 438 / 554 545 (6.57 %)	
	Consistency (%)					
Fusion method	Mean	Maximum	Mean	Maximum	Mean	Maximum
Maximum amplitude	73.63	65.44	83.08	76.10	43.32	16.42
Maximum position	86.14	85.56	89.82	89.67	96.97	96.80
Standard deviation σ	76.27	63.08	85.23	69.48	44.86	19.21

Table 3: Number of synthesized waveforms tested and consistency results.

	Reference waveforms	Synthesized waveforms	
		Mean	Maximum
Flight line 1	28 075	31 512	36 294
Flight line 2	47 814	56 089	65 133
Flight line 3	36598	38 505	39 869

Table 4: Number of echoes with an amplitude over 30 intensity counts.

fusion method. The most efficient method for generating new remarkable echoes is the maximum but using the mean provided more consistent results. Synthesized waveforms for four types of surfaces are plotted in Fig. 11 (a).

The consistency percentage of the tested descriptors can be considered as low compared to other studies such as Wang et al. (2013). For a given column of voxels, the reference waveform was selected as the waveform which last sample is the closest to the column center. Therefore, a reference waveform uses the entire response along one laser beam travel, recording all features in one direction, given its scan angle and the aircraft attitude. Contrariwise, the nadir-oriented waveforms computed by voxelization regroup data recorded on many slanted laser shots spatially scattered and going through a certain volume, discarding all data outside of the latter (Fig. 10). Consequently, the number, repartition and parameters of the generated echoes of the synthesized waveforms differ from the reference waveforms. Because the computation of the consistency on the spread of the synthesized waveforms was higher in the case of the fusion by averaging, we decided to use this method for the voxelization of the data but this approach offers, in general, a more detailed description of the surfaces, whether the mean or maximum are used to merge the samples. Moreover, the lack of real nadir-oriented laser beams makes difficult a proper assessment of the waveforms quality. Fig. 9 (b) shows that the voxelization is an efficient tool providing an accurate representation of the components of a scene.

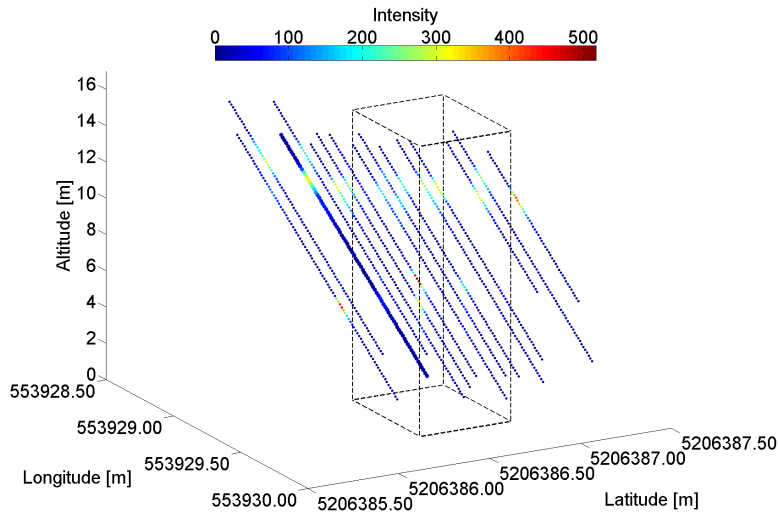


Figure 10: 4D projection of waveforms: All waveforms intersecting a column of voxels at a given (x,y) with the associated control waveform in bold. For all the waveforms plotted, the scan angle value is 0° , the apparent obliquity of the laser beams is induced by the aircraft attitude and motion. The samples intersecting the parallelepiped rectangle in dashed line were used to generate the synthesized waveform.

3.2 Diffusion masks production

The masks used to separate the image in low, medium and high diffusion pixels were created using the A parameter computed on the normalized cumulative sums of the synthesized waveforms (examples are shown in Fig. 11 (c)). Thresholds were chosen to separate these three diffusion levels of the surfaces. Out of the 281,181 pixels containing spectral information over the study site, 154 156 pixels were extracted as low diffusion surfaces pixels, 35 615 as medium diffusion pixels and 91 410 as high diffusion pixels. A comparison between the A parameter values and a the true color hyperspectral image of the scene, shown in Fig. 9, illustrates a consistent distribution of the surfaces following their diffusion level. Indeed the medium diffusion pixels were mostly located on the mobile dune, although a certain amount of them were shaping the edges of the forest part of the dune. The high diffusion features were found on the wooded part of the dune where are located the trees. The low diffusion surfaces were well identified with their distribution being mostly on the transitional and coastal stable dunes (Fig. 9 (b)).

Fig. 11 (b) shows that centering the waveforms on their maxima and normalize them to their areas does not allow to properly visualize and separate the several diffusion levels due to waveforms, shapes and measurement noise. Therefore, we chose to compute A on the cumulative sums to keep the entire waveform information which minimizes the potential noise located after the main surface echo (Fig. 11 (c)). As a result, the surfaces are well mapped even though residual confusion exists between the diffusion levels. This mismatching is inherent to the physical state of the surfaces which can differ independently from the vegetation type. For example, the

segmentation of trees edges as medium diffusion surfaces came from the shapes of the synthesized echoes which gave an A parameter values within the range of the medium diffusion class.

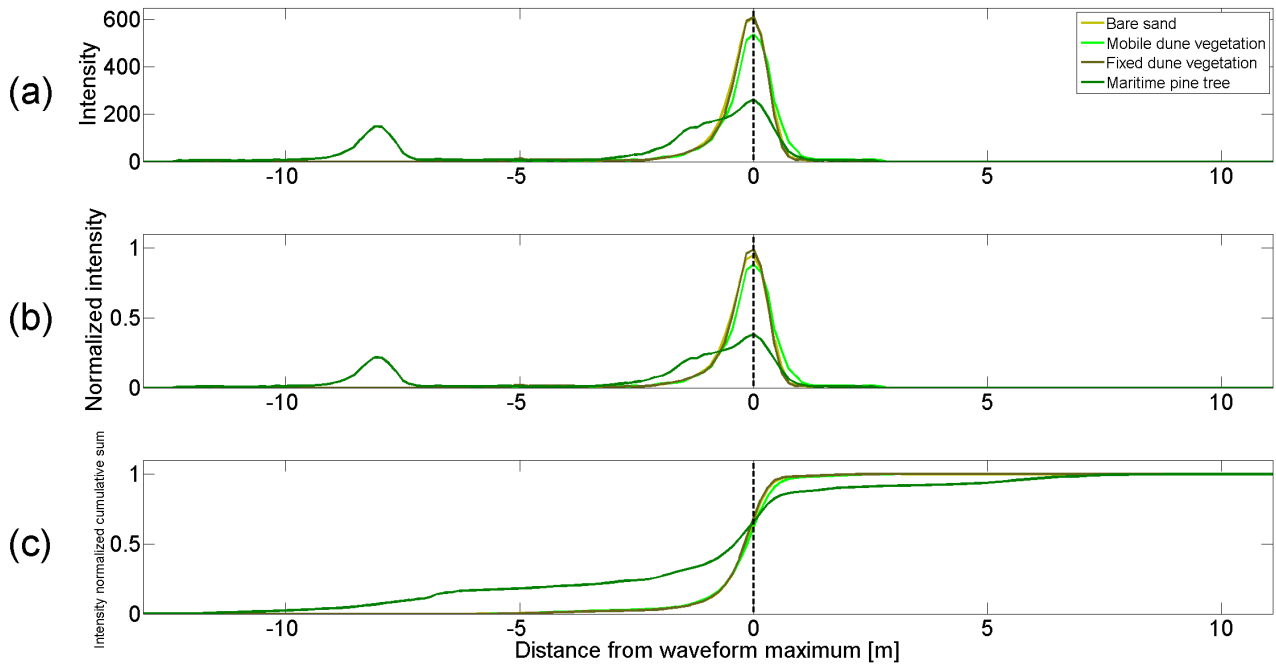


Figure 11: Synthesized waveforms centered on their maxima (a) and normalized to their area (b) for the main types of vegetation cover. Plot (c) represents the normalized cumulative sums of the waveforms. The vertical dashed line symbolizes the waveforms maxima locations.

3.3 Classifications results

Two classifiers were tested to evaluate the analysis using the coupled HSI and LiDAR data. Thus, two classification maps were compared by means of a discussion around the accuracy of the mapping. The results produced by both classification methods are displayed in Table 5.

3.3.1 Spectral Angle Mapping applied to coastal dune vegetation habitats mapping

Classification results Table 5 shows that the HSI classification has an OA of 73.08 % and a κ of 0.67. This accuracy is produced by a good classification of the Bare sand, MD, and both TD classes when compared to their ground-truth ROIs. Those four classes average a 95.18% of pixels well classified. The classification accuracy decreased in the three others classes of the fixed dunes habitats with respectively 39.00 %, 69.89 % and 56.09 %. This accuracy loss is derived from several misclassifications: In the case of the CSDG1 class, out of the 482 validation pixels, 188 were classified as CSDG1, 213 as CSDG2 and 81 as MD pixels. For the CSDG2 class, 664 pixels were classified as CSDG2, 133 as CSDG1 and 153 as MD. Regarding the coastal trees classification, out of 870 validation samples of the CDW class, 355 were classified as CSDG1 and CSDG2 pixels. The most

Class	Single hyperspectral data classification		Hyperspectral/FWF LiDAR data classification	
	Producer's accuracy (%)	User's accuracy (%)	Producer's accuracy (%)	User's accuracy(%)
Sand	100.00	100.00	100.00	100.00
MD	89.86	71.98	100.00	100.00
TD1	98.84	98.84	98.84	98.84
TD2	92.02	72.28	97.90	97.90
CSDG1	39.00	56.80	53.53	50.89
CSDG2	69.89	54.34	72.63	75.99
CDW	56.09	100.00	100.00	100.00
	Overall accuracy (%)	κ	Overall accuracy (%)	κ
	73.08	0.67	87.55	0.85

Table 5: Accuracies for the hyperspectral and coupled hyperspectral/FWF LiDAR data classifications.

significant misclassification, in terms of interpretation of the result map, comes from the classification of the pixels of the coastal stable dune as mobile dune vegetation. Fig. 12 (a)) shows that this mapping error spreads also outside of the validation ROI, throughout the areas where mosses proportions are largely dominant. Same observation is made for the classification of MD pixels as TD2. The analysis of the resulting map shows a spatial distribution of the TD2 class extending on both the transitional dune and seaward and landward limits of the mobile dune, when field observations locate it only on the transitional dune.

Results analysis and discussion The effects of the similarity between input spectra for the SAM, mentioned in 2 .3.2, causes in the classification map of the hyperspectral data a mis-mapping of certain habitats described previously. In general, on the coastal dune, those mis-matches can be related to two main factors: The nature of the pixel composition and its physiological state. Observations of the coastal dune at a spatial resolution of 1 m has to take into account the principle of spectral mixing (Keshava, 2003), especially with vegetation types which footprints are lower than the observation resolution. Following the spectral mixing concept, different types of vegetation with different proportions can produced similar spectral response (Girouard et al., 2004) and therefore induce a incoherent mapping, explaining the MD pixels found on the coastal stable dune as well as the confusion between MD and TD2 pixels (Fig. 12 (a)), suggested by the dendrogram plotted in Fig. 6 (b). Furthermore, the mis-mapping of 43.91 % of the pixels of the CDW class can also be related to the mixing problem: With nadir-oriented data and a spatial resolution of 1 m, the pixels constituting the edges of the trees were mixed with the ground cover, therefore producing spectral signatures that can be close to the CSDG1 and CSDG2 reference spectra, among others. Secondly, the classification results might be influenced by the physiological state of the vegetation. The hyperspectral data used in this study were acquired during the end of the summer 2015, which correspond to a rather dry period of the year in western France. As a consequence,

most of the field observations converge to characterize the vegetation as “dry”. Spectrally, this translates to a less pronounced peak in the green region of the spectrum as well as a more gentle slope on the red edge (Fig. 6 (a)). For usually green vegetation such as *Ammophila a.* and *Elymus f.*, the spectral changes due to dryness associated to a large proportion of sand increases the proximity with the other types of vegetation on the dune which are mostly brown moss covering the sandy ground. In the same frame, the habitat CSDG2 containing a larger proportion of plants such as *Helichrysum s.* or *Ephedra d.* in a dryness state might be confused with the CSDG1 class containing the brown moss *Tortula r.* With this rather large amount of misclassification, the improvement of the hyperspectral data classification for coastal dune vegetation mapping application might rely on the input of additional data such as the structure of the vegetation. Therefore, additional information were needed to produce a better classification of the dune cover.

3.3.2 Contribution of the FWF LiDAR data

Accuracies of the HSI / FWF LiDAR data classification The results provided by the HSI / FWF LiDAR data set classification summarized in Table 1 show a significant improvement in OA and κ of the classification which increased by respectively 14.47 % and 0.18. The increase of the classification accuracy is the consequence of an improvement of the producer’s accuracy in all the classes except Bare Sand, which remains with a 100.00 % of pixels well classified. The MD, TD1 and TD2 classes grew from an average accuracy of 93.60 to 99.91 %. A great classification improvement was recorded on the CSDG1 class which increased by 14.53 %, while the CSDG2 class accuracy only increased by approximately 3 %. The CDW class mapping was also largely enhanced with 100 % of validation samples correctly mapped. Looking at the resulting map, we observe that even though the mobile vegetation was restricted to the duneface and along the dune crest, which was one of the most notable improvements, remaining parts of the mobile dune were classified as TD2. The MD pixels previously mapped on the transitional and coastal stable dune were mostly replaced by transitional and coastal stable dunes pixels. The spatial distribution of the the habitats of those two parts of the dune system remained fuzzy and did not fully comply with the dune segmentation of the Figure 2.

Results analysis and discussion The results show that inputting additional data provided by the full waveform LiDAR partially resolved the spectral confusion issues described previously by partitioning the vegetation following its volume and density, without consideration for the physiological state. By using this new classifier, the pixels of the TD1, TD2, CSDG1 and CSDG2 classes that were confused with the MD class can be distinguished before using the SAM thanks to their low light diffusion property. The same observation is made for the CDW class which successful mapping was a result of the input of a structural descriptor allowing to separate it from the underlying fixed dune classes. Even though the mobile and coastal stable dunes covers have diffusion levels fundamentally different, Fig. 9 (b) shows that within the distribution of the vegetation over the mobile dune, low diffusion pixels occur. Related to that, the variations in vegetation cover density on

the mobile dune, with patches of the mobile dune showing a very sparse cover of *Ammophila a.* and *Elymus f.*, induced synthesized waveforms signatures closer to a low diffusion than a medium diffusion surface. The number of pixel covered by the trees class was much larger in the classification of the coupled data set. The extraction of high diffusion surfaces allowed to locate the trees crowns and reduce the confusion with adjacent pixels. Residual errors were spotted on the edges of the trees where, as with the hyperspectral data set classification, mixed pixels were mapped as mobile dune vegetation. Overall, using full waveform LiDAR data to segment the information on hyperspectral images turns out to be an efficient method for mapping the vegetation cover where spectral signatures are confused.

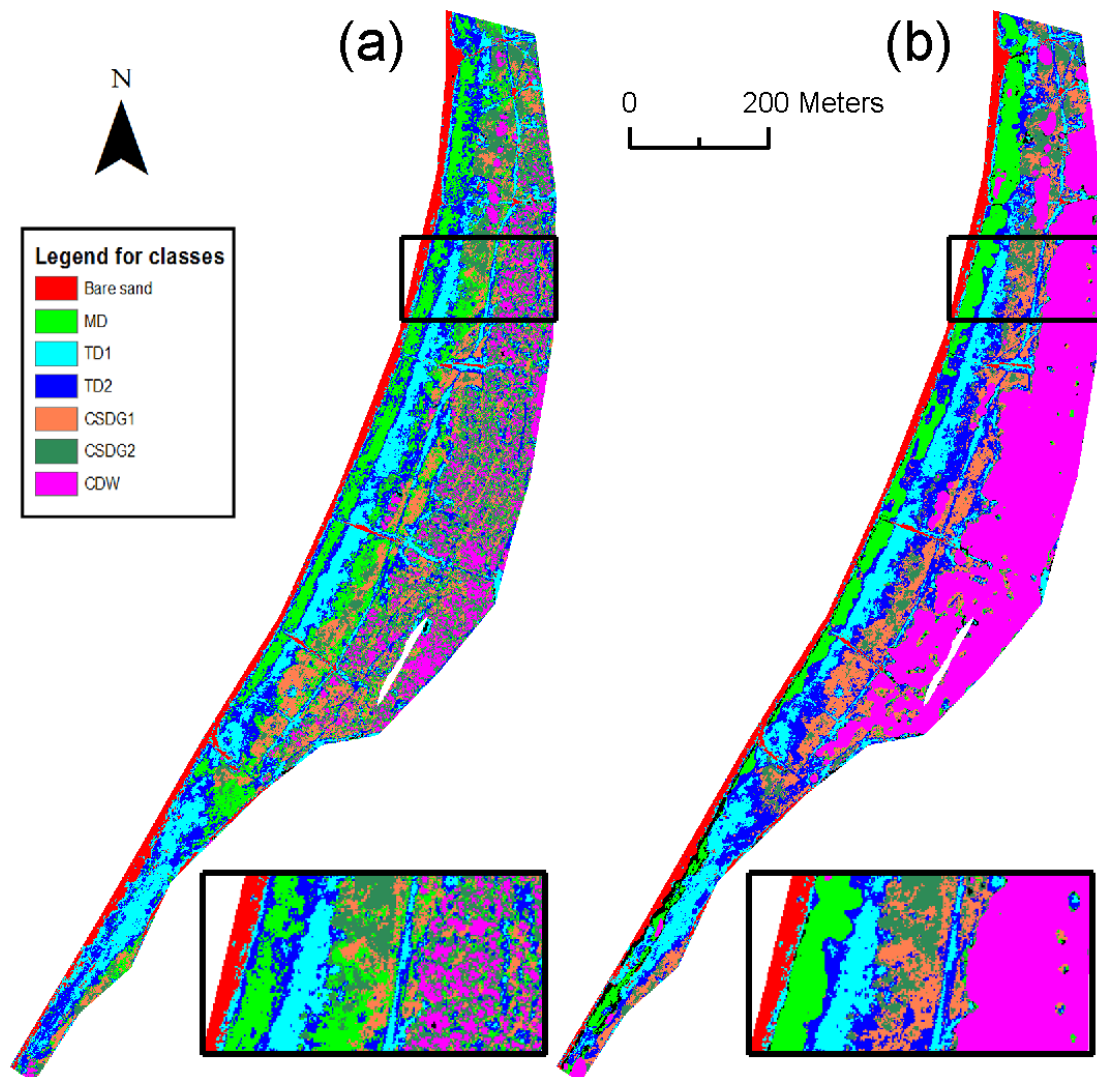


Figure 12: Hyperspectral data set (a) and coupled FWF LiDAR/hyperspectral data (b) classification maps. The black rectangles are zooms on the dune.

4 Conclusion

In this paper, we proposed an improved approach of coastal dune vegetation habitats classification in western France by means of two methods. A Spectral Angle Mapper was used as the first classifier using HSI while the second method involved a voxelization process of Full waveform LiDAR data coupled with HSI. As a result, both mapping methods were compared and their performances were assessed to identified the refinements of inputing FWF LiDAR data to help the classification.

