



HAL
open science

Apport de la modélisation physique pour la cartographie de la biodiversité végétale en forêts tropicales par télédétection optique

Dav Ebengo Mwampongo

► To cite this version:

Dav Ebengo Mwampongo. Apport de la modélisation physique pour la cartographie de la biodiversité végétale en forêts tropicales par télédétection optique. Sciences de la Terre. AgroParisTech, 2021. Français. NNT : 2021AGPT0016 . tel-03520758

HAL Id: tel-03520758

<https://theses.hal.science/tel-03520758>

Submitted on 11 Jan 2022

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 POUR OBTENIR LE GRADE DE DOCTEUR
DE L'INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES ET INDUSTRIES DU VIVANT ET DE
L'ENVIRONNEMENT – AGROPARISTECH**

NNT : 2021AGPT0016

En Géomatique

École doctorale GAIA – Biodiversité, Agriculture, Alimentation, Environnement, Terre, Eau – n°584
Portée par l'Université de Montpellier

Unité de recherche TETIS -Territoires, Environnement, Télédétection et Information Spatiale

**Apport de la modélisation physique pour la cartographie de la
biodiversité végétale en forêts tropicales par télédétection optique**

Présentée par Dav EBENGO MWAMPONGO

Le 30 Novembre 2021

Sous la direction de Christiane WEBER et Jean-Baptiste FERET

Devant le jury composé de

Christiane WEBER, Directrice de recherche, CNRS

Jean-Baptiste FERET, Chargé de recherche, INRAE

Sophie FABRE, Ingénieure de recherche (HDR), ONERA

Jean-Philippe GASTELLU-ETCHEGORRY, Professeur, Université III - Paul Sabatier

Nicolas BARBIER, Chargé de recherche, IRD

Yannick DEVILLE, Professeur, Université III - Paul Sabatier

Karine ADELIN, Ingénieure de recherche, ONERA

David SHEEREN, Maître de conférences, INP-ENSAT

Directrice de thèse

Co-encadrant de thèse

Rapporteuse

Rapporteur

Membre du jury

Président

Invitée

Invité

RESUME

Apport de la modélisation physique pour la cartographie de la biodiversité végétale en forêts tropicales par télédétection optique

La préservation de la biodiversité des forêts tropicales est un enjeu majeur pour la planète. Face aux besoins de conservation de la nature à l'échelle globale, le développement et la mise en place de méthodes opérationnelles qui permettent d'évaluer la diversité biologique sont nécessaires pour l'orientation des politiques environnementales. La télédétection optique a notamment un potentiel important pour l'étude de multiples dimensions de la biodiversité. L'utilisation de l'imagerie hyperspectrale aéroportée, combinant une résolution spatiale fine et une information spectrale riche, a permis des avancées prometteuses pour l'étude et le suivi d'une grande variété de milieux, et s'est avérée être une source de données pertinente pour les applications visant à la conservation des milieux et à la cartographie de la biodiversité. Cette technologie connaît cependant un certain nombre de limites pour une utilisation opérationnelle à large échelle, en raison de contraintes logistique et financière. L'utilisation d'information hyperspectrale acquise par des missions satellites ouvre des perspectives intéressantes pour l'étude de la biodiversité à des échelles spatiales inaccessibles avec l'imagerie aéroportée. La transposition de méthodes développées préalablement à partir des données aéroportées vers des données acquises par satellites demande une bonne compréhension des phénomènes physiques influant sur la mesure optique, afin d'identifier et caractériser au mieux les facteurs intrinsèques à une surface, un objet ou une application donnée, tout en s'affranchissant des facteurs extrinsèques contribuant aussi à la mesure de télédétection. Ainsi, c'est le cas pour les méthodes dédiées à la cartographie de la biodiversité forestière par imagerie hyperspectrale. Les outils de modélisation du transfert radiatif permettent de mieux comprendre les interactions entre un rayonnement incident et les surfaces et milieux physiques qu'il rencontre. Notre étude se propose de définir un cadre pour la simulation des données optiques en forêts tropicales à l'aide du modèle de transfert radiatif 3D DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) dans une perspective de soutien au développement méthodologique pour l'évaluation de la biodiversité et la préparation de futures missions satellites à l'aide de la modélisation 3D. Pour ce faire, nous avons réalisé des études de sensibilité pour comprendre l'influence de deux facteurs sur la réflectance simulée par DART : la variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires, la prise en compte des éléments non photosynthétiques de la végétation. Puis nous