The voxelization of the waveforms was initiated by georeferencing the samples of each waveform and the design of a three dimensional grid which planar coordinates matched the HSI grid. All the samples intersecting a voxel were merged by computing their mean intensity in order to reproduce a nadir-oriented waveforms cube, which geometry is comparable to the hyperspectral images layout. The coupled HSI/FWF LiDAR data sets classification was the product of the design of a system using masks derived from light diffusion properties of the surfaces provided by the FWF LiDAR to segment the hyperspectral data in homogeneous areas which features natures were investigated based on their chemistry. Insights on the structure of the surfaces were given by the shape of the normalized cumulative sums computed on the voxelized waveforms, which gave information on the diffusion of the laser beam. A parameter A derived from the normalized cumulative sum was used to separate the different surfaces in three main types: low, medium and high diffusion surfaces. The definition of the masks used for extracting the HSI pixels following their belonging to a diffusion level was based on a pre-defined threshold value of A . A visual interpretation of the position of the features on the masks allowed to validate the overall use of LiDAR waveforms as a tool for identification and labeling of the vegetation diffusion power and thus its structure. The SAM classification method enables the mapping of an hyperspectral scene by computing the minimum angle between a library of reference spectra and the image spectra. This method is very sensitive to spectra shapes as show the results of the hyperspectral data classification with an overall accuracy of 73.08 %. High confusions were noted between the mapping of the classes with moss and the mobile dune vegetation as well as for the trees class. The new classifier allowed to separate the different types of vegetation following their structure prior to spectral mapping. The results gave an OA of nearly 87.55 %, agreeing with the improvement of the classification of almost all the classes with a maximum change in the classification of the fixed dune scrubby vegetation and the coastal trees.

This result enlightens the complementarity of the hyperspectral imagery and the full waveform LiDAR data and the necessity to take into account both the nature and the structure of the observed features for mapping the french atlantic coastal dunes. Moreover, the data and method described allowed to reach a fine level of discrimination between surface covers, which is more challenging using satellite-based imagery or orthophotography. Besides, this approach is completely reproducible on different type of environments, only an a priori knowledge of the observed scene is required in order to properly discuss the results.

Further research on this topic would be to tackle several aspects. For analysis of larger data sets, the use of a faster voxelization method, for example a ray-volume intersection procedure allowing to avoid a voxel by voxel

computation, might be a key point. In terms of classification, a new approach for the data sets combination could also help improving the mapping on the coastal dune. Indeed, merging both HSI and FWF LiDAR cube as one data set and retrieve pertinent information could provide more accurate classification results than using the data sets for separate tasks. Although the tested data were located on western France with a dune system with a particular structure, our method could be applied to the study of dunes systems with a zonation of the habitats in general, especially with high grass which structure is comparable to the coastal marrams and couch grass. Beyond the classification purpose of associated HSI and FWF LiDAR data, the inner fusion process of both sensors data would be to merge the waveforms located within a slanted voxel which orientation is the same as the hyperspectral pixel view angle. This step of the data fusion could help in a deeper analysis and understanding of the images spectra as well as provide a more integrated classification method combining parameters directly derived from the light diffusion and the spectral data.

5 Acknowledgments

This study was funded by the region of Pays de la Loire through the research program « Réseau de Suivi et de Surveillance de l'Observatoire des Sciences de l'Univers Nantes Angers » (RS2E - OSUNA). The LiDAR was funded by the region Pays de la Loire (RS2E-OSUNA) and the region Bretagne with a contribution of its European regional development fund (ERDF). The authors would like to thank Emmanuel Gouraud, Cyril Michon and William Gentile of FIT-Conseil (Nantes, France) for the full waveform LiDAR data acquisition and pre-processing.

References

- Asner, G. P., Knapp, D. E., Kennedy-Bowdoin, T., Jones, M. O., Martin, R. E., Boardman, J., and Field, C. B. Carnegie airborne observatory: in-flight fusion of hyperspectral imaging and waveform light detection and ranging for three-dimensional studies of ecosystems. *Journal of Applied Remote Sensing*, 1(1):013536–013536–21, 2007.
- Ba, A., Launeau, P., Robin, M., Moussaoui, S., Michon, C., Giraud, M., and Le Menn, E. Apport du lidar dans le géoréférencement d’images hyperspectrales en vue d’un couplage lidar/hyperspectral. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 210:5–15, 2015.
- Ba, A., Launeau, P., Moussaoui, S., Robin, M., Giraud, M., Debaine, F., and Lague, D. Poster: Hyperspectral imaging and full-waveform lidar data fusion for coastal dune surface classification. In *36th European Association of Remote Sensing Laboratories Symposium 2016*, Bonn, Germany, Jun. 20-24 2016.
- Bertels, L., Deronde, B., Kempeneers, P., Provoost, S., and Tortelboom, E. Potentials of airborne hyperspectral remote sensing for vegetation mapping of spatially heterogeneous dynamic dunes, a case study along the belgian coastline. In *Dunes and Estuaries 2005 - International Conference on Nature Restoration Practices in European Coastal Habitats*, pages 153–163, 2005.
- Buddenbaum, H., Seeling, S., and Hill, J. Fusion of full-waveform lidar and imaging spectroscopy remote sensing data for the characterization of forest stands. *International Journal of Remote Sensing*, 34(13):4511–4524, 2013.
- Burke, A., Anderson, G. P., Acharya, P. K., and Shettle, E. P. *MODTRAN 5.2.0.0 USER’S MANUAL*, 2008.
- Castelle, B., Marieu, V., Bujan, S., Splinter, K. D., Robinet, A., Sénéchal, N., and Ferreira, S. Impact of the winter 2013–2014 series of severe western europe storms on a double-barred sandy coast: Beach and dune erosion and megacusp embayments. *Geomorphology*, 238:135 – 148, 2015.
- Chauve, A., Mallet, C., Bretar, F., Durrieu, S., Pierrot Deseilligny, M., and Puech, W. Processing full-waveform lidar data: Modelling raw signals. In *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 36 (Part 3/W52)*, pages 102–107, 2007.
- Clark, M. L., Roberts, D. A., and Clark, D. B. Hyperspectral discrimination of tropical rain forest tree species at leaf to crown scales. *Remote Sensing of Environment*, 96(3–4):375 – 398, 2005.
- De Backer, S., Kempeneers, P., Debruyne, W., and Scheunders, P. Classification of dune vegetation from remotely sensed hyperspectral images. In Campilho, A. and Kamel, M., editors, *Image Analysis and Recognition Proc. of International Conference on Image Analysis and Recognition*, Lecture Notes in Computer Science, pages 497–503, Porto, Portugal, 2004. Springer, Springer.

- de Lange, R., van Til, M., and Dury, S. The use of hyperspectral data in coastal zone vegetation monitoring. In *EARSeL eProceedings 3*, pages 143–153, 2004.
- Debaine, F., Robin, M., Roze, F., Favennec, J., Gouguet, L., and C. Prat, M. Ecosystem service based mapping of atlantic coastal dunes conservation for management. Technical report, 2013.
- Filippi, A. M. and Jensen, J. R. Fuzzy learning vector quantization for hyperspectral coastal vegetation classification. *Remote Sensing of Environment*, 100(4):512 – 530, 2006.
- Girouard, G., Bannari, A., Harti, A. E., and Desrochers, A. Validated spectral angle mapper algorithm for geological mapping: Comparative study between quickbird and landsat-tm. 2004.
- Goepfert, J. and Soergel, U. Estimation of the lidar height offset in coastal vegetated areas. In *ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007*, 2007.
- Granja, H., Prat, M. C., Favennec, J., Hallegouët, B., Yoni, C., Barrère, P., Rozé, F., Jun, R., Dauphin, P., Thomas, H., Estève, G., Micheneau, C., Thirion, J. M., Veneau, F., Lahondère, C., Lebon, P., Salomon, J. N., Oyarzabal, J., Granereau, G., Jarret, P., Richard, P., Dieng, D., Duffaud, M. H., Février, G., Métayer, S., and Gouguet, L. *Connaissance et gestion durable des dunes de la côte atlantique*. Office National des Forêts, 2002.
- Green, A. A., Berman, M., Switzer, P., and Craig, M. D. A transformation for ordering multipsectral data in terms of image quality with implications for noise removal. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26:65–74, 1988.
- Hanston, W., Kooistra, L., and Slim, P. A. Mapping invasive woody species in coastal dunes in the netherlands: a remote sensing approach using lidar and high-resolution aerial photographs. *Applied Vegetation Science*, 15(4):536 – 547, 2012.
- Hodgson, M. E., Jensen, J. R., Schmidt, L., Schill, S., and Davis, B. An evaluation of lidar- and ifsar-derived digital elevation models in leaf-on conditions with usgs level 1 and level 2 dems. *Remote Sensing of Environment*, 84:295–308, 2003.
- IFEN. Analyse statistique et cartographie de l'érosion marine. Technical report, 2007.
- Juel, A., Groom, G. B., Svenning, J.-C., and Ejrnæs, R. Spatial application of random forest models for fine-scale coastal vegetation classification using object based analysis of aerial orthophoto and {DEM} data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 42:106 – 114, 2015.
- Jutzi, B. and Stilla, U. Waveform processing of laser pulses for reconstruction of surfaces in urban areas. *Measurement Techniques*, 2(3.1):2, 2005.

- Kassouk, Z., Launeau, P., Roy, R., Mestayer, P. G., Rouaud, J. M., and Giraud, M. Urban mapping using hyperspectral hypspx images over nantes city, southern france. In *Proc. of International Association of Spectral Imaging*, 2010.
- Kazemipour, F., Launeau, P., and Méléder, V. Microphytobenthos biomass mapping using the optical model of diatom biofilms: Application to hyperspectral images of bourgneuf bay. *Remote Sensing of Environment*, 127:1 – 13, 2012.
- Kempeneers, P., Deronde, B., Bertels, L., Debruyne, W., de Backer, S., and Scheunders, P. Classifying hyperspectral airborne imagery for vegetation survey along coastlines. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International*, volume 2, pages 1475–1478, Sept 2004.
- Kempeneers, P., Deronde, B., Provoost, S., and Houthuys, R. Synergy of airborne digital camera and lidar data to map ocastal dune vegetation. *Journal of Coastal Research*, Special Issue 53:73–82, 2009.
- Keshava, N. A survey of spectral unmixing algorithms. *Lincoln Laboratory Journal*, 14:55–78, 2003.
- Kruse, F. A., Lefkoff, A. B., Boardman, J. W., Heidebrecht, K. B., Barloon, A. T. S. P. J., and Goetz, A. F. H. The spectral image processing system (sips)—interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. *Remote Sensing of Environment*, 44(2):145 – 163, 1993.
- Lancaster, N. and Baas, A. Influence of vegetation cover on sand transport by wind: field studies at owens lake, california. *Earth Surface Processes and Landforms*, 23:69–82, 1998.
- Landmann, T., Piiroinen, R., Makori, D. M., Abdel-Rahman, E. M., Makau, S., Pellikka, P., and Raina, S. K. Application of hyperspectral remote sensing for flower mapping in african savannas. *Remote Sensing of Environment*, 166:50 – 60, 2015.
- Mallet, C. and Bretar, F. Full-waveform topographic lidar: State-of-art. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64:1–16, 2009.
- Miltiadou, M., Warren, M., Grant, M., and Brown, M. Alignment of hyperspectral imagery and full-waveform lidar data for visualisation and classification purposes. In *36th International Symposium on Remote Sensing of Environment*, pages 1257–1264, Berlin, Germany, May 2015.
- Mura, M. D., Prasad, S., Pacifici, F., Gamba, P., Chanussot, J., and Benediktsson, J. A. Challenges and opportunities of multimodality and data fusion in remote sensing. *Proceedings of the IEEE*, 103(9):1585–1601, 2015.
- Parrish, C. E., Rogers, J. N., and Calder, B. R. Assessment of waveform features for lidar uncertainty modeling in a coastal salt marsh environment. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11:569–573, 2013.

- Persson, A., Söderman, U., Töpel, J., and Ahlberg, S. Visualization and analysis of full-waveform airborne laser scanner data. In *ISPRS Workshop "Laser scanning 2005"*, pages 103–108, Enschede, Netherlands, 2005.
- Pirotti, F., Guarnieri, A., Masiero, A., Vettore, A., and Lingua, E. Processing lidar waveform data for 3d visual assessment of forest environments. In *ISPRS Technical Commission V Symposium*, pages 493–499, 2014.
- Pye, K. and Blott, S. J. Assessment of beach and dune erosion and accretion using lidar: Impact of the stormy 2013–14 winter and longer term trends on the sefton coast, uk. *Geomorphology*, 266:146 – 167, 2016.
- Richards, J. A. and Jia, X. *Remote sensing digital image analysis*. Springer, 2006.
- Richter, R. A fast atmospheric correction algorithm applied to landsat tm images. *International Journal of Remote Sensing*, 11(1):159–166, 1990.
- Richter, R. Atmospheric correction of dais hyperspectral image data. *Computers and Geosciences*, 22(7):785 – 793, 1996.
- Richter, R. Correction of satellite imagery over mountainous terrain. *Appl. Opt.*, 37(18):4004–4015, Jun 1998.
- Richter, R. and Schläpfer, D. Geo-atmospheric processing of airborne imaging spectrometry data. part 2: Atmospheric/topographic correction. *International Journal of Remote Sensing*, 23(13):2631–2649, 2002.
- Richter, R. and Schläpfer, D. *Atmospheric/Topographic Correction for Airborne Imagery - ATCOR-4 User Guide, version 7.0.0*, 2015.
- Roelofsen, H. D., Kooistra, L., van Bodegom, P. M., Verrelst, J., Krol, J., and Witte, J.-P. M. Mapping a priori defined plant associations using remotely sensed vegetation characteristics. *Remote Sensing of Environment*, 140:639 – 651, 2014.
- Rouse, J. W., Jr., Haas, R. H., Schell, J. A., and Deering, D. W. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with Ertis. *NASA Special Publication*, 351:309, 1974.
- Ruz, M. H. and Meur-Ferec, C. Influence of high water levels on aeolian sand transport: upper beach/dune evolution on a macrotidal coast, wissant bay, northern france. *Geomorphology*, 60:73–87, 2003.
- Sabatier, F., Anthony, E. J., Héquette, A., Suanez, S., adn Marie-Hélène Ruz, J. M., and Regnaud, H. Morphodynamics of beach/dune systems: examples from the coast of france. *Géomorphologie*, 15:3–22, 2009.
- Schläpfer, D. and Richter, R. Geo-atmospheric processing of airborne imaging spectrometry data. part 1: Parametric orthorectification. *International Journal of Remote Sensing*, 23(13):2609–2630, 2002.
- Shaw, G. A. and Burke, H. H. K. Spectral imaging for remote sensing. *Lincoln Laboratory Journal*, 14:3–24, 2003.

Wang, H. and Glennie, C. Fusion of waveform lidar data and hyperspectral imagery for land cover classification.

ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 108:1–11, 2015.

Wang, H., Glennie, C., and Prasad, S. Voxelisation of full waveform lidar data for fusion with hyperspectral imagery. In *2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium - IGARSS*, pages 3407–3410, 2013.

Zare, A. and Ho, K. C. Endmember variability in hyperspectral analysis: Addressing spectral variability during spectral unmixing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 31(1):95–104, 2014.

Zhou, M., Li, C. R., Ma, L., and Guan, H. C. Land cover classification from full-waveform lidar data based on support vector machines. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLI-B3:447–452, 2016.

2.2 Résultats et discussion complémentaires

Dans l'application présentée précédemment, le calcul d'un paramètre nommé A correspondant à l'aire au-dessus de la somme cumulée et normalisée d'une waveform a permis de segmenter les types de surfaces de la dune côtière de Luzéronde. Ce paramètre permet de distinguer ces surfaces en fonction de leur pouvoir de diffusion du laser du LiDAR. Nous avons distingué trois niveaux de diffusion :

- Une diffusion basse ($0 \leq A < 0.12$) correspondant aux surfaces rases de type sable nu du haut de plage et habitats constitués de sable, mousses et plantes de faible hauteur (0.2 - 0.3 m) de la dune fixée ;
- Une diffusion moyenne ($0.12 \leq A < 0.15$) principalement associée à la végétation de la dune mobile avec *Ammophila a.* et *Elymus f.* dont les hauteurs peuvent atteindre 1 m au maximum (pour l'oyat) ;
- Un niveau de forte diffusion ($0.15 \leq A$) de la lumière correspondant aux arbres et arbustes de la dune boisée ;

De manière générale, la répartition des niveaux de diffusion du LiDAR est similaire à celle du site de Luzéronde (Fig. IV.4 (a) et (b)). La diffusion moyenne est majoritairement localisée au niveau de la végétation de la dune mobile ainsi que sur les buissons les plus bas de la dune boisée, la diffusion faible sur les habitats à végétation rase de la dune fixée et la diffusion forte sur les arbres de la dune boisée (Fig. IV.5 (a), (b) et (b)). Cependant, on peut voir sur la Figure IV.4 (b) que les diffusions moyennes et fortes du laser ne se font pas uniquement sur les parties végétalisées de la dune mobile et de la dune boisée, mais aussi sur les pentes internes du cordon dunaire et dans les dépressions de la dune fixée. Les Figures IV.5 (b) et (c) montrent ces îlots de surfaces diffusives sur la zone de transition et sur la dune grise. Les observations du terrain permettent d'affirmer que la dune de transition et la dune fixée ne présente pas d'espèces végétales atteignant 1 m de hauteur avec des capacités de diffusion de la lumière proches de celle de *Ammophila a.*

Le raster de pente généré à partir du MNT de la zone (Fig. IV.4 (c)) permet de voir que ces surfaces de diffusion moyenne et forte sur la végétation rasante dunaire correspondent en réalité à des pentes supérieures à 25° (Fig. IV.5 (d)). Ce type de phénomène de diffusion de la lumière a été décrit par Jutzi and Stilla (2005) et repris par Mallet and Bretar (2009) dans la Figure I.17. Ceci montre qu'une surface dense et pentue (Fig. I.17 (c)) influence la forme du retour d'onde de manière très similaire à celle d'une surface avec une végétation d'une hauteur moyenne (Fig. I.17 (f)), expliquant ainsi la proximité des valeurs du paramètre A pour ces deux types de surfaces. À l'inverse, le recours à des calculs de pentes permet de détecter et masquer ces anomalies de diffusion.

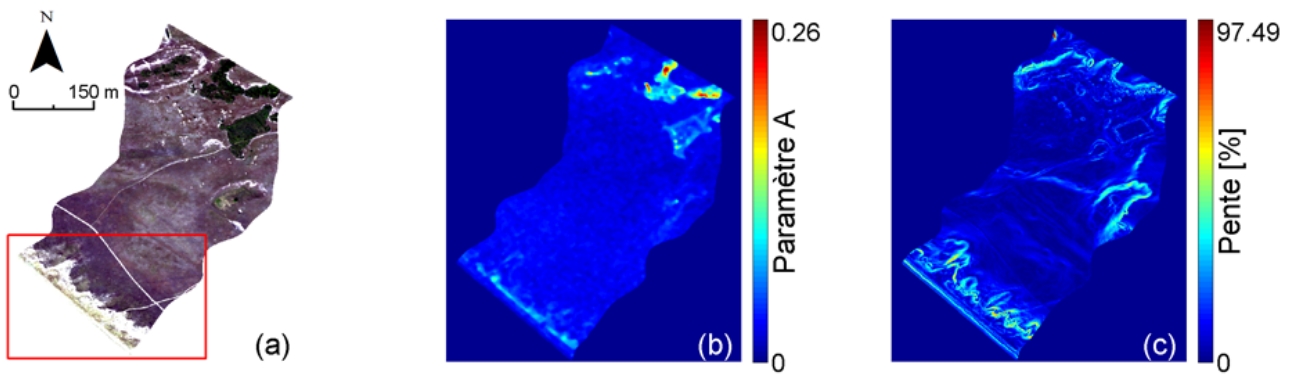


Figure IV.4 – Image hyperspectrale en vraie couleur (R : 638,64 nm ; V : 551,58 nm, B : 460.90 nm) de la zone étudiée sur la dune de la Tresson (a), carte du paramètre *A* (b) et raster de pente en % (c). Le rectangle rouge représente la région d'intérêt de la Figure IV.5.