avons comparé ces simulations à des données hyperspectrales aéroportées expérimentales en décrivant les scènes forestières correspondantes de la manière la plus fine à l'aide d'information relatives à la structure, à la composition en espèces et à une sélection de traits fonctionnels foliaires. Plusieurs approches s'appuyant sur les propriétés optiques foliaires, et sur la prise en compte d'une fraction ligneuse ont été testées pour l'intégration des éléments non photosynthétique dans la scène. La variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires a été testée en s'appuyant sur les données d'inventaires spatialisées, permettant de prendre en compte la variabilité à l'échelle du pixel, ou en opérant une uniformisation des propriétés optiques à l'échelle de la couronne de chaque individu, ou à l'échelle des espèces. Nos résultats ont montré que les simulations les plus proches des données expérimentales, jugées les plus réalistes, étaient obtenues par l'intégration des éléments non photosynthétiques par le biais d'une famille de constituants chimiques foliaires, les pigments bruns, combinée à une prise en compte de la variabilité des propriétés optiques à l'échelle du pixel. Les différences entre données expérimentales et simulations ont été étudiées en s'appuyant sur différents critères, comme la différence spectrale, la dissimilarité spectrale intraspécifique et interspécifique et la capacité de discrimination spectrale des espèces. Nous avons obtenu une bonne concordance entre les simulations issues du scénario le plus réaliste et les données expérimentales. Ces résultats nous permettent d'émettre un certain nombre de recommandations quant à l'utilisation de la modélisation physique pour l'étude de la biodiversité forestière par télédétection, et dans le niveau de détail à apporter aux simulations. Le cadre de simulation proposé vise à contribuer à une meilleure compréhension de la relation entre les variations spectrales et les dimensions taxonomiques et fonctionnelles de la biodiversité. Ces travaux contribuent aussi à une meilleure intégration des outils de modélisation physique pour des applications se concentrant sur le suivi par télédétection de la biodiversité dans les écosystèmes complexes, pour l'utilisation de capteurs actuels, et pour la préparation de futures missions satellitaires multispectrales et hyperspectrales.

Mots-clés : *diversité taxonomique; diversité fonctionnelle; télédétection optique; imagerie hyperspectrale; discrimination d'espèces; traits foliaires; transfert radiatif; DART; PROSPECT.*

Contribution of physical modeling for plant biodiversity mapping in tropical forests using optical remote sensing

The preservation of tropical forest biodiversity is a major challenge for the planet. Faced with the need for nature conservation on a global scale, the development and implementation of operational methods to assess biological diversity are necessary for the orientation of environmental policies. In particular, optical remote sensing has great potential for studying multiple dimensions of biodiversity. The use of imaging spectroscopy, combining fine spatial resolution and rich spectral information, has led to promising advances in the study and monitoring of a wide variety of environments, and has proven to be a relevant data source for applications aimed at environmental conservation and biodiversity mapping. However, this technology has a number of limitations for large-scale operational use, due to logistical and financial constraints. The use of hyperspectral information acquired by satellite missions opens interesting perspectives for the study of biodiversity at spatial scales inaccessible with airborne imagery. The transposition of methods previously developed from airborne data to data acquired by satellites requires a good understanding of the physical phenomena influencing the optical measurement, in order to identify and characterize the factors intrinsic to a given surface, object or application, while avoiding extrinsic factors that also contribute to the remote sensing measurement. This is the case for methods dedicated to the mapping of forest biodiversity by hyperspectral imagery. Radiative transfer modeling tools allow a better understanding of the interactions between incident radiation and the physical surfaces and environments it encounters. Our study aims to define a framework for the simulation of optical data in tropical forests using the 3D DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) model in order to support the methodological development for biodiversity assessment and the preparation of future satellite missions using 3D modeling. To do so, we performed sensitivity studies to understand the influence of two factors on the reflectance simulated by DART, corresponding to the spatial variability of leaf optical properties, as well as the consideration of non-photosynthetic elements of the vegetation. We then compared these simulations to imaging spectroscopy experimental data by describing the corresponding forest scenes in the finest possible way using information on structure, species composition and selected leaf functional traits. Several approaches based on leaf optical properties and on the inclusion of a woody fraction were tested for the integration of non-photosynthetic elements in the scene. Spatial variability of leaf optical properties was tested using spatialized inventory data, allowing to take into account variability at the pixel scale, or by standardizing optical properties

at the crown scale of each individual, or at the species scale. Our results showed that the simulations closest to the experimental data, considered to be the most realistic, were obtained by integrating non-photosynthetic elements through a family of leaf chemical constituents, the brown pigments, combined with taking into account the variability of optical properties at the pixel scale. Differences between experimental data and simulations were investigated based on different criteria, such as spectral difference, intraspecific and interspecific spectral dissimilarity, and spectral discrimination ability of species. We obtained a good agreement between the simulation from the most realistic scenario and the experimental data. These results allow us to make a number of recommendations regarding the use of physical modeling for the study of forest biodiversity by remote sensing, and in the level of detail to be brought to the simulations. The proposed simulation framework aims to contribute to a better understanding of the relationship between spectral variations and the taxonomic and functional dimensions of biodiversity. This work also contributes to a better integration of physical modeling tools for applications focusing on remote sensing monitoring of biodiversity in complex ecosystems, for the use of current sensors, and for the preparation of future multi-hyperspectral satellite missions.