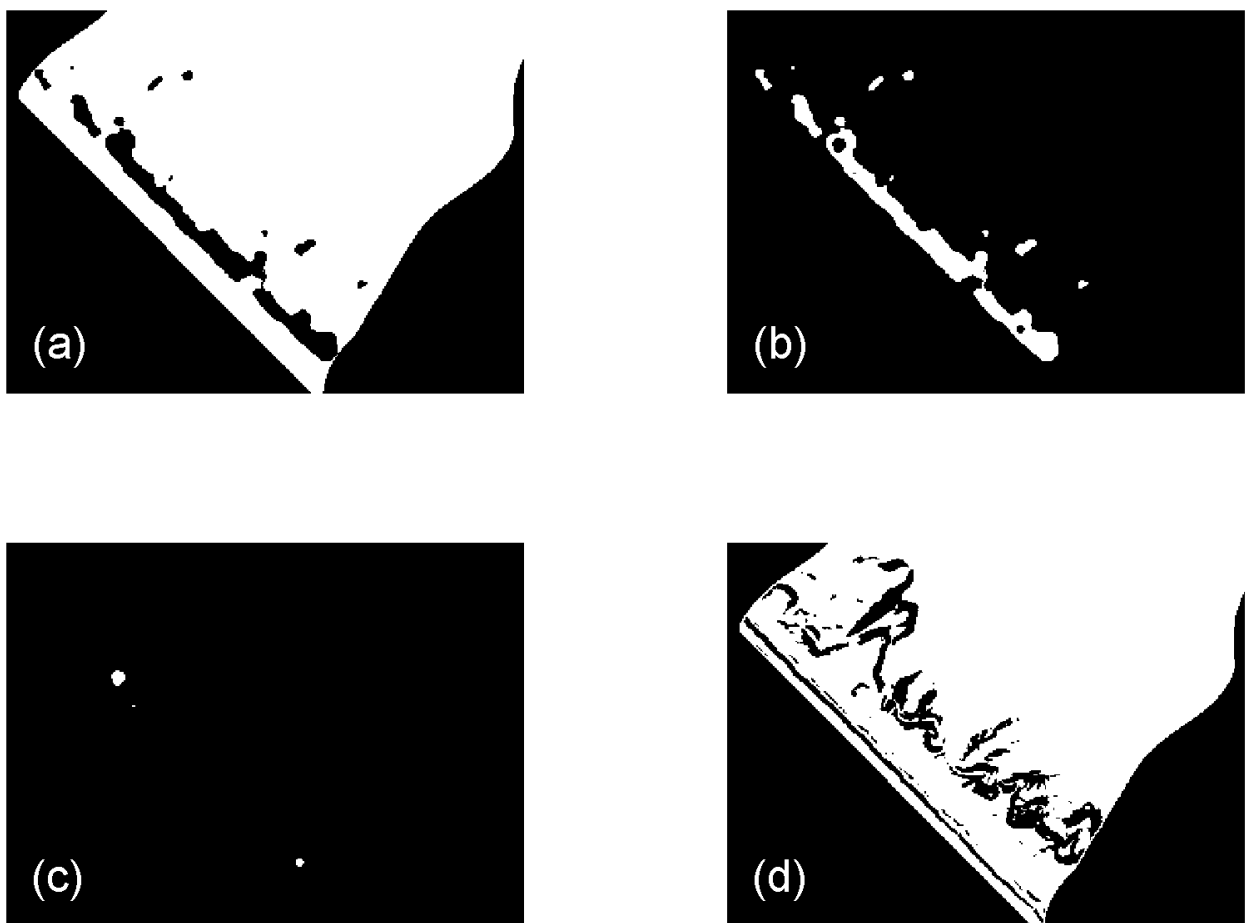


Figure IV.5 – Masques de diffusion faible (a), moyenne (b) et forte (c). Masque de pentes supérieures à 25 %.

Des exemples de waveforms synthétisées par voxelisation et centrées sur leurs maximums sont donnés Figure IV.6 (a). Cette figure montre que les intensités et les formes des échos sur leurs parties ascendantes restent différentes. Cependant, le processus de normalisation à la somme et de cumul des valeurs des waveform permet d'obtenir des réponses relativement proches. Si le calcul du paramètre A et le seuillage choisis pour dériver différents niveaux de diffusion ne permettent pas de distinguer l'effet de diffusion lié à la structure de la végétation de la dune de celui lié à la pente du terrain dunaire, le calcul des pentes sur un Modèle Numérique de Terrain contemporain associé à la localisation des pixels permet de lever l'indétermination.

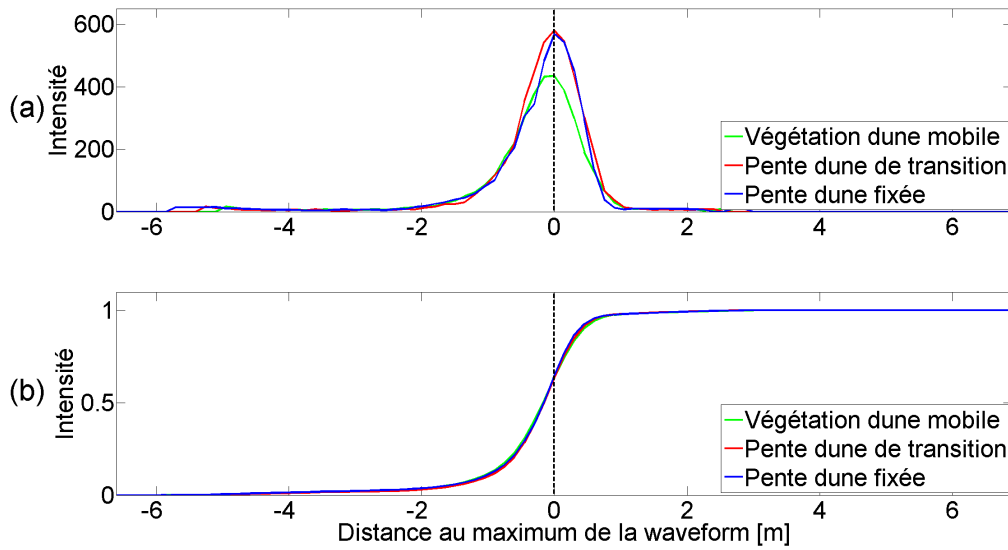


Figure IV.6 – Waveforms centrées sur leurs maximums (a) et sommes cumulées et normalisées (b) pour trois types de surfaces montrant la nécessité de compléter les calculs de diffusion en z par des calculs de pente en x,y .

Conclusion générale

La cartographie de la végétation en environnement dunaire côtier présente un intérêt écologique et constitue un outil pour le suivi de la dynamique du système dunaire. **L'objectif de cette thèse est le développement d'une méthodologie de cartographie de la végétation de la dune côtière en combinant les techniques de télédétection hyperspectrale et LiDAR, à retours d'onde discrets et complets.** Des études précédentes fondées sur l'imagerie ont montré que cette technique pouvait être utilisée pour caractériser les couverts végétaux des dunes littorales mais ces caractérisations des couverts végétaux sont fonctions de l'échelle et de la résolution d'observation. L'imagerie hyperspectrale, en particulier, a été utilisée afin de cartographier des associations végétales ainsi que des espèces via des méthodes de classification. Ces méthodes ont présenté des résultats variables, avec des performances de classification variants de 60 à 90 %. Il faut noter que ces différentes études ont été menées sur des sites dont les compositions en termes de végétation différent. D'autre part, le LiDAR a principalement servi à identifier les évolutions morphologiques des systèmes dunaires en se basant sur des observations globales pour la production de bilans sédimentaires, ou plus fines, pour caractériser des formes d'érosion. La donnée LiDAR a également été exploitée pour identifier la végétation haute des bois côtiers. Ces différentes observations sont réalisées à l'aide de données haute résolution spatiale. La question que nous voulions aborder dans cette thèse est comment combiner l'imagerie hyperspectrale et la télédétection LiDAR à retours d'onde discrets et complets afin de cartographier finement la végétation des espaces dunaires côtiers. Pour répondre à cette question, le premier travail a été d'acquérir conjointement les données et ensuite de proposer une méthodologie de couplage appropriée. Enfin, des approches de classification ont été mises en oeuvre sur deux sites d'étude.

L'acquisition simultanée de données hyperspectrales et LiDAR pose la principale contrainte de l'obtention de données spatialement superposables. Pour résoudre cela, la disposition des capteurs dans l'avion et la synchronisation des acquisitions de données ont été planifiées auparavant. Cette planification prend en compte les paramètres de vol et les paramètres des capteurs pour que les HSI et les données LiDAR couvrent des surfaces communes. L'intersection de la trace au sol du LiDAR avec la ligne de pixels du capteur hyperspectral a permis d'identifier que la **résolution de pixel adéquate est de 1 m**. Cette résolution a permis de distinguer aussi bien les habitats que les espèces végétales de la dune côtière dans de précédentes études (De Backer et al., 2004; Kempeneers et al., 2004; Bertels et al., 2005).

Pour étudier la répartition de la végétation dunaire, il est nécessaire d'avoir une donnée spatialisée. L'obtention d'HSI sous forme d'hypercubes sans information géographique requiert l'allocation de coordonnées spatiales à chaque pixel de l'image, pour une correspondance entre information spectrale et LiDAR. Ce géoréférencement est réalisé à l'aide d'une suite d'algorithmes. Les données issues de ce géoréférencement sont testés en fonc-

tion de différents paramètres utilisés. Les résultats de ces tests montrent que le paramètre le plus important du géocodage d'images hyperspectrales acquises dans les conditions de la thèse est l'ajout de GCPs appariés entre l'image et le MNS issu de données LiDAR acquises conjointement. En effet, cet ajout permet d'obtenir une **erreur résiduelle de géoréférencement d'environ 2 m**, contre environ 17 m lorsqu'aucun GCP n'est inclus dans le processus.

Si la génération de MNSs et de MNTs permet d'avoir une donnée LiDAR régulièrement échantillonnée sur la surface, les waveforms mesurées par le FWF LiDAR restent irrégulièrement espacées, puisqu'elles sont liées à l'échantillonnage du nuage de points LiDAR. Cependant, conserver les waveforms dans leur géométrie d'acquisition ne permet pas, dans notre cas d'étude, de les utiliser conjointement avec des HSI. Ainsi, une **méthode permettant de fusionner les waveforms sous forme d'hypercubes, similaire à la structure tri-dimensionnelle des HSI**, a été proposée pour que chaque information spectrale contenue dans un pixel ait une waveform au nadir correspondante. Pour cela, la résolution de pixel et la résolution en altitude du cube LiDAR généré doivent être adaptées. Cette contrainte est respectée par l'adoption d'une résolution de pixel d'un mètre et d'une résolution verticale de 0,15 m lors de l'étape de voxelisation, permettant d'avoir des waveforms continues. Cette méthode a été validée. Elle est adéquate pour la représentation de la densité des surfaces éclairées par le laser. Dans cette thèse, une telle représentation permet de différencier des surfaces par l'analyse de la forme des échos pour l'estimation de la diffusion du laser en fonction de la surface.

L'imagerie hyperspectrale permet d'identifier la nature des surfaces en se basant sur leurs propriétés optiques. La mesure du rayonnement solaire réfléchi par une surface par un spectro-imageur nécessite cependant de s'affranchir des contributions atmosphériques sur le signal, pour l'estimation de la réflectance propre à chacune des surfaces. Pour cela, le modèle de transfert radiatif MODTRAN a été utilisé, en se basant sur les caractéristiques du capteur hyperspectral et les paramètres liés au vol. De plus, le bruit de la mesure ainsi que le bruit instrumental ont été minimisés pour une comparaison optimisée de l'information contenue dans les HSI avec des données acquises sur le terrain.

Dans un second temps, et pour répondre à l'objectif principal de cette thèse, deux approches de cartographies de la dune côtière ont été développées.

La première méthode a pour but de cartographier la végétation à l'échelle de l'habitat et à l'échelle intrapixel. La proximité spectrale des espèces végétales dominantes sur la dune conduit à la nécessité de segmenter, dans un premier temps, la surface dunaire en habitats caractéristiques, contenant des espèces connues a priori. Pour cela, un traitement conjoint d'images hyperspectrales et de Modèles Numériques issus du LiDAR à retours d'onde discrets a été réalisé. La segmentation en habitats a été conduite à l'aide de la différence entre MNS et MNT pour identifier la dune boisée, de l'extraction de la crête de dune pour cartographier la végétation de la dune mobile et du calcul d'indices permettant d'identifier les variations de couleur et d'états physiologiques de la végétation rase des dunes de transition et fixée. La précision de cette cartographie des habitats a

été estimée à 70.71 %. Une comparaison avec de précédentes études n'est pas nécessairement pertinente puisque les associations d'espèces végétales diffèrent.

L'estimation de la distribution des espèces végétales au sein d'un pixel donné met en avant des difficultés. La proximité spectrale des espèces végétales au sein d'un habitat requiert un regroupement d'un certain nombre d'entre elles, minimisant les potentielles erreurs de cartographie. Le calcul de la distance angulaire entre les spectres d'espèces permet d'estimer leur degré de proximité et un seuil a permis de former des groupes caractéristiques pour chaque habitat. Le spectre d'un groupe est généré par une moyenne arithmétique des spectres des espèces appartenant à ce groupe. Afin d'estimer les proportions de chacun des groupes, une hypothèse de mélange linéaire des composants au sein d'un pixel donné est énoncée et un algorithme adapté est utilisé. Les résultats montrent que la cartographie du sable et de la mousse brune *Tortula r.* sont en accord avec les observations de terrain. Cependant, des imprécisions dans la cartographie des groupes de végétation contenant les mousses et plantes vertes doivent être levées.

La seconde approche vise à cartographier les habitats dunaires en exploitant conjointement les images hyperspectrales et les données FWF LiDAR. La principale contribution de cette méthode est la voxelisation de données FWF LiDAR, qui a permis de séparer les surfaces de la dune côtière en trois niveaux de diffusion du laser. Au sein de chacune de ces surfaces, le couvert de la dune peut être classé grâce à l'information hyperspectrale. Afin d'estimer la performance de cette approche, deux classifications ont été produites : une première utilisant uniquement un SAM sur les images hyperspectrales, et la seconde correspondant à la procédure prenant en compte la diffusion du laser et l'information spectrale. Les résultats montrent que la **prise en compte de l'information sur la structure du couvert de la dune permet d'améliorer la classification des habitats sur cette zone**, en comparaison avec une classification basée exclusivement sur l'information spectrale.

La méthodologie de couplage utilisée dans cette thèse ainsi que les approches de cartographie de la végétation dunaire développées mettent en avant différentes perspectives d'études.

Dans un premier temps, le couplage de la caméra hyperspectrale et du système LiDAR à bord d'un avion peut être amélioré en réalisant une connexion de la caméra hyperspectrale avec une IMU, permettant de renseigner de manière encore plus précise la position du capteur hyperspectral pour le géocodage. Dans le cas où une telle connexion ne peut se faire, une mesure précise de bras de levier entre la caméra hyperspectrale et le LiDAR permettrait d'augmenter la précision du géoréférencement des HSI, pouvant potentiellement rendre facultative la saisie de points de contrôle.

La voxelisation des données LiDAR pourrait être optimisée en y ajoutant des modifications telles que :

- La mesure de véritables waveforms de référence à l'aide d'un Terrestrial Laser Scanner visant le zénith. Ces waveforms pourraient être acquises pour différentes surfaces sur les zones survolées, constituant un échantillonnage de vérification moins exhaustif mais plus précis que celui réalisé dans cette thèse ;
- La détermination de la méthode de fusion des intensités des échantillons produisant le résultat le plus

représentatif de la structure vue au nadir par rapport à de vraies waveforms de référence ;

- L'ajout d'une interpolation entre échantillons de waveforms permettant de faire varier les résolutions de voxels à des valeurs inférieures au mètre, horizontalement, et à la quinzaine de cm, verticalement.

Pour une intégration plus avancée des données hyperspectrales et FWF LiDAR, la grille tri-dimensionnelle pour la voxelisation peut être transformée en une grille prismatique définie par le champ-de-vue et la taille des pixels des HSI. Un tel développement permettrait d'interpréter le signal des HSI en se basant sur les informations extraites de waveforms synthétisées suivant les angles de vue de la caméra hyperspectrale.

Des tests supplémentaires peuvent être réalisés à l'aide des approches de cartographie de la végétation dunaire :

- Dans un premier temps, des campagnes de validation au sol peuvent être réalisées lors des acquisitions de données, afin d'avoir une vérité terrain et ainsi de s'affranchir de la validation par l'image ;
- Il est ensuite possible d'appliquer les méthodes développées dans cette thèse à d'autres systèmes dunaires côtiers de la région afin de valider la pertinence de telles méthodes à l'échelle régionale. Cette validation permettrait d'établir une reproductibilité des méthodes pour une production automatisée dans un contexte d'observatoire. Si les données requises sont disponibles, ces méthodes peuvent être ensuite expérimentées sur d'autres sites dunaires côtiers dans le monde ;
- En termes de développement des méthodes de classification, il est envisageable de procéder à une réelle fusion de données hyperspectrales et FWF LiDAR par la combinaison d'informations provenant de chacune des techniques sous forme d'un unique cube hybride (Wang and Glennie, 2015). La classification des habitats serait réalisée directement sur ce cube ;

Au-delà du couplage de données et des approches de cartographie, l'aspect temporel peut être envisagé. Une analyse de la distribution des différents habitats identifiés sur des séries temporelles d'images hyperspectrales et de MNTs peut être menée. Les variations de répartition des habitats identifiés renseignent sur l'état de conservation de la dune, d'un point de vue écologique. Ces variations, lorsqu'associées à des données morphologiques, peuvent informer de l'impact de l'évolution de la végétation sur les changements topographiques dunaires. Un des principaux apports de l'exploitation conjointe de ces données est d'estimer l'erreur d'élévation commise sur la végétation herbacée de la dune mobile lors de la création de MNSs ou MNTs. Cela peut être réalisé en dérivant une hauteur réelle de terrain sous ce type de végétation par comparaison entre la forme des échos en fonction de l'élévation et des mesures d'élévation in situ.