Keywords : *taxonomic diversity; functional diversity; optical remote sensing; imaging spectroscopy; species discrimination; foliar traits; radiative transfer modelling; DART; PROSPECT.*

TABLES DES MATIERES

RESUME	i
TABLES DES MATIERES	v
REMERCIEMENTS	ix
LISTES DES FIGURES	xi
LISTE DES TABLEAUX	xv
LISTES DES EQUATIONS	xvii
LISTE DES ABREVIATIONS	xix
CONTRIBUTIONS DE LA THÈSE	xxi
INTRODUCTION GENERALE	1
0.1. Contexte général	3
0.2. Objectifs de la thèse	6
0.3. Organisation de la thèse	7
Chapitre 1 : Télédétection optique appliquée au suivi de la biodiversité végétale dans les écosystèmes forestiers tropicaux	9
1.1. Qu'est-ce que la biodiversité?	13
1.2. Quantification des dimensions de la biodiversité	13
1.2.1. <i>Diversité taxonomique</i>	15
1.2.2. <i>Diversité fonctionnelle</i>	17
1.2.3. <i>Partitionnement de la diversité dans l'espace</i>	18
1.3. Biodiversité et forêts tropicales	19
1.4. Apport de la télédétection pour l'étude de la biodiversité	20
1.4.1. <i>Historique</i>	20
1.4.2. <i>Méthode de cartographie de la diversité végétale</i>	22
1.4.3. <i>Apport des futurs capteurs</i>	28
1.5. Télédétection et cartographie de la biodiversité: les principaux enjeux	30
1.5.1. <i>Des enjeux importants pour le suivi de la biodiversité par télédétection</i>	30
1.5.2. <i>L'utilisation de l'imagerie optique pour l'étude de la biodiversité végétale des forêts tropicales</i>	30
1.5.3. <i>Cartographie de la biodiversité en forêt tropicale pour répondre à des besoins écologiques</i>	31
1.5.4. <i>Nécessité de mieux comprendre et interpréter le signal : enjeux pour la cartographie de la biodiversité</i>	32
1.5.5. <i>Utilisation des outils de modélisation pour la cartographie de la biodiversité</i>	33
Chapitre 2 : Le transfert radiatif dans la végétation et sa simulation	35
2.1. Propriétés du rayonnement solaire	39

2.2.	Comprendre la mesure de télédétection de la végétation	39
2.2.1.	<i>Description générale du trajet du rayonnement solaire</i>	39
2.2.2.	<i>Interactions du rayonnement avec l'atmosphère</i>	41
2.2.3.	<i>Interactions du rayonnement avec la végétation</i>	42
2.2.4.	<i>Propriétés optiques foliaires</i>	43
2.2.5.	<i>Source de variation de la réflectance de canopée</i>	45
2.3.	Modélisation des propriétés optiques foliaires	54
2.4.	Modélisation de la réflectance de canopée	54
2.4.1.	<i>Modèles paramétriques (empiriques et semi-empiriques)</i>	55
2.4.2.	<i>Les modèles basés sur l'optique géométrique</i>	56
2.4.3.	<i>Les modèles de transfert radiatif</i>	56
2.4.4.	<i>Représentation du système Terre - atmosphère</i>	59
2.4.5.	<i>Description du modèle DART</i>	60
2.4.6.	<i>Apport de la modélisation physique pour l'étude de la biodiversité par télédétection</i>	62
2.5.	Modélisation du transfert radiatif pour la simulation de la réflectance de canopée : synthèse	63
Chapitre 3 : Données et méthodes		67
3.1.	Paracou, une station expérimentale au cœur de la Guyane Française	71
3.1.1.	<i>Localisation générale de la zone d'étude</i>	71
3.1.2.	<i>Contexte climatique</i>	71
3.1.3.	<i>Type de végétation</i>	72
3.1.4.	<i>Dispositif expérimental et réseaux de parcelles de Paracou</i>	72
3.1.5.	<i>Sélection des sites d'étude</i>	73
3.2.	Données utilisées	73
3.2.1.	<i>Données hyperspectrales aéroportées</i>	74
3.2.2.	<i>Données LiDAR aéroportées</i>	76
3.2.3.	<i>Image THRS</i>	77
3.2.4.	<i>Couronnes individuelles délinéées</i>	77
3.3.	Outils utilisés	79
3.3.1.	<i>Voxelisation de données ALS – AMAPVox</i>	79
3.3.2.	<i>Simulation des propriétés optiques des feuilles – Modèle de feuilles PROSPECT (Leaf Optical Properties Spectra)</i>	80
3.3.3.	<i>Outils de modélisation du transfert radiatif 3D – DART</i>	81
3.3.4.	<i>Plateforme de simulation PROSPECT et DART – pytools4DART</i>	81
3.4.	Méthodes	82
3.4.1.	<i>Reconstruction de la structure forestière : la Maquette 3D</i>	82
3.4.2.	<i>Définition de la géométrie d'acquisition</i>	84
3.4.3.	<i>Définition de la phénologie des arbres</i>	86
3.4.4.	<i>Intégration des éléments non photosynthétiques</i>	86
3.4.5.	<i>Estimation de teneurs en pigments</i>	89

3.4.6.	<i>Définition de scénarios d'intégration de l'hétérogénéité des propriétés optiques des feuilles</i>	94
3.4.7.	<i>Comparaison des simulations aux données expérimentales</i>	96
Chapitre 4 : Résultats : simulation de la réflectance de canopée et analyse comparative		101
4.1.	Partie 1: Simulation de la réflectance de canopée	105
4.1.1.	<i>Ajustement des paramètres de DART</i>	105
4.1.2.	<i>Estimation de la NPVf</i>	108
4.1.3.	<i>Estimation des teneurs en pigments</i>	110
4.1.4.	<i>Influence des éléments non photosynthétiques sur la simulation de la réflectance de canopée</i>	118
4.1.5.	<i>Influence la variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires sur la simulation de la réflectance de canopée</i>	120
4.1.6.	<i>Comparaison visuelle</i>	121
4.2.	Partie 2: Analyse comparative de résultats	122
4.2.1.	<i>Comparaison entre traits foliaires mesurés et simulés</i>	122
4.2.2.	<i>Analyse de la dissimilarité spectrale</i>	123
4.2.3.	<i>Evaluation du potentiel de discrimination d'espèces</i>	124
Chapitre 5 : Discussion générale		127
5.1.	Reconstruction de la structure forestière 3D	129
5.2.	Estimation des traits foliaires	130
5.3.	Influence des éléments non photosynthétiques sur la simulation de réflectance de canopée	132
5.4.	Influence de la variabilité des propriétés optiques sur la dissimilarité spectrale et la discrimination d'espèces	133
Conclusion générale et perspectives		135
Références bibliographique		141

REMERCIEMENTS

Au cours de ces quelques années passées à étudier la contribution de la modélisation physique pour la cartographie de la biodiversité tropicale par télédétection optique, une multitude de personnes m'ont soutenu et ont contribué d'une manière ou d'une autre à la construction des idées développées dans ce document. Je ne remercierai jamais assez et serai toujours infiniment reconnaissant envers ceux qui m'ont donné l'occasion de faire cette thèse.

J'adresse tout d'abord mes remerciements à ma Directrice de thèse Christiane WEBER et à mon Encadrant principal Jean-Baptiste FERET sans qui rien ne serait fait. Je vous remercie pour votre disponibilité, votre rigueur scientifique, votre patience, vos encouragements et votre accompagnement dans l'aboutissement de cette thèse. J'ai beaucoup appris à vos côtés. Je crois que cette expérience sera fructueuse dans l'avenir. Les mots me manquent pour vous témoigner assez ma gratitude. Je ne peux que vous dire MERCI.

Je remercie aussi Yannick DEVILLE, Sophie FABRE, Jean-Philippe GASTELLU-ETCHEGORRY, Nicolas BARBIER, David SHEEREN et Karine ADELIN qui me font l'honneur de participer au jury de thèse.

Je tiens aussi à remercier Florian de BOISSIEU de s'être autant impliqué dans mes projets de recherche, d'avoir toujours été disponible lorsque j'avais des questions et surtout pour le développement de l'outil pytools4dart que j'ai utilisé durant ma thèse.

Merci à Grégoire VINCENT pour sa disponibilité et sa contribution dans le volet LiDAR de la thèse. Merci à Anthony LAYBROS pour avoir préparé certaines données que j'ai utilisées. Nos échanges ont contribué à cette thèse. Je remercie aussi Sylvie DURRIEU avec qui nous avons échangé sur le LiDAR. Merci à Claudia LAVALLEY pour son accompagnement au début de ma thèse.

Je remercie l'INRAE et la région Occitanie pour avoir financé mes années de thèses. Mes remerciements s'adressent aussi au CNES et au Labex-CEBA pour le financement de la campagne de terrain qui a conduit à l'acquisition de données utilisées dans cette étude.

Je remercie la fondation Else Kröner-Fresenius qui grâce à son programme de bourse BEBUC (Bourse d'Excellence Bringmann aux Universités Congolaises) a financé mon programme de Master 2 sans lequel je serai n'aurai pas été éligible pour cette thèse, et pour son appui dans la préparation de mon projet personnel. Merci aux Professeur Gerhard BRINGMANN et Karine NDJOKO aux membres du Panel du programme BEBUC pour cette opportunité.

Merci à tou·te·s les étudiant·e·s de Tetis, Sarah, Arthur, Guilhem, Jacques (dieu Python Grand merci), Eric, Marc, Emile, Marie, Lynda (Grand merci pour ton assistance), Christian, Jean-Eudes, Kafando, Urcel, pour les moments passés ensemble.

Un immense merci à mes parents pour leur soutien et d'avoir fait de moi celui que je suis. Merci à Becky, T. Annie, T. Christian, Christela, Ruth, Maria, Bethyna, Junior pour votre contribution et d'avoir été présent à chaque j'avais besoin. Fefe, Salomé, Herman, Raph, je ne vous ai pas oublié, merci pour tout. Alicia, bon toi je te dirai merci quand il le faudra. Pour finir, je tiens à remercier tous les collègues et l'administration de mon unité d'accueil. Merci à Françoise et Pierre-Yves.