Annexes

Annexe 1 : Article (publié dans la *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*)

Résumé : Cet article présente deux méthodes de géoréférencement d'images hyperspectrales en se basant sur un jeu de données LiDAR acquis simultanément lors d'une campagne aéroportée en environnement côtier. La première méthode permet de géoréférencer des images VNIR (Visible Near Infra Red) en s'appuyant sur un calcul d'offsets d'angles d'attitude de l'avion basé sur des points de contrôle appariés à un Modèle Numérique de Surface (MNS). La seconde méthode a été mise en place pour la création et géoréférencement d'images dites VIR (Visible Infra Red) en fusionnant des images VNIR et SWIR (Short Wave Infra Red). La superposition avec le LiDAR se fait, dans ce cas, par transformation polynomiale de l'image hyperspectrale par saisie de points de contrôle, après géoréférencement. Ces deux méthodes montrent des résultats satisfaisant au vu des échelles d'observation et d'utilisation des données. Il faut noter que la seconde méthode n'est pas décrite dans le corps de la partie III .1 car elle n'a pas été utilisée dans ce travail de thèse.

APPORT DU LiDAR DANS LE GEOREFERENCEMENT D'IMAGES HYPERSPECTRALES EN VUE D'UN COUPLAGE LiDAR/HYPERSPECTRAL

Antoine Ba¹, Patrick Launeau¹, Marc Robin², Saïd Moussaoui³, Cyril Michon⁴, Manuel Giraud¹, Erwan Le Menn¹

1 : Laboratoire de Planétologie et Géodynamique de Nantes (LPG-N), Nantes, France
antoine.ba@univ-nantes.fr

2 : Littoral – Environnement – Télédétection – Géomatique Nantes (LETG Nantes), Nantes, France.

3 : Institut de recherche en Communications et Cybernétiques de Nantes (IRCCyN), Nantes, France.

4 : FIT - Conseil, Nantes, France.

Résumé

Cette contribution présente deux méthodes de géoréférencement d'images hyperspectrales en se basant sur un jeu de données LiDAR acquises simultanément lors d'une campagne aéroportée en environnement côtier. La première méthode permet de géoréférencer des images VNIR (Visible Near Infra Red) en s'appuyant sur un calcul d'offsets d'angles d'attitude de l'avion basé sur des points de contrôle appariés à un Modèle Numérique d'Élévation (MNE). La seconde méthode a été mise en place dans le but de créer et géoréférencer des images VIR (Visible Infra Red) en fusionnant des images VNIR et SWIR (Short Wave Infra Red). La superposition avec le LiDAR se fait, dans ce cas, par transformation polynomiale de l'image hyperspectrale par saisie de points de contrôle, après géoréférencement. Ces deux méthodes montrent des résultats satisfaisants au vu des échelles d'observation et d'utilisation des données.

Mots-clés : Hyperspectral, LiDAR, géoréférencement, offsets, superposition.

Abstract

This contribution presents two georeferencing methods for hyperspectral images based on a LiDAR data set simultaneously obtained over a coastal environment. The first method allows to georeference VNIR (Visible Near Infra Red) images by computing the attitude angles offsets of the aircraft using Ground Control Point paired to a Digital Elevation Model (DEM). The second method has been established to create and georeference VIR (Visible Infra Red) images by merging VNIR and SWIR (Short Wave Infra Red) images. In the latter case, the superposition with LiDAR data is done by polynomial transformation of the hyperspectral image following a georeferencing step. Both methods have shown satisfactory results regarding the observation and data use scales.

Keywords : Hyperspectral, LiDAR, georeferencing, offsets, superposition.

1. Introduction

La télédétection, spatiale ou aéroportée, constitue un puissant outil dans le suivi et la gestion de l'environnement. En effet, cette technique permet de couvrir de larges scènes avec une certaine fréquence temporelle. Afin de localiser des objets appartenant à une scène et issus de données multisources ou multitemporelles, il est nécessaire de les positionner dans l'espace. Le géoréférencement, ou rectification des données par rapport à un système de coordonnées local, est une étape critique dans la phase de pré-traitement de données (Müller, 2002). Dans le cas d'images acquises par des capteurs pushbroom aéroportés, le géoréférencement est généralement réalisé après les corrections atmosphériques des données (Cariou and Chehdi, 2008) afin de conserver leurs propriétés radiométriques.

Le couplage entre images hyperspectrales (HSI) et levé topographique LiDAR (Light Detection and Ranging) aéroportés permet d'obtenir des informations sur la nature et la forme des objets présents sur la scène (Brook et al., 2010). Les échelles d'observations de ces objets vont du centimètre à la dizaine de mètre, nécessitant un géoréférencement le plus précis possible. Des travaux ont été réalisés sur le couplage LiDAR/hyperspectral en environnement côtier avec notamment Elaksher (2008) qui a utilisé ce principe afin de cartographier l'occupation du sol et le trait de côte, ou encore Deronde et al. (2004) pour un suivi de la dynamique sédimentaire du littoral belge. La superposition des données LiDAR et hyperspectrales est une phase clé de ce couplage. Celle-ci peut être réalisée par saisie de point de contrôle ou encore par reconnaissance de lignes communes aux images générées par les deux types de capteurs (Avbelj et al., 2013).

Le but de ce travail de recherche est de présenter une méthode de géoréférencement d'images hyperspectrales à hautes résolutions à partir de données LiDAR en environnement côtier. Le jeu de données LiDAR et HSI présenté ici a été acquis par survol aérien de la façade atlantique de l'île de Noirmoutier (Vendée, France).

2. Méthodologie

2.1. Zone d'étude

La zone étudiée se situe à au Nord-Ouest de l'île de Noirmoutier (Vendée, France), entre la Pointe de l'Herbaudière et la Pointe du Devin (Figure 1). Cette zone présente une plage ouverte d'environ 4 km recoupée d'ouvrages de défense côtière et bordée d'un cordon dunaire s'élevant de 3 à 4 mètres d'altitude. Ce massif dunaire appelé cordon dunaire de Luzéronde a une largeur variant de 400 m au Nord à 60 m au Sud et protège naturellement la zone de marais rétro-littorale (Le Cornec et al., 2008). En termes d'hydrodynamique côtière, cette zone présente une marée à régime macrotidal (6 m en vives-eaux) et semi-diurne ($T \sim 12h$) ainsi que qu'une hauteur significative de vague d'environ 1,5m (Dehouck et al., 2013). La dérive littorale opérant sur la zone est globalement Nord-Sud.

2.2. Matériel aéroporté

Le jeu de données utilisé dans cette étude a été acquis lors d'une unique campagne aéroportée couvrant une grande partie du littoral vendéen en septembre 2013. Il s'agit d'une part d'un ensemble

d'images HSI et d'autre part de nuages de points 3D LiDAR acquis simultanément.

Une image hyperspectrale consiste en un cube représentant une scène observée dont les dimensions x et y correspondent à la longitude et la latitude et la dimension z à l'information spectrale. Le nuage de points 3D issu du LiDAR représente des données en longitude (x), latitude (y), élévation (z) ou intensité (i) du retour d'onde du laser.

Les images HSI ont été acquises grâce à deux capteurs hyperspectraux aux gammes spectrales différentes. Le premier capteur est une caméra HySpex VNIR-1600 (VNIR – Visible and Near InfraRed) dont la gamme spectrale s'étend de 400 à 1000 nm avec une résolution spectrale de 4.5 nm. Ce capteur pushbroom dont le champ de vue (FOV) est de 17° produit des images de 1600 pixels across-track. Le second capteur hyperspectral est une caméra HySpex SWIR-320m-e (SWIR – Short Wave Infra Red) dont la gamme spectrale s'étend de 1000 à 2500 nm avec une résolution spectrale de 6 nm. Ce capteur est également un pushbroom dont le champ de vue de $13,5^\circ$ permet de produire des images de 320 pixels across-track. En raison d'un problème technique inattendu lors de la campagne, le système de positionnement ainsi que l'enregistreur inertiel de l'avion (IMU) n'était pas directement connecté aux capteurs hyperspectraux. Les images produites par ces capteurs, non-géoréférencées, seront appelées images brutes et contiennent une information en radiance ($W.m^{-2}.sr^{-1}$) (figure 2.a). L'image fusionnée VNIR-SWIR sera notée VIR (Visible Infra Red), couvrant une gamme spectrale de 400 à 2500 nm.



Figure 1 : Zone d'étude, entre la pointe de l'Herbaudière et la Pointe du Devin, Ile de Noirmoutier, Vendée, France (source : image Google Earth).

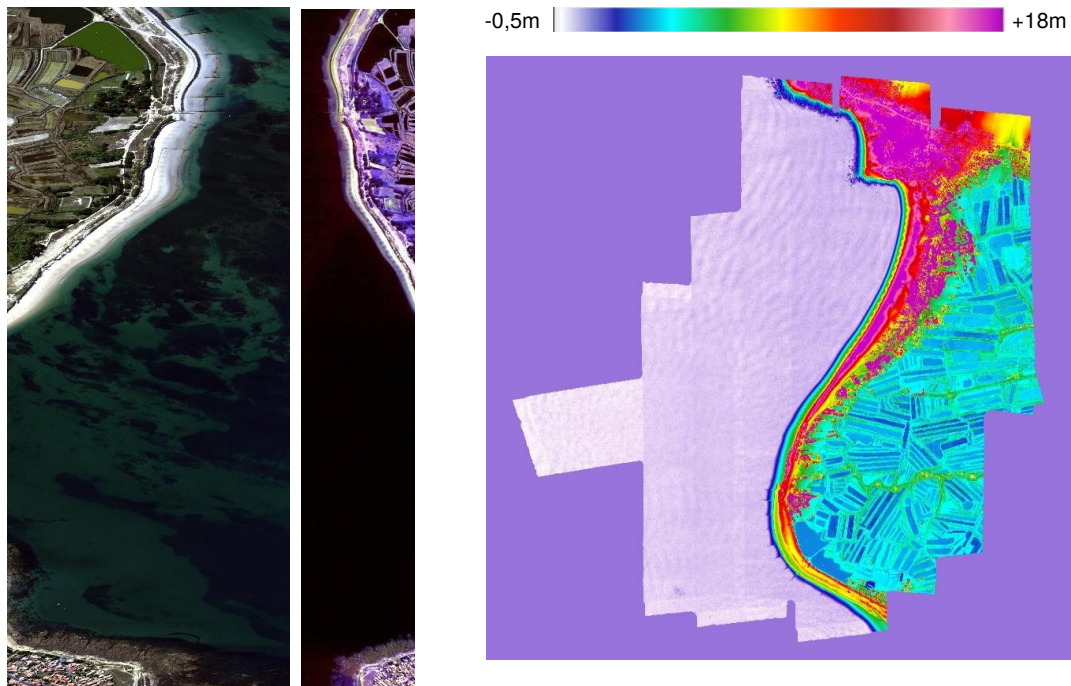


Figure 2 : Couple d'images hyperspectrales brutes VNIR et SWIR (a) en vraies couleurs et Modèle Numérique d'Élévation généré depuis le nuage de points 3D LiDAR (b) à l'ouest de l'île de Noirmoutier (Vendée, France).

Le LiDAR utilisé lors de cette campagne est un Leica ALS-70 HP, avec une fréquence d'acquisition de 500 kHz. La position du LiDAR et les temps d'acquisition pour des points perpendiculaires à la direction de vol sont mesurés par un Global Positioning System (GPS) et une centrale inertielle (Inertial Measurement Unit - IMU) et sont replacés dans le système de référence WGS-84. La longueur d'onde du LiDAR est de 1064 nm, permettant ainsi de récupérer la topographie de la surface survolée. Il s'agit d'un LiDAR multipulse enregistrant un seul retour d'onde si la totalité du laser est réfléchi. La densité du nuage de points LiDAR est de 6 points / m suite à la sélection d'une ouverture de 13° à 2500m d'altitude de vol pour couvrir au mieux le champ de l'image SWIR la plus étroite. Afin d'exploiter les données LiDAR à la même échelle que les images VNIR et SWIR, celles-ci ont été réparties en dalles représentant les mêmes scènes

que les images HSI, à des résolutions similaires, c'est-à-dire 0,5 m (la taille du pixel du VNIR étant de 0,5 m) et 1,8 m (taille du pixel du VIR étant de 1,8m).

Ces trois capteurs ont été placés côte à côte dans le vecteur (figure 3.a), un BN2T Islander volant à une altitude de 2500 m (figure 3.b). Les détecteurs des caméras sont alignés sur une même ligne en avant du lidar. Faute de connexion directe, le bras de levier entre caméras et centre de gravité du lidar et de sa centrale inertielle devra être déterminé a posteriori. La trajectoire du vecteur a été acquise lors de la campagne à l'aide du GPS et de l'IMU associés au LiDAR et a été stockée dans des fichiers dit de trajectographie contenant les données de longitude (°), latitude (°), altitude (m), roulis (°), tangage (°), lacet (°) et temps (s). La période d'acquisition de ces données est de 0,0140s.

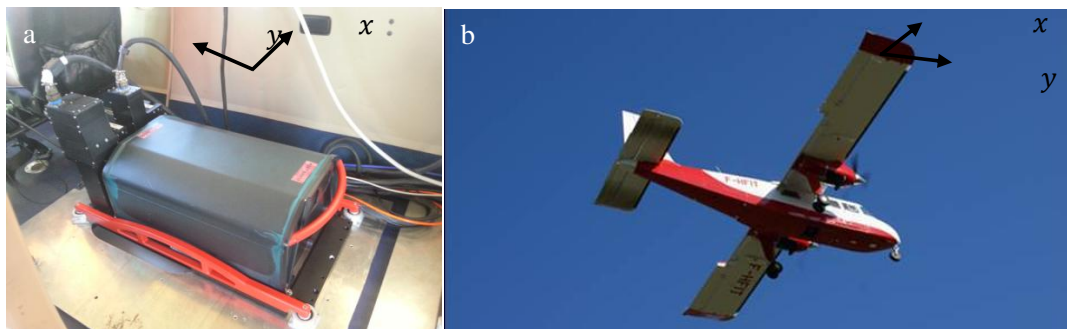


Figure 3 : Montage des capteurs LiDAR et hyperspectraux (a) dans le vecteur BN2T Islander (b).

2.3. Géoréférencement des données hyperspectrales à partir des données LiDAR

Le géoréférencement des données hyperspectrales se fait en deux temps : Une première étape dans le logiciel PARGE (ReSe) qui consiste en la création d'un fichier Input Geometry (IGM) qui permettra, dans la seconde étape sous ENVI (Exelis), de reconstruire l'image géoréférencée.

2.3.1. Création du fichier Input Geometry

La création du fichier Input Geometry (IGM) se fait sous PARGE (PARAmetric GEocoding - ReSe), un logiciel d'orthorectification et de géocodage pour données issues de capteurs optiques aéroportés.

2.3.1. a. Données en entrées du géocodage

La première étape est le rééchantillonnage de la trajectographie complète de l'avion afin d'obtenir un fichier de trajectographie propre à l'image brute. Ce rééchantillonnage se fait à l'aide du logiciel HySpex NAV, logiciel associé aux caméras hyperspectrales permettant la segmentation de la trajectographie globale de l'avion en un sous-fichier apparié à l'image brute en se basant sur le temps d'acquisition de la première ligne de pixels de l'image et sur le nombre total de ligne de l'image. Les capteurs HSI n'ayant pas de connexion active au GPS, ce « top » d'acquisition de l'image est obtenu a posteriori par comparaison de la première ligne de l'image HSI brute avec la ligne de scan du LiDAR correspondante, celle-ci ayant des points associés à des temps d'acquisition. Le fichier de trajectographie en sortie est un fichier contenant le même nombre de ligne que l'image (fichier de trajectographie NAV).

L'étape suivante est la création du fichier IGM. Pour ce faire, le logiciel PARGE a été utilisé, avec comme entrées l'image brute, le fichier de

trajectographie NAV, le fichier de définition du capteur, le Modèle Numérique d'Élévation (MNE) haute résolution issu du LiDAR ainsi que la projection et le datum de géoréférencement des images (ici UTM 30 Nord WGS-84).

2.3.1. b. Algorithmes de géocodage

Les équations utilisées dans le logiciel PARGE sont issues des travaux de Derenyi et Konecny (1966) et améliorées par Konecny (1972; 1976). La chaîne de traitements présentée ici est décrite dans le manuel du logiciel PARGE (Schlöpfer, 2011).

La phase de calcul commence avec le vecteur de capteur \vec{L}_0 (Figure 4) qui est calculé en se basant sur les coordonnées x (pixel) et y (ligne) du système de coordonnées du capteur.

Le système de coordonnées du capteur est ensuite converti à l'aide des angles d'attitude roulis, tangage et lacet en un système de coordonnées défini en entrée du traitement :

$$\vec{L}_0 = R.P.H.\vec{L}'_0 \tag{1}$$

Soit

$$\begin{bmatrix} L_{0,x} \\ L_{0,y} \\ L_{0,z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\phi & 0 & -\sin\phi \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\phi & 0 & \cos\phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta & \sin\theta \\ 0 & -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\psi & \sin\psi & 0 \\ -\sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} L'_{0,x} \\ L'_{0,y} \\ L'_{0,z} \end{bmatrix} \tag{2}$$

Où R, P et H correspondent aux matrices associées au roulis, tangage et lacet. Les angles d'attitude de l'avion sont intégrés comme des angles de rotation avec ϕ pour le roulis, θ pour le tangage et ψ pour le lacet.

Il est ensuite possible de calculer la longueur du vecteur du capteur en utilisant l'altitude h de l'avion afin d'obtenir le vrai vecteur \vec{L}_t :

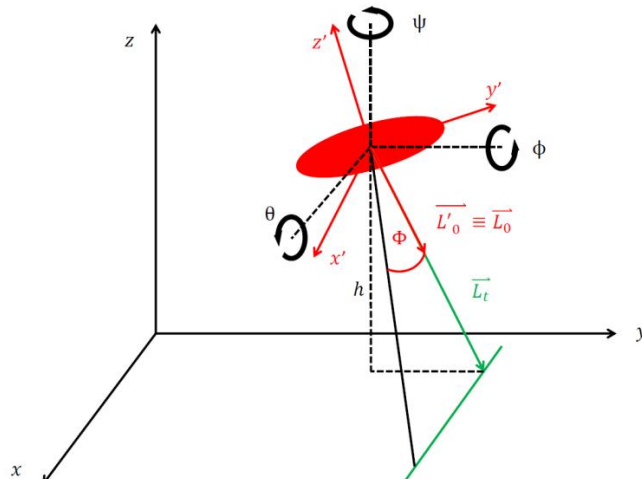


Figure 4 : Système de coordonnées de l'avion et angles d'attitude (figure inspirée du manuel de PARGE (2011)).