Dav

LISTES DES FIGURES

Figure 1-1: Caractéristiques essentielles de la biodiversité - diversité taxonomique, diversité structurelle et diversité fonctionnelle à différents niveaux d'organisation - moléculaire, génétique, individuel, espèces, populations, communautés, biomes, écosystèmes et paysages. Source : Noss (1990).....	15
Figure 1-2: Répartition potentielle des forêts tropicales à l'échelle globale selon les zones écologiques de la FAO. Source : Koyama et al. (2019).....	19
Figure 1-3: Type de méthodes utilisées pour cartographier la biodiversité tropicale par télédétection. Source : Wang and Gamon (2019).....	22
Figure 1-4: Aspects de la diversité fonctionnelle bases sur les traits morphologiques d'une forêt d'une zone circulaire de rayon de 120 m. Les trois traits sont la hauteur du feuillage diversité, l'indice de surface végétale et hauteur de la canopée en unités relatives de 0 à 1. (a) : FRic, (b) FDiv et (c) FEve. Source : Schneider et al. (2017).....	25
Figure 1-5: Traits physiologiques (a) et morphologiques (b) dérivés d'une acquisition hyperspectrale et de données LiDAR aéroportées. Les traits physiologiques, correspondant à la teneur en chlorophylle, en caroténoïdes et eau des feuilles, ont été obtenus à l'aide d'indices spectraux dérivés des données hyperspectrales. Les traits morphologiques correspondant à la hauteur de canopée (Height), à la densité de végétation par unité de surface de sol (Density) et à la stratification verticale (Layering) ont été dérivés des données LiDAR. Source : Morsdorf et al. (2020).....	26
Figure 1-6: Cartographie de la biodiversité issue d'une image hyperspectrale acquise sur la forêt tropicale d'Amazonie Péruvienne. De gauche à droite sur les cartes : représentation RGB ; indice de Shannon représentant la diversité taxonomique locale (diversité- α) ; carte de dissimilarité issue de la dissimilarité de Bray-Curtis représentant la distribution spatiale des communautés d'espèces (diversité- β). Source : Féret and Asner (2014).....	28
Figure 1-7: Besoin écologique pour la cartographie de la biodiversité. Source : Ebengo (2021).....	32
Figure 2-1: Schéma du trajet parcouru par le rayonnement électromagnétique avant d'être mesuré par un capteur. Source : Ebengo (2021).....	40
Figure 2-2: Transmittance atmosphérique des rayonnements solaires due à l'absorption par de gaz, en fonction de la longueur d'onde. Source : Thompson et al. (2019).....	42
Figure 2-3 : Interaction de l'énergie incidente avec la végétation. Source : Ebengo (2021).....	43
Figure 2-4: Illustration de la réflexion diffuse de la lumière dans un tissu végétal. Source : Ebengo (2021).....	44
Figure 2-5: Description des processus associés à la végétation de l'échelle cellulaire à celle du cycle biogéochimique, et contribution des modèles de transfert radiatif. Source : Schaepman et al. (2009).....	46
Figure 2-6: Coefficients d'absorption spécifiques des chlorophylles (vert), des caroténoïdes (orange) et des anthocyanes (rouge) dans PROSPECT-D. Source : Ebengo (2021).....	49
Figure 2-7: Paramètres influençant la réflectance d'une feuille. Source: Elowitz, Mark R. "What is Imaging Spectroscopy (Hyperspectral Imaging)?"	50
Figure 2-8: Spectres de réflectance d'une écorce d'un tronc et d'une feuille verte mesurée dans les Nouragues en Guyane française. Source : Ebengo (2021).....	52
Figure 2-9: Géométrie de prise de vue. Source : Féret (2009).....	53
Figure 2-10: Représentation des directions utilisée par le modèle SAIL. Une direction solaire, une d'observation, et deux verticales pour les flux ascendants et descendants. Source: Verhoef et al. (2007).	58
Figure 2-11: Représentation du Système Terre-Atmosphère utilisée par le modèle DART pour simuler le transfert radiatif. Source : Gastellu-Etchegorry et al. (2015).....	62
Figure 2-12: Cadre conceptuel pour la préparation des missions satellites dédiées aux études de la biodiversité en utilisant des outils de modélisation. Source : Ebengo (2021).....	63
Figure 3-1: Démarche générale utilisée dans le cadre de l'étude. Source : Ebengo et Féret (2021). ...	70
Figure 3-2 : Localisation de la zone d'étude. Source : Ebengo et Dourdain (2021).	71
Figure 3-3: Description détaillée du dispositif expérimental de Paracou et des traitements sylvicoles. Source : A. Dourdain.	73