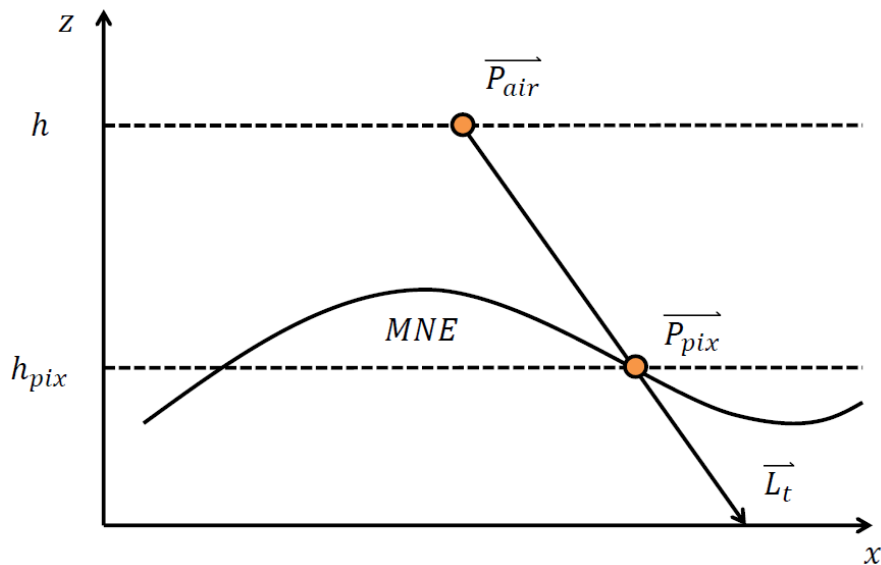


Figure 5 : Extraction de la position de la ligne de pixel dans le référentiel associé aux images HSI (figure inspirée du manuel de PARGE (2011)).

$$\vec{L}_t = \frac{-h}{L_{0,z}} \vec{L}_0 \quad (3)$$

Le géocodage de l'image doit dans l'idéal prendre en compte l'élévation du terrain. Le logiciel PARGE utilise une procédure de lancer de rayon afin de retrouver la position de la ligne de pixels visée à partir de la position de l'avion $\vec{P}_{air}(t)$ (Figure 5). La position de la ligne de pixels $\vec{P}_{pix}(t)$ correspond à l'intersection du vecteur \vec{L}_t avec le MNE (Figure 5).

2.3.1. c. Intégration de points de contrôle

Après application de cette phase de géoréférencement, quelques distorsions restent visibles entre les images dérivées du LiDAR et les images HSI géoréférencées. Ces distorsions sont causées par un manque de précision i) du temps GPS en raison du pointage visuel a posteriori du « top » départ de l'acquisition des images mais aussi ii) des angles d'attitude de l'avion associés au LiDAR en raison de l'impossibilité momentanée de calculer précisément bras de levier et distorsion angulaires entre les caméras et l'ensemble GPS IMU (boresight calibration).

Afin d'obtenir malgré tout des images hyperspectrales le plus proche possible des images LiDAR considérées comme reflétant la réalité, la phase de géocodage est complétée par intégration de points de contrôle. Ces points de contrôle sont saisis et entrés manuellement dans PARGE, appariés entre une image HSI brute et le MNE correspondant. Ils sont principalement des points fixes observés sur la scène, type coin de bâtiments ou arbres isolés. Ils doivent être clairement distinguables sur l'image HSI et sur le MNE.

L'image en intensité du retour d'onde LiDAR peut constituer une aide supplémentaire à leur définition. Le MNE utilisé est ajusté sur l'ellipsoïde de référence terrestre, c'est-à-dire que les valeurs d'altitude sont de :

$$z = z_{IGN} + 47m \quad (4)$$

Avec z_{IGN} l'élévation dans le référentiel de l'Institut National de l'Information Géographique et Forestière (IGN) et 47 m la hauteur de l'ellipsoïde de référence par rapport au zéro IGN dans la zone survolée. Le MNT utilisé pour les images VNIR a une taille de pixel de 0,5 m.

L'intégration des points de contrôle permet de créer une position estimée de l'avion :

$$\vec{P}_a = \vec{P}_{GCP} - \vec{L}_t \frac{h_a - h_{GCP}}{h(\vec{L}_t)} \quad (5)$$

Avec \vec{P}_a la position estimée de l'avion, \vec{P}_{GCP} le vecteur position du point de contrôle et h_a et h_{GCP} leurs altitudes absolues respectives. Les offsets des angles d'attitude sont obtenus par différence entre les angles d'attitude estimés et les véritables angles d'attitude de l'avion (issue des données GPS) (Figure 6). Pour chaque angle d'attitude, un unique offset est calculé en moyennant les valeurs des offsets des points de contrôle. Ces offsets serviront à corriger les angles d'attitude de l'avion. Par expérience, la saisie d'une quinzaine de points de contrôle maximum suffit à procéder à l'opération.

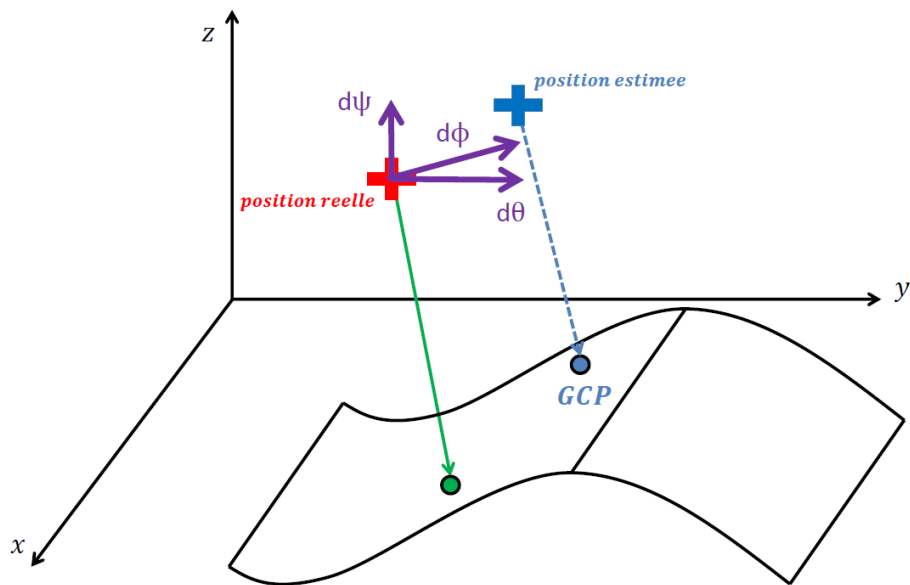


Figure 6 : Calcul des offsets de roulis ($d\phi$), tangage ($d\theta$) et lacet de l'avion ($d\psi$).

Après saisie image à MNT des points de contrôle et calcul des valeurs d'offsets dans PARGE, un fichier d'Input Geometry est créé. Ce fichier représente la position des pixels de l'image brute en longitude et latitude.

Dans le cas de la création du fichier Input Geometry dans le but de superposer des images VNIR et SWIR, l'intégration des points de contrôle n'est pas réalisée. En effet, on observe lors du géoréférencement des images HSI VNIR et SWIR, qu'elles sont simplement translattées l'une par rapport à l'autre. La saisie de point de contrôle modifierait cette translation en une déformation polynomiale qui rendrait plus complexe une future superposition VNIR-SWIR. Dans le but de créer une image VIR, le fichier IGM est créé en se basant sur les valeurs par défaut de la trajectographie et de l'attitude de l'avion. La superposition des images VNIR et SWIR ne peut se faire avant géoréférencement car cette étape nécessite que chaque pixel des deux images ait une position en longitude et latitude.

2.4. Géoréférencement de l'image

L'étape de géoréférencement est, dans cette procédure, réalisée dans le logiciel ENVI. Un des outils disponibles dans le logiciel permet de géoréférencer des images grâce à un fichier IGM. Dans notre étude, il a été choisi de géoréférencer les images avec une taille de pixel donnée par défaut puis de rééchantillonner les images à une résolution commune de 0,5 m pour le VNIR et 1,8 m pour le VIR, par le biais de la méthode pixel aggregate. Cette méthode permet de recréer un pixel en fusionnant les informations de pixels adjacents.

Les images VIR seront calées sur le LiDAR par une méthode de co-registation d'images basé sur la saisie d'un grand nombre de points de contrôle (~150). Cette méthode permet de trouver la meilleure solution du polynôme de déformation entre l'image HSI et le LiDAR.

Les images HSI sont ensuite comparées aux images en intensité issues du LiDAR afin d'évaluer la qualité du géoréférencement. Pour ce faire, une image composite des bandes #2 et #10 de l'image HSI et de la dalle LiDAR en intensité est créée. Une image de la zone surveillée sera présentée dans les résultats. La figure 7 récapitule l'ensemble des procédures décrites précédemment.

3. Résultats

3.1. Géoréférencement d'images VNIR

La figure 7 montre l'évolution des angles d'attitude de l'avion en fonction du numéro de la ligne de l'image. Les valeurs d'offsets sont de $0,317^\circ$ pour le roulis, $0,356^\circ$ pour le tangage et $0,247^\circ$ pour le lacet. Les valeurs des angles utilisées pour le géoréférencement des images HSI correspondent aux valeurs d'angles par défaut auxquelles sont ajoutés les offsets.

Le géoréférencement des images HSI est évalué par superposition aux images en intensité LiDAR. La figure 8.a. représente une image HSI géoréférencée de la zone d'étude. Sur la figure 8.b, cette même image (Rouge et Vert) est superposée à la dalle LiDAR en intensité correspondante (Bleu). On peut voir sur les zooms (Figures 8.c, 8.d, 8.e) qu'il existe un décalage résiduel HSI/LiDAR. En effet, en termes de pixels, on retrouve une image HSI décalée de 2 pixels vers l'Est et aucun décalage vers le Nord sur la figure 8.c, alors que sur

la figure 8.d, on retrouve un décalage plus important, de 4 pixels vers l'Ouest et 4 pixels vers le

Sud. La figure 8.e ne présente cependant aucun décalage spatial entre l'image HSI et la dalle LiDAR.

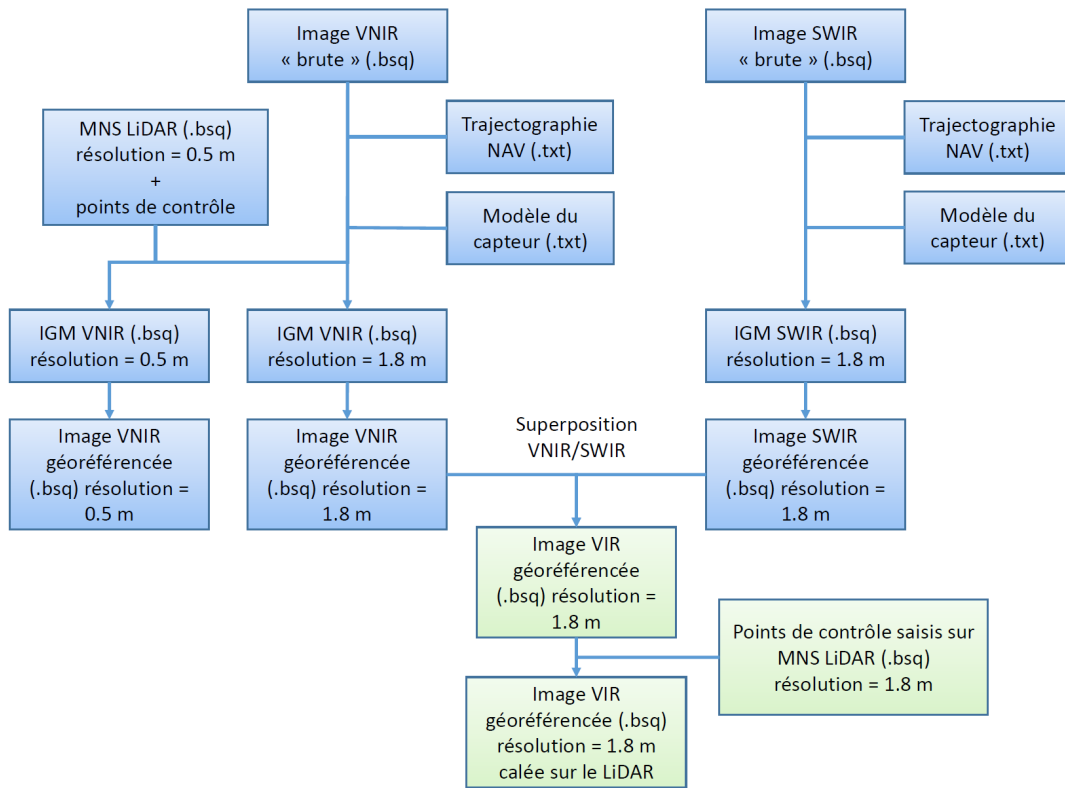


Figure 7 : Diagramme synthétique des procédures de géoréférencement d'images hyperspectrales VNIR et VIR à l'aide d'un MNS issu du LiDAR.

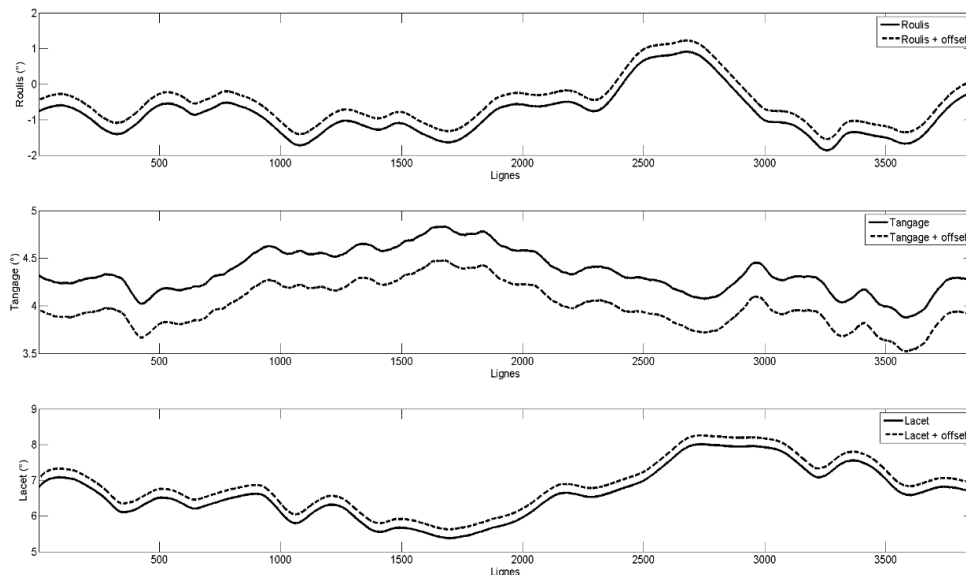


Figure 8 : Evolution du roulis, tangage et lacet associée à celle de leur offset respectif en fonction du numéro de ligne de l'image.

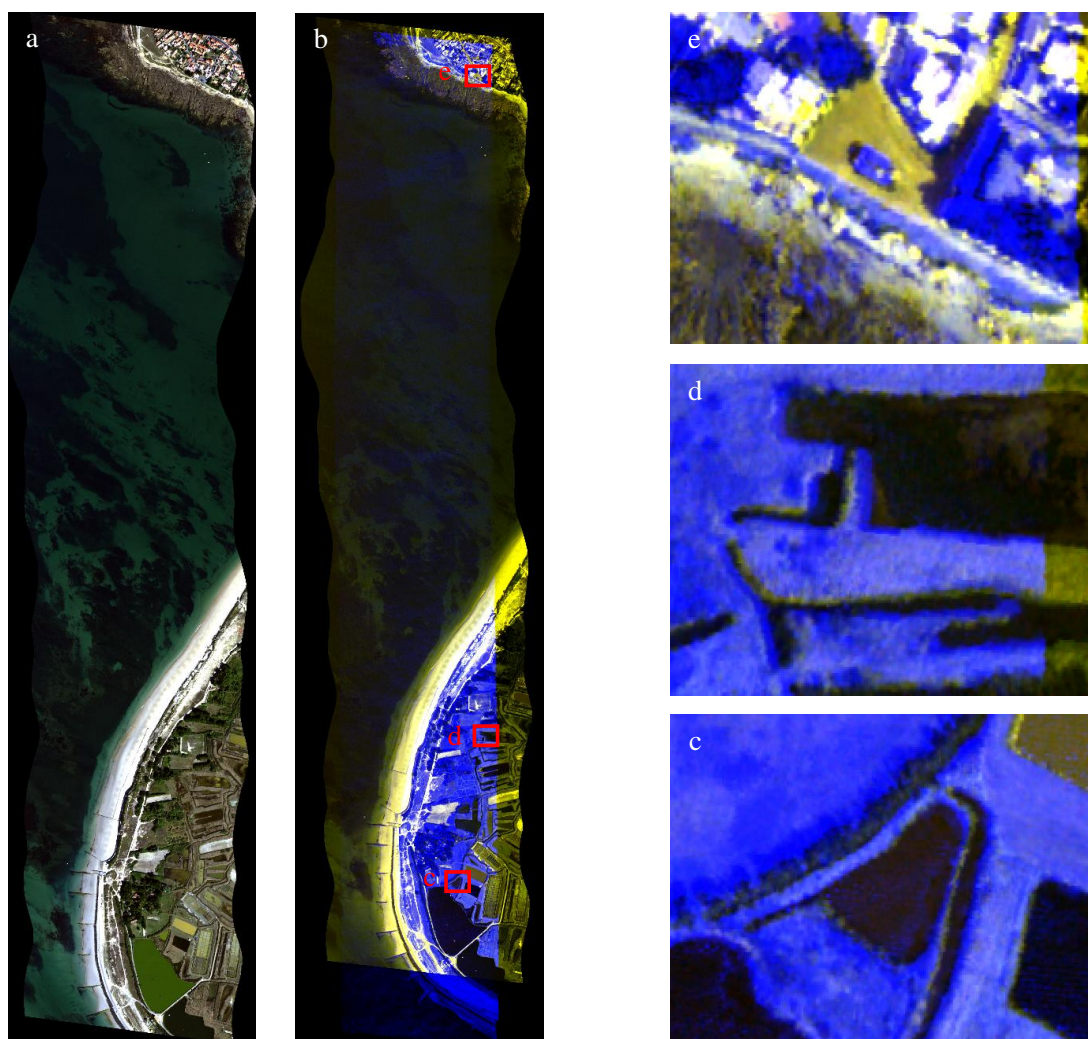


Figure 9 : Image hyperspectrale VNIR (a) de l'ouest de l'Ile de Noirmoutier (Vendée, France) et sa superposition au LiDAR (b). (c), (d) et (e) représentent des zooms sur l'image (Rouge : VNIR – 413,74 nm, Vert : VNIR – 442,76 nm, Bleu : LiDAR - intensité).

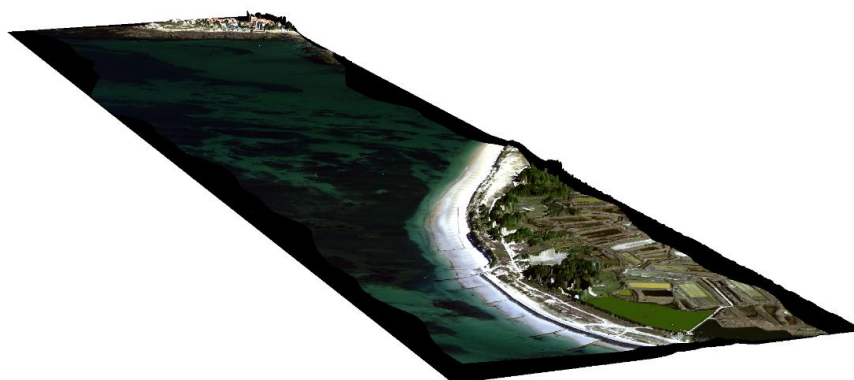


Figure 10 : Image hyperspectrale 3D issue du drapage de l'image HSI sur le MNE issu du LiDAR. Ce type d'image donne accès à une information en 4D, utile dans différents domaines type génie civil et côtier.

On observe donc sur cette image VNIR des décalages maximaux de 4 pixels et minimaux de 0 pixels en latitude et longitude. Cela représente des variations allant de 0 à 4 m sur les deux dimensions. Il faut noter que les décalages avec le LiDAR ne sont pas fixes d'une ligne à l'autre de l'image.