Figure 3-4: Composition colorée Rouge, Vert et Bleu (RVB) de l'imagerie aéroportée acquise (R : 665 nm, V : 560 nm, B : 490 nm) : (a) sur le site d'étude ; (b) Site A ; (c) Site B. les couronnes d'arbres individuelles délinéées sont représentées par des polygones jaunes. Source : Ebengo et al. (2021). ...	76
Figure 3-5: Illustration de données d'imagerie THRS acquise dans la zone d'étude. : (a) sur le site d'étude ; (b) Site A ; (c) Site B. Les couronnes d'arbres individuelles délinéées sont représentées par des polygones jaunes. Source : Ebengo (2021).	77
Figure 3-6: Abondance spécifique des couronnes émergente délinéées dans la canopée. Les rectangles colorés correspondent à l'abondance des ITC par espèce rencontrée sur le Site B. Les espèces utilisées dans les analyses sont caractérisées par des rectangles remplis. Source : Ebengo (2021).	78
Figure 3-7: Procédure suivie pour la reconstruction de la structure forestière en 3D à partir de données ALS ; Source : Ebengo (2021).	84
Figure 3-8: Orientation des scènes dans le système de navigation terrestre (a) et dans le système DART (b). Source : Ebengo et de Boissieu (2021).	85
Figure 3-9: Méthode d'estimation des teneurs en pigments par télédétection. Source : Verrelst et al. (2019).	91
Figure 3-10: Procédure suivie pour attribuer la teneur en pigment des feuilles aux simulations. Le panneau de gauche décrit l'ajustement des modèles linéaires liant la teneur en pigment aux indices spectraux correspondant sur base des simulations DART réalisées sur le site A. Le panneau de droite décrit l'estimation des teneurs en pigment sur base de l'imagerie hyperspectrale aéroportée acquise sur le site B, à partir des modèles linéaires ajustés sur le site A. Source : Ebengo et al. (2021).	94
Figure 3-11: Scénarios d'intégration de propriétés optiques foliaires aux simulations. Source : Ebengo et Féret (2021).	96
Figure 4-1: Evolution de la distribution du PAI en fonction des ajustements successifs du PAD. Les points blancs représentent les valeurs médianes du PAI. Source : Ebengo (2021).	106
Figure 4-2: Effet de l'azimut solaire sur la distribution des ombres. Source : Ebengo (2021).	106
Figure 4-3: Carte de la distribution des pixels ombragés et ensoleillés à gauche : Composition colorée RVB vrai couleur de l'image hyperspectrale, à droite : carte de répartition des ombres et pixels ensoleillés. Source : Ebengo (2021).	107
Figure 4-4: Distribution du NDVI d'une sélection d'arbres foliées et défoliés. Source : Ebengo (2021).	108
Figure 4-5: Distribution du PAD moyen des trois voxels supérieurs non nuls correspondant aux couronnes des arbres foliées et défoliés, délinéées à partir de l'interprétation des données THRS. Source : Ebengo et al. (2021).	109
Figure 4-6: Relation entre BPI et C_{brown} obtenue à partir de la simulation DART sur le site A : le trait plein correspond à la relation linéaire, et les traits pointillés correspondent à l'écart type de cette relation ; (b) C_{brown} calculé pour le site B, basé sur des modèles linéaires reliant BPI à C_{brown} , ajusté à partir des scénarios $NPVf_{C_{brown}}$ appliqués sur le site A. Source : Ebengo et al. (2021).	110
Figure 4-7: Relation entre CI et C_{ab} obtenue à partir de la simulation DART sur le site A. (a) $NPVf_0$; (b) $NPVf_{WAD}$; (c) $NPVf_{WAD/2}$ et (d) $NPVf_{C_{brown}}$	111
Figure 4-8: Distribution de teneurs en C_{ab} pour le site B, sur la base de modèles linéaires reliant les indices spectraux à la teneur en pigments, ajustés à partir des quatre scénarios $NPVf$ appliqués sur le site A. Source : Ebengo et al. (2021).	111
Figure 4-9: Distribution spatiale de C_{ab} calculées pour le site B, sur la base de modèles linéaires reliant les indices spectraux à la teneur en pigments, ajustés à partir des quatre scénarios $NPVf$ appliqués sur le site A. (a) $NPVf_0$; (b) $NPVf_{WAD}$; (c) $NPVf_{WAD/2}$ et (d) $NPVf_{C_{brown}}$. Source : Ebengo (2021).	112
Figure 4-10: Diagramme en violon de la distribution de C_{ab} par espèce pour les scénarios $NPVf_{WAD}$ et $NPVf_{C_{brown}}$: les traits jaunes correspondent à la médiane et les traits noirs aux premiers et troisièmes quartiles. La longueur fait référence à la plage de variation du pigment. Source : Ebengo (2021). ...	113
Figure 4-11: Relation entre CRI et C_{xc} obtenue à partir de la simulation DART sur le site A. (a) $NPVf_0$; (b) $NPVf_{WAD}$; (c) $NPVf_{WAD/2}$ et (d) $NPVf_{C_{brown}}$. Source : Ebengo et al. (2021).	114
Figure 4-12: Distribution de C_{xc} pour le site B, sur la base de modèles linéaires reliant les indices spectraux à la teneur en pigments, ajustés à partir des quatre scénarios $NPVf$ appliqués sur le site A. Source : Ebengo et al. (2021).	114

Figure 4-13: Distribution spatiale de C_{xc} calculées pour le site B, sur la base de modèles linéaires reliant les indices spectraux à la teneur en pigments, ajustés à partir des quatre scénarios NPVf appliqués sur le site A. (a) NPVf ₀ ; (b) NPVf _{WAD} ; (c) NPVf _{WAD/2} et (d) NPVf _{Cbrown} . Source : Ebengo (2021).	115
Figure 4-14: Diagramme en violon de la distribution de C_{xc} par espèce pour les scénarios NPVf _{WAD} et NPVf _{Cbrown} : les traits jaunes correspondent à la médiane et les traits noirs aux premiers et troisièmes quartiles. La longueur fait référence à la plage de variation du pigment. Source : Ebengo (2021). ...	115
Figure 4-15: Relation entre ARI et C_{anth} obtenue à partir de la simulation DART sur le site A. (a) NPVf ₀ ; (b) NPVf _{WAD} ; (c) NPVf _{WAD/2} et (d) NPVf _{Cbrown} . Source : Ebengo et al. (2021).....	116
Figure 4-16: Distribution de teneurs en C_{anth} pour le site B, sur la base de modèles linéaires reliant les indices spectraux à la teneur en pigments, ajustés à partir des quatre scénarios NPVf appliqués sur le site A. Source : Ebengo et al. (2021).	117
Figure 4-17: Distribution spatiale de C_{anth} calculées pour le site B, sur la base de modèles linéaires reliant les indices spectraux à la teneur en pigments, ajustés à partir des quatre scénarios NPVf appliqués sur le site A. (a) NPVf ₀ ; (b) NPVf _{WAD} ; (c) NPVf _{WAD/2} et (d) NPVf _{Cbrown} . Source : Ebengo (2021). Source : Ebengo et al. (2021).....	117
Figure 4-18: Diagramme en violon de la distribution de C_{anth} par espèce pour les scénarios NPVf _{WAD} et NPVf _{Cbrown} : les traits jaunes correspondent à la médiane et les traits noirs aux premiers et troisièmes quartiles. La longueur fait référence à la plage de variation du pigment. Source : Ebengo (2021). ...	118
Figure 4-19: Profil spectral de (a) R^2 et (b) de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) pour les différents scénarios prenant en compte la NPVf et les propriétés optiques des feuilles spécifiques aux pixels. Source : Ebengo et al. (2021).....	119
Figure 4-20 : Relation entre la réflectance de canopée mesurée et issue des simulations DART. (a) 491 nm; (b) 560 nm; (c) 666 nm; (d) 702 nm et (e) 800 nm. De haut en bas : NPVf ₀ ; NPVf _{WAD/2} ; NPVf _{WAD} et NPVf _{Cbrown} . Source : Ebengo et al. (2021).	120
Figure 4-21 : Profil spectral de (a) R^2 et (b) de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) pour les différents scénarios prenant en compte la variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires. Source : Ebengo et al. (2021).....	121
Figure 4-22: Composition colorée RVB. En haut : Acquisition hyperspectrale : (a) Vraie couleur (R : 640 nm, G : 549 nm, B : 458 nm) ; (b) Vraie couleur étirée (R : 640 nm, G : 549 nm, B : 458 nm) ; (c) Fausse couleur étirée (R : 800 nm, G : 640 nm, B : 549 nm). Bas : NPVf _{Cbrown} : (d) Vraie couleur (R : 640 nm, G : 549 nm, B : 458 nm) ; (e) Vraie couleur étirée (R : 640 nm, G : 549 nm, B : 458 nm) ; (f) Fausse couleur étirée (R : 800 nm, G : 640 nm, B : 549 nm). Source : Ebengo et al. (2021).....	122
Figure 4-23: Comparaison entre indices spectraux pour chaque paire de pixels entre données expérimentales et simulées pour l'ensemble des couronnes délinéées. De haut en bas: CI ; CRI ; ARI. (a) NPVf ₀ ; (b) NPVf _{WAD} ; (c) NPVf _{WAD/2} et (d) NPVf _{Cbrown} . Source : Ebengo (2021).....	123
Figure 4-24: Relation entre la dissimilarité spectrale calculée pour les données expérimentales et les simulations DART basées sur l'angle spectral. (a) niveau LOP _{species} ; (b) niveau LOP _{ITC} ; (c) Niveau LOP _{pixel} . Source : Ebengo et al. (2021).	124
Figure 4-25: Matrice de confusion obtenue à partir de l'analyse discriminante linéaire (LDA) effectuée pour la classification des neuf espèces les plus abondantes identifiées dans les données <i>in situ</i> pour le site B. (a) Acquisition hyperspectrale ; (b) LOP _{species} ; (c) LOP _{ITC} ; (d) LOP _{pixel} . Source : Ebengo et al. (2021).....	125

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1-1: Exemple de quelques indices utilisés pour mesurer la diversité α et β . Pour la diversité α , p_i représente la proportion relative de chaque individu de l'espèce i et n représente le nombre total des espèces dans le plot alors que la diversité β représentée ici par BC_{ij} est la dissimilarité entre les parcelles i et j , et x_{is} et x_{js} sont les abondances des espèces s dans les parcelles i et j	18
Tableau 3-1 : Statistiques descriptives correspondant aux ITC délimitées dans les parcelles expérimentales de Paracou. Source : Ebengo (2021).....	78
Tableau 3-2: Statistiques descriptives des ITC correspondant aux espèces délimitées dans les sites A et B. Source : Ebengo et al. (2021).	79
Tableau 4-1: Coefficient de corrélation de Pearson et RMSE calculés lors de la comparaison de la dissimilarité spectrale de l'imagerie hyperspectrale et des simulations DART pour les différents scénarios testant la variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires. La dissimilarité spectrale est comparée au sein des couronnes, au sein des espèces et entre les espèces. Source : Ebengo et al. (2021).	124
Tableau 4-2: Coefficient de corrélation de Pearson comparant la classification LDA des simulations DART aux données expérimentales pour les scénarios testant la variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires. La cohérence dans le succès ou l'échec de la classification est comparée pour les données expérimentales et simulées. Source : Ebengo et al. (2021).....	125