La figure 9 permet d'appréhender la notion de cartes hyperspectrales 3D. Il est également observable sur cette figure le décalage entre le MNE issu du LiDAR et l'image HSI.

3.2. Géoréférencement d'images VIR

La création d'images VIR géoréférencées se fait par superposition d'image VNIR et SWIR à la résolution 1,8 m. Les images VNIR et SWIR brutes sont d'abord géoréférencées par Input Geometry sans prendre en compte le décalage avec le LiDAR. Sur la figure 10, on peut voir que le décalage VNIR-SWIR est constant avec des valeurs de 4 pixels (7,2m) vers l'Est et 0 pixels en latitude grâce au choix original de l'alignement des caméras entre elles réalisée pour le LPG-N (figure 3). Ce décalage est corrigé par pure translation de l'image

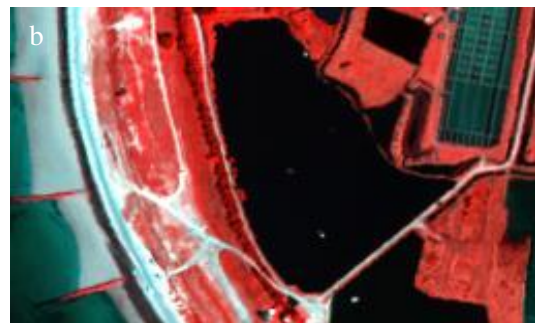
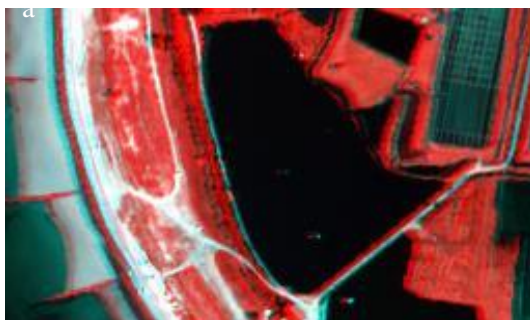


Figure 11 : Superposition des images VNIR et SWIR avant (a) et après (b) correction du décalage (pure translation) (Rouge : SWIR – 1020,01 nm, Vert : VNIR – 442,76 nm, Bleu : VNIR – 413,74 nm).

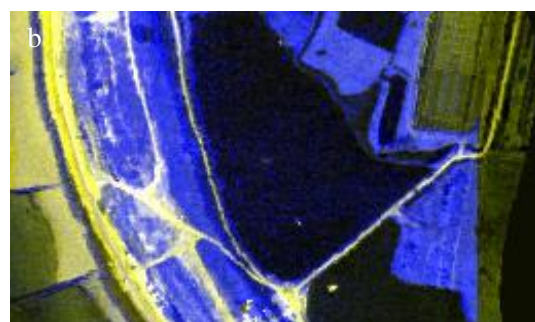
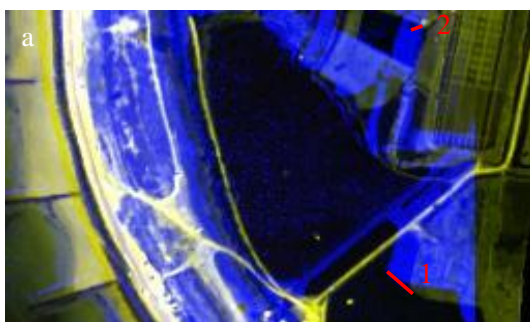


Figure 12 : Superposition de l'image hyperspectrale VIR et de la dalle LiDAR correspondante avant (a) et après correction polynomiale par points de contrôle (b) (Rouge : VNIR – 413,74 nm, Vert : VNIR – 442,6 nm, Bleu : LiDAR - intensité)

SWIR par rapport à la VNIR, ce qui permet d'obtenir des images VIR spatialement cohérente. Les images sont ensuite fusionnées. Cependant, les offsets des angles d'attitude de l'avion n'ayant pas

été pris en compte (toujours pour les mêmes raisons techniques) dans la création des Input Geometries, un fort décalage existe entre VIR et LiDAR (figure 11.a). A titre indicatif, le segment 1 (figure 11.a) représente un décalage de 11 pixels (19,8 m) en longitude et 8 pixels (14,4 m) en latitude alors que le segment 2 montre des valeurs de 6 pixels (10,8 m) en longitude et 1 pixel (1,8 m) en latitude. La saisie d'une centaine de points de contrôle permet de récupérer une image superposée au LiDAR au pixel près mais cette méthode est très gourmande en temps.

4. Discussion

4.1. Qualité du géoréférencement des images VNIR

La précision des résultats obtenus dans le calage VNIR/LiDAR est satisfaisante compte tenu du manque d'informations associées aux capteurs hyperspectraux. En effet, en utilisant les données de l'IMU et du GPS du LiDAR, on associe un temps, une position et une attitude sans connexion directe

au système d'acquisition hyperspectral. La correction du décalage spatial généré repose sur la précision des points de contrôle saisis a posteriori. La variabilité de ce décalage provient du fait que les

angles d'attitudes de l'avion varient d'une ligne à l'autre (Figure 7) en raison d'un manque de précision dans la détermination du top image. Il est donc impossible d'obtenir un décalage unique valable sur toute l'image. Afin d'augmenter la précision de ce géoréférencement, il faudrait :

- Rétablir l'acquisition simultanée du temps GPS (et non a posteriori) pour réaliser une calibration parfaite des angles de visée et des différents bras de levier entre caméras et GPS/IMU du LiDAR (boresight calibration);
- Parvenir à minimiser les offsets dans PARGE en saisissant plus de point de contrôle ;
- Ajouter une nouvelle étape à la procédure en s'inspirant du calage VIR-LiDAR et en saisissant de nouveaux points de contrôle après géoréférencement ;

Le saisi de points de contrôle est l'étape critique du géoréférencement d'images VNIR et représente également l'étape la plus couteuse en temps humain. Afin de saisir une quinzaine de points de contrôle de créer un fichier IGM, l'utilisateur doit compter 30 mn de temps de travail.

4.2. Qualité du géoréférencement des images VIR

La procédure mise en place pour le géoréférencement d'images VIR est relativement longue et lourde. En effet, même si la saisie de points de contrôle est supprimée dans la phase de création du fichier IGM, celle-ci est nécessaire après géoréférencement. Le nombre de points de contrôle entré dans cette procédure est très largement supérieur à la dizaine de points nécessaire dans le géoréférencement des images VIR. Cependant on retrouve, après co-registation, des images VIR et LiDAR avec un décalage résiduel faible, donc un géoréférencement de qualité. Avec cette procédure, il ne sera nullement nécessaire de retravailler les données en post-traitement. La création de deux fichiers IGM et le grand nombre de points de contrôle saisi pour le géoréférencement d'images VIR accroissent le coût humain et machine à environ 45 mn à 1h pour un couple d'image.

4.3. Notions d'échelles d'observations

L'objet d'étude ici est de fournir une procédure qui permet d'exploiter des images hyperspectrales en couplage avec des données LiDAR en environnement côtier. Les échelles d'observation des éléments des scènes allant du mètre (végétation dunaire) à la dizaine-centaine de mètre (morphologie de la plage), il est nécessaire d'obtenir la meilleure superposition des données possible. Dans notre étude, les décalages résiduels VNIR/LiDAR pourront être restreints par comparaison de l'information spectrale et de

l'élévation ou de l'intensité du retour d'onde LiDAR d'un objet observé. Cette future étape relève du post-traitement des données en vue d'une application thématique. Cependant, dans d'autres domaines d'applications, le décalage images HSI-LiDAR peut ne pas être très contraignant. En effet, l'observation à des échelles allant de la centaine de mètres au kilomètre dans des milieux plus homogènes que l'environnement littoral peut s'affranchir d'un géoréférencement précis comme celui présenté ici.

5. Conclusion

Dans cette étude, deux méthodes de géoréférencement a posteriori d'images hyperspectrales VNIR et VIR ont été présentées. La première permet de géoréférencer les images VNIR en s'appuyant sur la création de nouveaux angles d'attitude d'avion à l'aide de points de contrôle. La résultante est une image présentant des décalages spatiaux variables par rapport au LiDAR dont le calage géographique fourni par FIT-Conseil à l'aide de la chaîne de traitement de LEICA est optimum. Ces décalages atteignent jusqu'à 2 m en longitude et latitude. La seconde méthode permet de coupler des images VNIR et SWIR afin d'obtenir une image VIR couvrant la gamme spectrale 400-2500 nm avec une seule co-registation à l'image d'intensité du LiDAR.

Idéalement, les capteurs hyperspectraux devraient être munis d'un GPS afin de synchroniser le début des acquisitions. L'apparition d'incident technique peut être cependant maîtrisée par le fait que l'acquisition des images ait été faite à partir de la même plateforme aéroportée ce qui divise les coûts de mise en œuvre aéroportée par deux (une seule campagne au lieu de deux). Ainsi, avec la résolution des problèmes de connexion entre systèmes, le couplage des données pourrait être fait plus précisément et il y aurait un gain de temps considérable. De plus, cette méthode pourrait être affinée et partiellement automatisée en intégrant un outil de fusion de données automatique basé sur la reconnaissance de formes (Brook et al., 2010) ou sur des descripteurs robustes d'éléments de la scène observée (Montero et al., 2013).

Références

- Avbelj, J., Iwaszczuk, D., Müller, R., Reinartz, P., Stilla, U., 2013. *Line-based registration of DSM and hyperspectral images*. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 60, ISPRS Hannover Workshop, Hannover, Germany.
- Brook, A., Ben-Dor, E., Richter, R., 2010. *Fusion of hyperspectral images and LiDAR data for civil*

engineering structure monitoring. Proceedings of Hyperspectral 2010 Workshop, Frascati, Italy, 1-5.

Dehouck, A., Kervella, S., Lafon, V., Curti, C., Alexandre, F., Chaumillon, E., Bertin, X., Sottolichio, A., Robin, N., Naulleau, P., Vanroye, C., 2013. *The Arcay spit and Lay estuary (Vendee, France): New data to highlight sediment dynamics and support coastal management*. Proceedings of Coastal Dynamics 2013, Arcachon, France.

Derenyi, E. E., Konecny, G., 1966. *Infrared scan geometry*. Photogrammetry Engineering, 32, 773-779.

Deronde, B., Houthuys, R., Sterckx, S., Debruyne, W., Fransaer, D., 2004. *Sand dynamics along the belgian coast based on airborne hyperspectral data and LiDAR data*. Proceedings of the European Association of Remote Sensing Laboratories, 3.

Elaksher, A., 2008. *Fusion of hyperspectral images and LiDAR-based DEMs for coastal mapping*. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 32, Part B3b, Beijing, China.

Konecny, G., 1972. *Geometrical aspects of remote sensing*. Invited paper of International Congress of Photogrammetry, Commission IV, Ottawa, Canada, pp.47.

Konecny, G., 1976a. *Mathematical models and procedures for the geometric restitution of remote sensing imagery*. Invited paper of the XIII International Congress of Photogrammetry, Commission III, Helsinki, Finland, pp. 33.

Konecny, G., 1976b. *Mathematische Modelle und Verfahren zur geometrischen Auswertung von Zeilenabtaster-Aufnahmen*. Bildmessung u. Luftbildwesen, 44, 188-197.

Le Cornec, E., Fiere, M., Grunnet, N., 2008. *Etude de connaissance des phénomènes d'érosion sur le littoral vendéen*. Rapport de la Danish Hydraulics Institute France pour la DDE85.

Le Cozannet, G., Lecacheux, S., Delvallee, E., Desramaut, N., Oliveros, C., Pedreros, R., 2011. *Teleconnection pattern influence on sea-wave climate in the Bay of Biscay*. *Journal of Coastal Research*, 24, 641-652.

Monteiro, S. T., Nieto, J., Murphy, R., Ramakrishnan, R., Taylor, Z., 2013. *Combining strong features for registration of hyperspectral and LiDAR data from field-based platforms*. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Melbourne, Australia.

Schläpfer, D., 2011. *PARGE user manuel version 3.1*. ReSe, Zurich, Switzerland.

Bibliographie

- Abhar, K. Spatial-temporal analysis of blowout dunes in cape cod national seashore using sequential air photos and lidar. Master's thesis, 2014.
- Acosta, A., Ercole, S., Staniscu, A., De Patta Pilar, V., and Blasi, C. Coastal vegetation zonation and dune morphology in some mediterranean ecosystems. *Journal of Coastal Research*, 23(6) :1518–1524, 2007.
- Aleman, N. *Morphodynamique à l'échelle régionale d'une avant-côte microtidale à barres sédimentaires : le cas du Languedoc-Roussillon à l'aide de la technologie LiDAR*. PhD thesis, Université de Perpignan Via Domitia, 2014.
- Anderson, J. E., Plourde, L. C., Martin, M. E., Braswell, B. H., Smith, M.-L., Dubayah, R. O., Hofton, M. A., and Blair, J. B. Integrating waveform lidar with hyperspectral imagery for inventory of a northern temperate forest. *Remote Sensing of Environment*, 112(4) :1856 – 1870, 2008.
- Anthony, E. J. Storms, shoreface morphodynamics, sand supply, and the accretion and erosion of coastal dune barriers in the southern north sea. *Geomorphology*, 199 :8 – 21, 2013.
- Asner, G. P., Knapp, D. E., Kennedy-Bowdoin, T., Jones, M. O., Martin, R. E., Boardman, J., and Field, C. B. Carnegie airborne observatory : in-flight fusion of hyperspectral imaging and waveform light detection and ranging for three-dimensional studies of ecosystems. *Journal of Applied Remote Sensing*, 1(1) :013536–013536–21, 2007.
- Aucelli, P. P. C., Paola, G. D., Incontri, P., Rizzo, A., Vilardo, G., Benassai, G., Buonocore, B., and Pappone, G. Coastal inundation risk assessment due to subsidence and sea level rise in a mediterranean alluvial plain (vulturno coastal plain – southern italy). *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, pages 1–13, 2016.
- Avbelj, J., Iwaszczuk, D., Müller, R., Reinartz, P., and Stilla, U. Line-based registration of dsm and hyperspectral images. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XL-1/W1 :13–18, 2013.
- Ba, A., Launeau, P., Robin, M., Moussaoui, S., Michon, C., Giraud, M., and Le Menn, E. Apport du lidar dans le géoréférencement d'images hyperspectrales en vue d'un couplage lidar/hyperspectral. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 210 :5–15, 2015.
- Bagnold, R. A. *The physics of blown sand and desert dunes*. Dover Earth Science, 1960.
- Ballanti, L., Blesius, L., Hines, E., and Kruse, B. Tree species classification using hyperspectral imagery : A comparison of two classifiers. *Remote Sensing*, 8(6) :445, 2016.

- Baltsavias, E. P. Airborne laser scanning : existing systems and firms and other resources. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 54 :164–198, 1999.
- Baptista, P., bastos, L., Bernardes, C., Cunha, T., and Dias, J. Monitoring sandy shores morphologies by dgps—a practical tool to generate digital elevation models. *Journal of Coastal Research*, 24(6) :1516 – 1528, 2008.
- Barbour, M. and De Jong, T. Response of west coast beach taxa to salt spray, seawater inundation and soil salinity. *Bulletin of the torrey Botanical Club*, 104(1) :29–34, 1977.
- Barrère, P. Mémento technique des dunes littoral aquitain, fiches écodynamiques, 1989.
- Bazzichetto, M., Malavasi, M., Acosta, A., and Carranza, M. How does dune morphology shape coastal ec habitats occurrence ? a remote sensing approach using airborne lidar on the mediterranean coast. *Ecological Indicators*, 71 :618 – 626, 2016.
- Benassai, G., Paola, G. D., and Aucelli, P. P. C. Coastal risk assessment of a micro-tidal littoral plain in response to sea level rise. *Ocean & Coastal Management*, 104 :22 – 35, 2015.
- Bertels, L., Deronde, B., Kempeneers, P., Provoost, S., and Tortelboom, E. Potentials of airborne hyperspectral remote sensing for vegetation mapping of spatially heterogeneous dynamic dunes, a case study along the belgian coastline. In *Dunes and Estuaries 2005 - International Conference on Nature Restoration Practices in European Coastal Habitats*, pages 153–163, 2005.
- Bioucas-Dias, J. M., Plaza, A., Dobigeon, N., Parente, M., Du, Q., , Gader, P., and Chanussot, J. Hyperspectral unmixing overview : Geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches. *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens*, 5 :354–379, 2012.
- Bird, E. C. F. *Coastline changes*. Wiley-Interscience, 1985.
- Blair, J. B., Rabine, D. L., and Hofton, M. A. The laser vegetation imaging sensor : a medium-altitude, digitisation-only, airborne laser altimeter for mapping vegetation and topography. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 54 :115–122, 1999.
- Bousquet, L. *Mesure et modélisation des propriétés optiques spectrales et directionnelles des feuilles*. PhD thesis, Université Paris 7, 2007.
- Bowen, A. J., Inman, D. L., and Simmons, V. P. Wave ‘set-down’ and set-up. *Journal of Geophysical Research*, 73(8) :2569–2577, 1968.
- Bowles, J. H., Antoniadis, J. A., Baumback, M. M., Grossmann, J. M., Haas, D., Palmadesso, P. J., and Stracka, J. Real-time analysis of hyperspectral data sets using NRL’s ORASIS algorithm. In Descour, M. R. and Shen, S. S., editors, *Imaging Spectrometry III*, volume 3118, pages 38–45, oct 1997.

- Bressolier, C. and Thomas, Y.-F. Studies on wind and plant interactions on french atlantic coastal dunes. *Journal of Sedimentary Petrology*, 47 :331–338, 1977.
- Brook, A., Ben-Dor, E., and Richter, R. Fusion of hyperspectral images and lidar data for civil engineering structure monitoring. In *Hyperspectral 2010 Workshop*, 2010.
- Buddenbaum, H., Seeling, S., and Hill, J. Fusion of full-waveform lidar and imaging spectroscopy remote sensing data for the characterization of forest stands. *International Journal of Remote Sensing*, 34(13) :4511–4524, 2013.
- Caloz, R. Télédétection satellitaire. notes de cours : système d'information géographique i et ii, lausanne, école polytechnique fédérale de lausanne. 1992.
- Carter, R. W. G. *Coastal Environments*. Academic Press, London, 1988.
- Carter, R. W. G., Nordstrom, N. F., and Psuty, N. P. The study of coastal dunes. pages 1–14, 1990.
- Castelle, B., Marieu, V., Bujan, S., Splinter, K. D., Robinet, A., Sénéchal, N., and Ferreira, S. Impact of the winter 2013–2014 series of severe western europe storms on a double-barred sandy coast : Beach and dune erosion and megacusp embayments. *Geomorphology*, 238 :135 – 148, 2015.
- Chang, C. C. and Lin, C. J. Libsvm : a library for support vector machines. 2001.
- Chang, C.-I. *Hyperspectral Data Exploitation : Theory and Applications*. John Wiley & Sons, 2007.
- Chauve, A., Mallet, C., Bretar, F., Durrieu, S., Pierrot Deseilligny, M., and Puech, W. Processing full-waveform lidar data : Modelling raw signals. In *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36 (Part 3/W52), pages 102–107, 2007.
- Claudino-Sales, V., Wang, P., and Horwitz, M. H. Effect of hurricane ivan on coastal dunes of santa rosa barrier island, florida : Characterized on the basis of pre- and poststorm lidar surveys. *Journal of Coastal Research*, 26(3) :470–484, 2010.
- Combe, J.-P., Launeau, P., Carrère, V., Despan, D., Méléder, V., Barillé, L., and Sotin, C. Mapping micro-phytobenthos biomass by non-linear inversion of visible-infrared hyperspectral images. *Remote Sensing of Environment*, 98(4) :371 – 387, 2005.
- Conel, J. E., Green, R. O., Vane, G., Bruegge, C. J., Alley, R. E., and Curtiss, B. J. Ais-2 radiometry and a comparison of methods for the recovery of ground reflectance. In *3rd airborne imaging spectrometer data analysis workshop*, pages 18–47, 1987.
- Congalton, R. G. A comparison of sampling schemes used in generating error matrices for assessing the accuracy of maps generated from remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 54 :593–600, 1988.

- De Backer, S., Kempeneers, P., Debruyne, W., and Scheunders, P. Classification of dune vegetation from remotely sensed hyperspectral images. In Campilho, A. and Kamel, M., editors, *Image Analysis and Recognition Proc. of International Conference on Image Analysis and Recognition*, Lecture Notes in Computer Science, pages 497–503, Porto, Portugal, 2004. Springer, Springer.
- de Lange, R., van Til, M., and Dury, S. The use of hyperspectral data in coastal zone vegetation monitoring. In *EARSeL eProceedings 3*, pages 143–153, 2004.
- de M. Luna, M. C., Parteli, E. J., Durán, O., and Herrmann, H. J. Modeling transverse dunes with vegetation. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 388(19) :4205 – 4217, 2009.
- de M. Luna, M. C., Parteli, E. J., Durán, O., and Herrmann, H. J. Model for the genesis of coastal dune fields with vegetation. *Geomorphology*, 129(3–4) :215 – 224, 2011.
- de Zeeuw-van Dalssen, E., Richter, N., González, G., and Walter, T. R. Geomorphology and structural development of the nested summit crater of Iáscar volcano studied with terrestrial laser scanner data and analogue modelling. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, pages –, 2016.
- Debaine, F. and Robin, M. A new gis modelling of coastal dune protection services against physical coastal hazards. *Ocean & Coastal Management*, 62 :43–54, 2012.
- Debaine, F., Robin, M., Roze, F., Favennec, J., Gouguet, L., and C.Prat, M. Ecosystem service based mapping of atlantic coastal dunes conservation for management. Technical report, 2013.
- Dehouck, A., Kervella, S., Lafon, V., Curti, C., Alexandre, F., Chaumillon, E., Bertin, X., Sottolichio, A., Robin, N., Naulleau, P., and Vanroye, C. The arcay spit and lay estuary (vendée, france) : New data to highlight sediment dynamics and support coastal management. In *Coastal Dynamics 2013*, 2013.
- Derenyi, E. E. and Konecny, G. Infrared scan geometry. *Photogrammetry Engineering*, 32 :773–779, 1966.
- Deronde, B., Houthuys, R., Debruyne, W., Fransaer, D., Van Lancker, V., and Henriët, J. P. Use of airborne hyperspectral data and laserscan data to study beach morphodynamics along the belgian coast. *Journal of Coastal Research*, 22 :1108–1117, 2006.
- Doddy, J. P. *Sand dune conservation, management and restoration*. Springer, 2012.
- Dorly, M. and Duval, J. Les dunes littorales du nord de la france. *Revue Forestière Française*, 31 :421–434, 1979.
- Drusch, M., Bello, U. D., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., Martimort, P., Meygret, A., Spoto, F., Sy, O., Marchese, F., and Bargellini, P. Sentinel-2 : Esa’s optical high-resolution mission for gmes operational services. *Remote Sensing of Environment*, 120 :25 – 36, 2012.

- Efe, R. and Tagil, S. The use of multi-temporal and multispectral landsat data to determine change detection around tuz lake on seyhan delta. *Fresenius Environmental Bulletin*, 17(5) :577–583, 2008.
- El Rahman, S. A. Hyperspectral image classification using unsupervised algorithms. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 7(4) :198–205, 2016.
- Elaksher, A. Fusion of hyperspectral images and lidar-based dems for coastal mapping. *Optics and Lasers in Engineering*, 46 :493–498, 2008.
- Elfrink, B. and Baldock, T. Hydrodynamics and sediment transport in the swash zone : a review and perspectives. *Coastal Engineering*, 45(3–4) :149 – 167, 2002.
- Eren, F., Pe’eri, S., and Rzhanov, Y. Airborne lidar bathymetry (alb) waveform analysis for bottom return characteristics. volume 9827, pages 98270H–98270H–6, 2016.
- Fieber, K. D., Davenport, I. J., Ferryman, J. M., Gurney, R. J., Walker, J. P., and Hacker, J. M. Analysis of full-waveform lidar data for classification of an orange orchard scene. *{ISPRS} Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 82 :63 – 82, 2013.
- Filippi, A. M. and Jensen, J. R. Fuzzy learning vector quantization for hyperspectral coastal vegetation classification. *Remote Sensing of Environment*, 100(4) :512 – 530, 2006.
- Gao, B. C., Heidebrecht, K. B., and Goetz, A. F. H. Derivation of scaled surface reflectances from aviris data. *Remote Sensing of Environment*, 44(2) :165 – 178, 1993.
- Gao, B. C., Montes, M. J., Davis, C. O., and Goetz, A. F. H. Atmospheric correction algorithms for hyperspectral remote sensing data of land and ocean. *Remote Sensing of Environment*, 113, Supplement 1 :S17 – S24, 2009.
- Gao, Y. Algorithms and software tools for extracting coastal morphological information from airborne lidar data. Master’s thesis, Université de Nantes, 2009.
- Gerber, F. *Estimation du Contenu en Eau de la Végétation par Télédétection Hyperspectrale dans le Moyen Infrarouge*. PhD thesis, Institut de Physique du Globe de Paris, 2011.
- Goepfert, J. and Soergel, U. Estimation of the lidar height offset in coastal vegetated areas. In *ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007*, 2007.
- Goetz, A. F. H., Vane, G., Solomon, J. E., and Rock, B. N. Imaging spectrometry for earth remote sensing. *Science*, 228(4704) :1147–1153, 1985.
- Gonzalez-Villanueva, R., Costas, S., Duarte, H., Pérez-Arlueca, M., and Alejo, I. Blowout evolution in a coastal dune : using gpr, aerial imagery and core records. In *Proc. of ICS 2011*, pages 278–282, 2011.

- Govender, M., Chetty, K., and Bulcock, H. A review of hyperspectral remote sensing and its application in vegetation and water resource studies. *Water SA*, 33(2) :145–151, 2007.
- Granja, H., Prat, M. C., Favennec, J., Hallegouët, B., Yoni, C., Barrère, P., Rozé, F., Jun, R., Dauphin, P., Thomas, H., Estève, G., Micheneau, C., Thirion, J. M., Veneau, F., Lahondère, C., Lebon, P., Salomon, J. N., Oyarzabal, J., Granereau, G., Jarret, P., Richard, P., Dieng, D., Duffaud, M. H., Février, G., Métayer, S., and Gouguet, L. *Connaissance et gestion durable des dunes de la côte atlantique*. Office National des Forêts, 2002.
- Green, A. A., Berman, M., Switzer, P., and Craig, M. D. A transformation for ordering multipsectral data in terms of image quality with implications for noise removal. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26 :65–74, 1988.
- Griffin, M. K. and Burke, H. H. K. Compensation of hyperspectral data for atmospheric effects. *Lincoln Laboratory Journal*, 14 :29–54, 2003.
- Guillot, B. and Pouget, F. UAV APPLICATION IN COASTAL ENVIRONMENT, EXAMPLE OF THE OLERON ISLAND FOR DUNES AND DIKES SURVEY. In *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, , volume Volume XL-3/W3, 2015 of *ISPRS Geospatial Week 2015, 28 Sep – 03 Oct 2015, La Grande Motte, France*, la grande motte, France, September 2015. ISPRS.
- Hanley, M., Hoggart, S., Simmonds, D., Bichot, A., Colangelo, M., Bozzeda, F., Heurtefeux, H., Ondiviela, B., Ostrowski, R., Recio, M., Trude, R., Zawadzka-Kahlau, E., and Thompson, R. Shifting sands? coastal protection by sand banks, beaches and dunes. *Coastal Engineering*, 87 :136 – 146, 2014.
- Hanston, W., Kooistra, L., and Slim, P. A. Mapping invasive woody species in coastal dunes in the netherlands : a remote sensing approach using lidar and high-resolution aerial photographs. *Applied Vegetation Science*, 15 (4) :536 – 547, 2012.
- Hapke, B. Bidirectional reflectance spectroscopy : 1. theory. *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, 86 (B4) :3039–3054, 1981.
- Hardin, E., Kurum, M. O., Mitasovaand, H., and Overton, M. F. Least cost path extraction of topographic features for storm impact scale mapping. *Journal of Coastal Research*, 28 :970–978, 2012.
- Heiden, U., Heldens, W., Roessner, S., Segl, K., Esch, T., and Mueller, A. Urban structure type characterization using hyperspectral remote sensing and height information. *Landscape and Urban Planning*, 105(4) :361 – 375, 2012.
- Heinzel, J. and Koch, B. Exploring full-waveform lidar parameters for tree species classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(1) :152 – 160, 2011.

- Hermosilla, T., Ruiz, L. A., Kazakova, A. N., Coops, N. C., and Moskal, L. M. Estimation of forest structure and canopy fuel parameters from small-footprint full-waveform lidar data. *International Journal of Wildland Fire*, 23 :224–233, 2014.
- Hesp, P. Foredunes and blowouts : initiation, geomorphology and dynamics. *Geomorphology*, 48(1–3) :245 – 268, 2002.
- Höfle, B. and Hollaus, M. Urban vegetation detection using high density full-waveform airborne lidar data - combination of object-based image and point cloud analysis. In *Proc. of ISPRS TC VII Symposium*, pages 281–286, 2010.
- Hodgson, M. E., Jensen, J. R., Schmidt, L., Schill, S., and Davis, B. An evaluation of lidar- and ifsar-derived digital elevation models in leaf-on conditions with usgs level 1 and level 2 dems. *Remote Sensing of Environment*, 84 :295–308, 2003.
- Honrado, J., Vicente, J., Lomba, A., Alves, P., Macedo, J. A., Henriques, R., Granja, H., and Caldas, F. B. Fine-scale patterns of vegetation assembly in the monitoring of changes in coastal sand-dune landscapes. *Web Ecology*, 10 :1–14, 2009.
- Hsu, C. W., Chang, C. C., and Lin, C. J. *A practical guide to Support Vector Classification*, 2003.
- Hug, C., ullrich, A., and Grimm, A. Litemapper-5600-a waveform-digitizing lidar terrain and vegetation mapping system. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 26 : 24–29.
- Ientilucci, E. J. Leveraging lidar data to aid in hyperspectral image target detection in the radiance domain. volume 8390, pages 839007–839007–12, 2012.
- IFEN. Analyse statistique et cartographie de l'érosion marine. Technical report, 2007.
- Irish, J. and White, T. Coastal engineering applications of high-resolution lidar bathymetry. *Coastal Engineering*, 35(1–2) :47 – 71, 1998.
- Jelalian, A. V. Laser radar systems. In *EASCON '80; Electronics and Aerospace Systems Conference*, 1980.
- Johnson, A. F. Rates of vegetation succession on a coastal dune system in northwest florida. *Journal of Coastal Research*, 13(2), 1997.
- Jones, T. G., Coops, N. C., and Sharma, T. Assessing the utility of airborne hyperspectral and lidar data for species distribution mapping in the coastal pacific northwest, canada. *Remote Sensing of Environment*, 114 (12) :2841 – 2852, 2010.

- Juel, A., Groom, G. B., Svenning, J.-C., and Ejrnæs, R. Spatial application of random forest models for fine-scale coastal vegetation classification using object based analysis of aerial orthophoto and {DEM} data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 42 :106 – 114, 2015.
- Jutzi, B. and Stilla, U. Waveform processing of laser pulses for reconstruction of surfaces in urban areas. *Measurement Techniques*, 2(3.1) :2, 2005.
- Kanaev, A. V., Daniel, B. J., Neumann, J. G., Kim, A. M., and Lee, K. R. Object level hsi-lidar data fusion for automated detection of difficult targets. *Opt. Express*, 19(21) :20916–20929, Oct 2011.
- Kazemipour, F. *Caractérisation hyperspectrale des biofilms microphytobenthiques : Cartographie de la biomasse de la micro à la macro échelle*. PhD thesis, Université de Nantes, 2011.
- Kazemipour, F., Méléder, V., and Launeau, P. Optical properties of microphytobenthic biofilms (mpbom) : Biomass retrieval implication. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 112 :131–142, 2011.
- Kazemipour, F., Launeau, P., and Méléder, V. Microphytobenthos biomass mapping using the optical model of diatom biofilms : Application to hyperspectral images of bourgneuf bay. *Remote Sensing of Environment*, 127 :1 – 13, 2012.
- Kempeneers, P. *Information Extraction from Hyperspectral Images*. PhD thesis, Universiteit Antwerpen, 2007.
- Kempeneers, P., Deronde, B., Bertels, L., Debruyne, W., de Backer, S., and Scheunders, P. Classifying hyperspectral airborne imagery for vegetation survey along coastlines. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International*, volume 2, pages 1475–1478, Sept 2004.
- Kempeneers, P., Deronde, B., Provoost, S., and Houthuys, R. Synergy of airborne digital camera and lidar data to map ocastal dune vegetation. *Journal of Coastal Research*, Special Issue 53 :73–82, 2009.
- Keshava, N. A survey of spectral unmixing algorithms. *Lincoln Laboratory Journal*, 14 :55–78, 2003.
- Keshava, N. and Mustard, J. F. Spectral unmixing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 22 :44–57, 2002.
- Kim, S., Lee, I., and Kwon, Y. J. Simulation of a geiger-mode imaging lidar system for performance assessment. *Sensors*, 13(7) :8461–8489, 2013.
- Kobayashi, N. Numerical modeling of wave run-up on coastal structures and beaches. *Marine Technology Society Journal*, 33(3) :33–37, 1999.
- Koetz, B., Sun, G., Mosdorf, F., Ranson, K., Kneubühler, M., Itten, K., and Allgöwe, B. Fusion of imaging spectrometer and lidar data over combined radiative transfer models for forest canopy characterization. *Remote Sensing of Environment*, 106(4) :449 – 459, 2007.

- Konecny, G. Mathematical models and procedures for the geometric restitution of remote sensing imagery. In *International Congress of Photogrammetry*, page 33, 1976a.
- Konecny, G. Mathematische modelle und verfahren zur geometrischen auswertung von zeilenabtaster-aufnahmen. *Bildmessung u. Luftbildwesen*, 44 :188–197, 1976b.
- Krishnan, A. K., Nissen, E., Saripalli, S., Arrowsmith, R., and Corona, A. H. *Change Detection Using Airborne LiDAR : Applications to Earthquakes*, pages 733–743. Springer International Publishing, Heidelberg, 2013.
- Kruse, F. A. Use of airborne imaging spectrometer data to map minerals associated with hydrothermally altered rocks in the northern grapevine mountains, nevada, and california. *Remote Sensing of Environment*, 24 :31–51, 1988.
- Kruse, F. A. Comparison of ATREM, ACORN, and FLAASH Atmospheric Corrections using Low-Altitude AVIRIS Data of Boulder, Colorado. In *Proceedings 13th JPL Airborne Geoscience Workshop*, Pasadena, CA, USA, March 2004. Jet Propulsion Laboratory.
- Kruse, F. A., Lefkoff, A. B., Boardman, J. W., Heidebrecht, K. B., Barloon, A. T. S. P. J., and Goetz, A. F. H. The spectral image processing system (sips)—interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. *Remote Sensing of Environment*, 44(2) :145 – 163, 1993.
- Kwak, D.-A., Lee, W.-K., Lee, J.-H., Biging, G. S., and Gong, P. Detection of individual trees and estimation of tree height using lidar data. *Journal of Forest Research*, 12(6) :425–434, 2007.
- Labuz, T. A. A review of field methods to survey coastal dunes—experience based on research from south baltic coast. *Journal of Coastal Conservation*, 20(2) :175–190, 2016.
- Lancaster, N. and Baas, A. Influence of vegetation cover on sand transport by wind : field studies at owens lake, california. *Earth Surface Processes and Landforms*, 23 :69–82, 1998.
- Le Cornec, E., Fiere, M., and Grunnet, N. Etude de connaissance des phénomènes d'érosion sur le littoral vendéen. Technical report, 2007.
- Le Cozannet, G., Lecacheux, S., Delvallée, E., Desramaut, N., Oliveros, C., and Pedreros, R. Teleconnection pattern influence on sea wave climate in the bay of biscay. *Journal of Climate, American Meteorological Society*, 24 :641–652, 2011.
- Le Guern, C., Baudoin, V., Robin, M., Fattal, P., Conil, P., Juigner, M., Debaine, F., Maanan, M., Rollier, C., Gouguet, L., Bouchet, F., Magne, J., and Robin, J. G. Un sig pour appuyer la gestion durable du littoral : Exemple de l'érosion en pays de monts (vendée, france). In *XIIIeme Journées Nationales Génie Côtier-Génie Civil*, 2014.

- Lee, D. S. and Shan, J. Combining lidar elevation data and ikonos multispectral imagery for coastal classification mapping. *Marine Geodesy*, 26(1-2) :117–127, 2003.
- Louchard, E. M., Reid, R. P., Stephens, C. F., Davis, C. O., Leathers, R. A., Downes, V., and Maffione, R. Derivative analysis of absorption features in hyperspectral remote sensing data of carbonate sediments, 2002.
- Lucas, N. S., Shanmugam, S., and Barnsley, M. Sub-pixel habitat mapping of a coastal dune ecosystem. *Applied Geography*, 22 :253–270, 2002.
- Ma, S., Tao, Z., Yang, X., Yu, Y., Zhou, X., and Li, Z. Bathymetry retrieval from hyperspectral remote sensing data in optical-shallow water. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 52 : 1205–1212, 2014.
- Mallet, C. *Analyse de données LiDAR à retour d'onde complète pour la classification en milieu urbain*. PhD thesis, Télécom ParisTech, 2010.
- Mallet, C. and Bretar, F. Full-waveform topographic lidar : State-of-art. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64 :1–16, 2009.
- Mallet, C., Soergel, U., and Bretar, F. Analysis of full-waveform lidar data for classification of urban areas. In *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and spaital Information Sciences*, pages 85–91, 2008.
- Maun, A. *The Biology of Coastal Sand Dunes*. Oxford University Press, 2009.
- McCarthy, M. J. and Halls, J. N. Habitat mapping and change assessment of coastal environments : An examination of worldview-2, quickbird, and ikonos satellite imagery and airborne lidar for mapping barrier island habitats. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 3(1) :297, 2014.
- McGwire, K. C. Cross-validated assessment of geometric accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 62(10) :1179–1187, 1996.
- McIntyre, M. L., Naar, D. F., Carder, K. L., Donahue, B. T., and Mallinson, D. J. Coastal bathymetry from hyperspectral remote sensing data : Comparisons with high resolution multibeam bathymetry. *Marine Geophysical Researches*, 27(2) :129–136, 2006.
- Miltiadou, M., Warren, M., Grant, M., and Brown, M. Alignment of hyperspectral imagery and full-waveform lidar data for visualisation and classification purposes. In *36th International Symposium on Remote Sensing of Environment*, pages 1257–1264, Berlin, Germany, May 2015.
- Mitasova, H., Hardin, E., Overton, M. F., and Kurum, M. O. Geospatial analysis of vulnerable beach-foredune systems from decadal time series of lidar data. *Journal of Coastal Conservation*, 14(3) :161–172, 2010.

- Méléder, V., Launeau, P., Barillé, L., Combe, J.-P., Carrère, V., Jesus, B., and Verpoorter, C. Hyperspectral imaging for mapping microphytobenthos in coastal areas. In *Geomatic Solutions for Coastal Environments*, page Chapter 4. 2010.
- Mura, M. D., Prasad, S., Pacifici, F., Gamba, P., Chanussot, J., and Benediktsson, J. A. Challenges and opportunities of multimodality and data fusion in remote sensing. *Proceedings of the IEEE*, 103(9) :1585–1601, 2015.
- N. A. Elko, J. K. G. H. F. S., A. H. Sallenger and Morgan, K. L. M. Barrier island elevations relevant to potential storm impacts : 1. techniques, 2002.
- O’Keeffe, N., Delgado-Fernandez, I., Jackson, D., Aplin, P., and Marston, C. Meso-scale aeolian transport of beach sediment via dune blowout pathways within a linear foredune. In *EGU General Assembly Conference Abstracts*, volume 18 of *EGU General Assembly Conference Abstracts*, page 14081, April 2016.
- Olson, J. S. Lake michigan dune development. 1. wind-velocity profiles. *Journal of Geology*, 66 :254–263, 1958.
- Optech. *Optech ALTM Intelligent Waveform Recorder 12-bit IWR-2, Operation and Processing Manual*.
- Ozdemir, I., Asan, U., Koch, B., Yesil, A., Ozkan, U. Y., and Hemphill, S. Comparison of quickbird-2 and landsat-7 etm+ data for mapping of vegetation cover in fethiye- kumluova coastal dune in the mediterranean region of turkey. *Fresenius Environmental Bulletin*, 14 :823–831, 2005.
- Paskoff, R. La conservation des dunes littorales implique-t-elle leur stabilisation ? l’exemple de la côte atlantique. *Nature Sciences Sociétés*, 11(3) :288 – 294, 2003.
- Persson, A., Söderman, U., Töpel, J., and Ahlberg, S. Visualization and analysis of full-waveform airborne laser scanner data. In *ISPRS Workshop “Laser scanning 2005”*, pages 103–108, Enschede, Netherlands, 2005.
- Picco, L., Mao, L., Cavalli, M., Buzzi, E., Rainato, R., and Lenzi, M. Evaluating short-term morphological changes in a gravel-bed braided river using terrestrial laser scanner. *Geomorphology*, 201 :323 – 334, 2013.
- Pinty, B., Verstraete, M. M., and Dickinson, R. E. A physical model of the bidirectional reflectance of vegetation canopies : 2. inversion and validation. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 95(D8) :11767–11775, 1990.
- Pirotti, F., Guarnieri, A., Masiero, A., Vettore, A., and Lingua, E. Processing lidar waveform data for 3d visual assessment of forest environments. In *ISPRS Technical Commission V Symposium*, pages 493–499, 2014.
- Plag, H.-P. and Jules-Plag, S. 4.14 - sea-level rise and coastal ecosystems. In Pielke, R. A., editor, *Climate Vulnerability*, pages 163 – 184. Academic Press, Oxford, 2013.
- Pohl, C. and Van Genderen, J. L. Review article multisensor image fusion in remote sensing : Concepts, methods and applications. *International Journal of Remote Sensing*, 19(5) :823–854, 1998.

- Populus, J. Altimétrie par lidar aéroporté et modèles numériques de terrain, 2002.
- Priestas, A. M. and Fagherazzi, S. Morphological barrier island changes and recovery of dunes after hurricane dennis, st. george island, florida. *Geomorphology*, 114 :614–626, 2010.
- Prisco, I., Stanisci, A., and Acosta, A. T. Mediterranean dunes on the go : Evidence from a short term study on coastal herbaceous vegetation. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 182, Part A :40 – 46, 2016.
- Pye, K. Coastal dunes. *Progress in Physical Geography*, 7 :531–557, 1983.
- Pye, K. and Blott, S. J. Assessment of beach and dune erosion and accretion using lidar : Impact of the stormy 2013–14 winter and longer term trends on the sefton coast, uk. *Geomorphology*, 266 :146 – 167, 2016.
- Qu, Z., Kindel, B. C., and Goetz, A. F. H. The high accuracy atmospheric correction for hyperspectral data (hatch) model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41 :1223–1231, 2003.
- Rapinel, S., Clément, B., Magnanon, S., Sellin, V., and Hubert-Moy, L. Identification and mapping of natural vegetation on a coastal site using a worldview-2 satellite image. *Journal of Environmental Management*, 144 : 236 – 246, 2014.
- Richards, J. A. *Remote Sensing Digital Image Analysis : An Introduction*. Springer-Verlag, 1999.
- Richards, J. A. and Jia, X. *Remote sensing digital image analysis*. Springer, 2006.
- Richter, A., Faust, D., and Maas, H.-G. Dune cliff erosion and beach width change at the northern and southern spits of sylt detected with multi-temporal lidar. *{CATENA}*, 103 :103 – 111, 2013.
- Richter, R. A fast atmospheric correction algorithm applied to landsat tm images. *International Journal of Remote Sensing*, 11(1) :159–166, 1990.
- Richter, R. Atmospheric correction of dais hyperspectral image data. *Computers and Geosciences*, 22(7) :785 – 793, 1996.
- Richter, R. Correction of satellite imagery over mountainous terrain. *Appl. Opt.*, 37(18) :4004–4015, Jun 1998.
- Richter, R. Status of model atcor4 on atmospheric / topographic correction for airborne hyperspectral imagery. In *3rd EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy*, pages 126–132, 2003.
- Richter, R. and Schläpfer, D. Geo-atmospheric processing of airborne imaging spectrometry data. part 2 : Atmospheric/topographic correction. *International Journal of Remote Sensing*, 23(13) :2631–2649, 2002.
- Richter, R., Schlapfer, D., and Muller, A. Operational atmospheric correction for imaging spectrometers accounting for the smile effect. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(5) :1772–1780, May 2011.

- Roberts, D. A., Yamaguchi, Y., and Lyon, R. J. P. Comparison of various techniques for calibration of AIS data. *NASA STI/Recon Technical Report N*, 87, August 1986.
- Roelofsen, H. D., Kooistra, L., van Bodegom, P. M., Verrelst, J., Krol, J., and Witte, J.-P. M. Mapping a priori defined plant associations using remotely sensed vegetation characteristics. *Remote Sensing of Environment*, 140 :639 – 651, 2014.
- Roth, R. B. and Thomson, J. Practical application of multiple-pulse in the air (mpia) lidar in large area surveys. volume 37, pages 183–188, 2008.
- Roy, R. *Influence des altérations de surface naturelle sur la reconnaissance des roches par télédétection V-IR : application à la cartographie de l'ophiolite d'Oman et au programme d'étude des nouvelles AOC des Muscadet de la région nantaise*. PhD thesis, Université de Nantes, 2007.
- Ruz, M. H. and Meur-Ferec, C. Influence of high water levels on aeolian sand transport : upper beach/dune evolution on a macrotidal coast, wissant bay, northern france. *Geomorphology*, 60 :73–87, 2003.
- Ryan, J. P., Davis, C. O., Tuffillaro, N. B., Kudela, R. M., and Gao, B. C. Application of the hyperspectral imager for the coastal ocean to phytoplankton ecology studies in monterey bay, ca, usa. *Remote Sensing*, 6 (2) :100–1025, 2014.
- Sabatier, F., Anthony, E. J., Héquette, A., Suanez, S., adn Marie-Hélène Ruz, J. M., and Regnaud, H. Morphodynamics of beach/dune systems : examples from the coast of france. *Géomorphologie*, 15 :3–22, 2009.
- Salman, A. Living with coastal erosion in europe : Sediment and space for sustainability. Technical report, 2004.
- Saye, S., van der Wal, D., Pye, K., and Blott, S. Beach–dune morphological relationships and erosion/accretion : An investigation at five sites in england and wales using {LIDAR} data. *Geomorphology*, 72(1–4) :128 – 155, 2005.
- Schlacher, T. A., de Jager, R., and Nielsen, T. Vegetation and ghost crabs in coastal dunes as indicators of putative stressors from tourism. *Ecological Indicators*, 11(2) :284 – 294, 2011.
- Schläpfer, D. *Parametric geocoding, Orthorectification for Airborne Scanner Data - User Manual, version 3.1*, 2013.
- Schläpfer, D. and Richter, R. Geo-atmospheric processing of airborne imaging spectrometry data. part 1 : Parametric orthorectification. *International Journal of Remote Sensing*, 23(13) :2609–2630, 2002.
- Schläpfer, D. and Richter, R. *Atmospheric/Topographic Correction for Airborne Imagery - ATCOR-4 User Guide, version 6.3.1*, 2014.

- Schmidt, K. and Skidmore, A. Spectral discrimination of vegetation types in a coastal wetland. *Remote Sensing of Environment*, 85(1) :92 – 108, 2003.
- Scott, J. R. *Remote Sensing : The image chain approach*. Oxford University Press, 1997.
- Sellin, V., Magnanon, S., Gourmelon, F., Debaine, F., and Nabucet, J. Etude expérimentale en cartographie de la végétation par télédétection. *Cybergeo : European Journal of Geography*, 2015.
- Shanmugam, S. and Barnsley, M. Linear spectral unmixing of casi data for habitat mapping and management in a coastal dune system. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings*, volume 2, pages 767–769, 1998.
- Shanmugam, S., Lucas, N., Phipps, P., Richards, A., and Barnsley, M. Assessment of remote sensing techniques for habitat mapping in coastal dune ecosystems. *Journal of Coastal Research*, 19(1) :64–75, 2003.
- Shaw, G. A. and Burke, H. H. K. Spectral imaging for remote sensing. *Lincoln Laboratory Journal*, 14 :3–24, 2003.
- Smith, R. B. *Introduction to hyperspectral imaging*. 2012.
- Staenz, K., Szeredi, T., and Schwarz, J. Isdas – a system for processing/analyzing hyperspectral data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 24(2) :99–113, 1998.
- Stota, M. Advanced processing techniques and classification of full-waveform airborne laser scanning data. *Geomatics and environmental engineering*, 8(2) :85–95, 2014.
- Suanez, S., Cariolet, J.-M., and Fichaut, B. Monitoring of recent morphological changes of the dune of vougot beach (brittany, france) using differential gps. *Shore & Beach*, 78(1) :37 – 47, 2010.
- Suanez, S., Blaise, E., Cancouët, R., and Floc'h, F. Empirical parameterization of wave runup and dune erosion during storm conditions on a natural macrotidal beach. volume SI, pages 932–936, 2016.
- Sun, X., Abshire, J. B., McGarry, J. F., Neumann, G. A., Smith, J. C., Cavanaugh, J. F., Harding, D. J., Zwally, H. J., Smith, D. E., and Zuber, M. T. Space lidar developed at the nasa goddard space flight center - the first 20 years. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 6(3) : 1660–1675, 2013.
- Tanré, D., Deroo, C., Herman, M., Morcrette, J. J., Perbros, J., and Deschamps, P. Y. *Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum (5S)*, 1986.
- Timm, B. C. and McGarigal, K. Fine-scale remotely-sensed cover mapping of coastal dune and salt marsh ecosystems at cape cod national seashore using random forests. *Remote Sensing of Environment*, 127 :106 – 117, 2012.

- Tou, J. T. and Gonzalez, R. C. *Pattern recognition principles*. NASA, 1974.
- Underwood, E., Ustin, S., and DiPietro, D. Mapping nonnative plants using hyperspectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 86(2) :150 – 161, 2003.
- Van Tiel De Vries, J. M. S. *Dune erosion during storm surges*. PhD thesis, Technische Universiteit Delft, 2009.
- Vermonte, E. F., Tanré, D., Deuzé, J. L., Herman, M., and Morcrette, J. J. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6s : An overview. *Geosciences and Remote Sensing*, 35(3) :675–686, 1997.
- Verpoorter, C. *Hyperspectral remote sensing and sedimentary facies mapping of an intertidal zone : application to Bourgneuf Bay*. PhD thesis, Université de Nantes, March 2009.
- Vigneau, N. *Potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proximité comme outil de phénotypage : application à la concentration en azote du blé*. PhD thesis, SupAgro Montpellier, 2010.
- Vu, T. T., Matsuoka, M., and Yamazaki, F. Lidar-based change detection of buildings in dense urban areas. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International*, volume 5, pages 3413–3416 vol.5, Sept 2004.
- Wagner, W., ullrich, A., Ducic, V., Melzer, T., and Studnicka, N. From single-pulse to full-waveform airborne laser scanners : Potential and practical challenges. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 35 :201–206, 2004.
- Wang, C.-K. and Philpot, W. D. Using airborne bathymetric lidar to detect bottom type variation in shallow waters. *Remote Sensing of Environment*, 106(1) :123 – 135, 2007.
- Wang, H. and Glennie, C. Fusion of waveform lidar data and hyperspectral imagery for land cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108 :1–11, 2015.
- Wang, H., Glennie, C., and Prasad, S. Voxelisation of full waveform lidar data for fusion with hyperspectral imagery. In *2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium - IGARSS*, pages 3407–3410, 2013.
- West, M. S. and Resmini, R. G. Hyperspectral imagery and lidar for geological analysis of cuprite, nevada. volume 7334, pages 73341C–73341C–10, 2009.
- White, S. A. and Wang, Y. Utilizing dems derived from lidar data to analyze morphologic change in the north carolina coastline. *Remote Sensing of Environment*, 85(1) :39 – 47, 2003.
- Woolard, J. W. and Colby, J. D. Spatial characterization, resolution, and volumetric change of coastal dunes using airborne lidar : Cape hatteras, north carolina. *Geomorphology*, 48 :269–287, 2002.

- Wu, T. F., Lin, C. J., and Weng, R. C. Probability estimates for multi-class classification by pairwise coupling. *Journal of Machine Learning Research*, 5 :975–1005, 2004.
- Xiao, W. Detecting changes in trees using multi-temporal airborne lidar point clouds. Master’s thesis, 2012.
- Xie, Y., sha, Z., and Yu, M. Remote sensing imagery in vegetation mapping : a review. *Journal of Plant Ecology*, 1(1) :9–23, 2008.
- Yan, W. Y., Shaker, A., and El-Ashmawy, N. Urban land cover classification using airborne lidar data : A review. *Remote Sensing of Environment*, 158 :295 – 310, 2015.
- Yu, X., Hyyppä, J., Kukko, A., Maltamo, M., and Kaartinen, H. Change detection techniques for canopy height growth measurements using airborne laser scanner data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72(12) :1339–1348, 2006.
- Zhang, C. Combining hyperspectral and lidar data for vegetation mapping in the florida everglades. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 80(6) :9–19, 2014.
- Zhang, C. and Qiu, F. Mapping individual tree species in an urban forest using airborne lidar data and hyperspectral imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 78(10) :1079–1087, 2012.
- Zhang, C., Kovacs, J. M., Liu, Y., Flores-Verdugo, F., and Flores-de Santiago, F. Separating mangrove species and conditions using laboratory hyperspectral data : A case study of a degraded mangrove forest of the mexican pacific. *Remote Sensing*, 6(12) :11673, 2014.
- Zhou, G. and Xie, M. Coastal 3-d morphological change analysis using lidar series data : A case study of assateague island national seashore. *Journal of Coastal Research*, 25(2) :435–447, 2009.

Thèse de Doctorat

Antoine BA

Téledétection par analyse de retours d'onde LiDAR et spectrométrie à hautes résolutions des espaces sensibles en environnement côtier

LiDAR waveform analysis and high resolution spectrometry remote sensing for sensitive spaces in a coastal environment

Résumé

Les dunes littorales représentent des écosystèmes d'intérêts écologiques et de défense côtière contre les aléas météo-marins, particulièrement dans le contexte actuel de changement climatique et d'érosion côtière généralisée. La compréhension de la morphologie et de la dynamique des constituants de la dune côtière permet d'appréhender son fonctionnement et ainsi de promouvoir une gestion pertinente et durable de la zone littorale. L'imagerie hyperspectrale est une technique permettant l'observation passive de propriétés optiques de surface des composants d'une scène. Cette méthode est particulièrement adaptée à la couverture de larges zones géographiques, à une échelle spatiale adéquate pour l'observation d'éléments types du littoral. La télédétection LiDAR (Light Detection And Ranging) est une méthode active de mesure de la topographie de la surface terrestre. La télédétection LiDAR par analyse de retours d'onde complets permet, en plus de l'estimation de l'élévation de la surface, d'obtenir des données sur la densité et le pouvoir de diffusion de la lumière des éléments constituant les scènes observées. Ainsi, l'acquisition couplée de ces deux types de données permet un suivi plus précis de l'évolution des surfaces. Afin de comparer et d'exploiter les produits de ces deux méthodes d'observations, une phase de pré-traitements géométriques et radiométriques doit être appliquée aux images hyperspectrales et aux données LiDAR à retours d'onde complet. A l'issue de cette étape, deux applications exploitant le couplage hyperspectral/LiDAR ont été développées afin d'estimer la répartition de la végétation dunaire sur deux sites dunaires du littoral de l'île de Noirmoutier, Vendée, France. La première application a permis d'offrir une méthodologie de cartographie de la végétation dunaire de l'échelle de l'habitat végétal à celle de l'espèce, afin de discuter de la distribution des espèces végétales ainsi que d'évaluer l'impact de leur répartition sur l'évolution morphologique dunaire. Dans la seconde application, une procédure de classification des habitats de la dune régionale est construite, combinant les propriétés chimiques et de diffusion de la lumière des surfaces de la dune.

Mots clés : Dune littorale, imagerie hyperspectrale, télédétection LiDAR, végétation, classification.

Abstract

Coastal dunes are ecosystems of high ecological interest as well as coastal defenses against marine-related hazards, especially in the current climate change and coastal erosion context. The understanding of dune morphology and the dynamics of its components allows to apprehend its functioning and enables to provide a pertinent and durable coastal zone management. The hyperspectral imagery is a technique allowing the passive observation of optical properties of a surface scene constituents. This method is particularly adapted for covering large geographical areas, with an appropriate spatial scale for observing the coastal features. The LiDAR (Light Detection And Ranging) remote sensing is an active method measuring the Earth's topography. The full-waveform LiDAR, in addition to provide data on the surface elevation, allows to acquire data on the density and light diffusion power of an observed scene features. Therefore, simultaneous acquisition of both data types should improve the monitoring of Earth's surfaces. In order to compare and process the data from both types of remote sensing method, a pre-processing step of geometric and radiometric corrections should be applied to the hyperspectral images and full-waveform LiDAR data. Following this step, two applications on the hyperspectral/LiDAR data coupling were developed for the estimation on the vegetation distribution over two coastal dunes systems on the island of Noirmoutier, Vendée, France. The first application built up a mapping methodology for the dune vegetation, from a habitat to a specie scale, in order to discuss the species distribution as well as assessing their impact on the dune morphology evolution. The second application, a complete procedure of vegetation habitats was developed, combining the chemical and the light diffusion properties of the dune surfaces.

Key Words: Coastal dune, hyperspectral imagery, LiDAR remote sensing, vegetation, classification.