LISTES DES EQUATIONS

(1) Standard permettant de décrire la diversité taxonomique suivant Hill (1973).....	16
(2) Exponentiel de l'indice de Shannon obtenu à partir du nombre de Hill $q=2$	16
(3) Inverse du nombre de Simpson obtenu à partir du nombre de Hill $q=3$	16
(4) Solution numérique utilisée pour l'estimation de la transmittance	83
(5) Procédure utilisée pour l'estimation de la transmittance à partir d'AMAPVox.....	83
(6) Indice spectral utilisé pour l'estimation de Cab	91
(7) Indice spectral utilisé pour l'estimation de Cxc	91
(8) Indice spectral utilisé pour l'estimation de Canth	91
(9) Indice spectral utilisé pour l'estimation Cbrown.....	92
(10) Erreur quadratique moyenne (RMSE – Root Mean Square Error)	97
(11) Coefficient de détermination (R^2)	97
(12) Angle spectral entre paire de pixels	98

LISTE DES ABREVIATIONS

ADN: Acide désoxyribonucléique
ALS: Airborne Laser Scanning
ANN: Artificial Neural Network
BRF: Bidirectional Reflectance Factor
CAO: Carnegie Airborne Observatory
CESBIO: Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère
CHIME: Copernicus Hyperspectral Imaging Mission for the Environment
CNES: Centre National d'Etudes Spatiales
DART: Discrete Anisotropic Radiative Transfer
EBV: Essential Biodiversity Variables
EVI: Enhanced Vegetation Index
EWT: Equivalent Water Thickness
FAD: Functional Attribute Diversity
FAO: Food and Agriculture Organization
FDiv: Functional Divergence
FEve: Functional Evenness
FRic: Functional Richness
GEO BON: Group on Earth Observations Biodiversity Observation Network
ITC: Individual Tree Crowns
LAI: Leaf Area Index
LDA: Linear Discriminant Analysis
LEAF: Lidar for Earth and Forests
LiDAR: Light Detection and Ranging
LIDF: Leaf Inclination Distribution Function
LMA: Leaf Mass per Area
LOP: Leaf optical properties

MLC: Maximum Likelihood Classification
MNT: modèles numériques de terrain
MODIS: Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
NDVI: Normalized Difference Vegetation Index
NIR: Near Infrared
NPVf: Non Photosynthetic Vegetation fraction
PAD: Plant Area Density
pH: Potentiel en hydrogène
PROSPECT: Leaf Optical Properties Spectra
RAMI: RAdiation transfer Model Intercomparison
RMSE: root Mean Square Error
RS-EBV: Remote Sensing EBV
SBG: Surface Biology and Geology
SVH: Spectral Variation Hypothesis
SVM: Support Vector Machine
SWIR: Shortwave Infrared
THRS: Très Haute Résolution Spatiale
TLS: Terrestrial Laser Scanning
TOA: Top Of Atmosphere
TOC: Top Of Canopy
TOSCA: Terre, océan, surfaces continentales et atmosphère
VIS: Visible
WAD: Wood Area Density
WAI: Wood Area Index

CONTRIBUTIONS DE LA THÈSE

Publications :

Ebengo, D.M., de Boissieu, F., Vincent, G., Weber, C., Féret, J.-B., 2021. Simulating Imaging Spectroscopy in Tropical Forest with 3D Radiative Transfer Modeling. *Remote Sens.* 13, 2120. <https://doi.org/10.3390/rs13112120>

Ebengo, D.M., Boissieu, F. de, Lavalley, C., Vincent, G., Weber, C., Féret, J.-B., 2019. Simulating Spectral Heterogeneity In Tropical Forest Canopy Reflectance With 3d Radiative Transfer Modeling, in: 2019 10th Workshop on Hyperspectral Imaging and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS). Presented at the 2019 10th Workshop on Hyperspectral Imaging and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), pp. 1–5. <https://doi.org/10.1109/WHISPERS.2019.8920985>

Présentations orales :

Ebengo, D.M., de Boissieu, F., Lavalley C., Vincent, G., Weber, C., Féret, J.-B: Simulation de l'hétérogénéité spatiale dans la réflectance de canopée des forêts tropicales en utilisant le modèle DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer Model), Société Française de Photogrammétrie et de Télédétection (Groupe Hyperspectral), Toulouse, Juillet 2019.

Ebengo, D.M., de Boissieu, F., Lavalley C., Durrieu S., Vincent, G., Weber, C., Féret, J.-B : Validation du modèle DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer Model) pour la simulation des données hyperspectrales en forêt tropicale, Société Française de Photogrammétrie et de Télédétection (Groupe Hyperspectral), Montpellier, Mars, 2019.

Poster :

Ebengo, D.M., Boissieu, F. de, Lavalley, C., Vincent, G., Weber, C., Féret, J.-B., 2019. Simulating Spatial Heterogeneity in Tropical Forest Canopy Reflectance with 3D Radiative Transfer Modeling, Workshop WHISPERS, Amsterdam, Septembre 2019.

INTRODUCTION GENERALE

0.1. Contexte général

Importance de la biodiversité forestière

Les écosystèmes forestiers tropicaux abritent une flore et une faune très riches : les chiffres avancés par différents auteurs, sur la base des inventaires faunistiques et floristiques existants et de l'estimation du nombre d'espèces encore inconnues par extrapolation et expertise écologique, font état de 50 à 70% de la biodiversité actuellement connue ou à découvrir qui serait localisée dans les forêts tropicales (Dirzo and Raven, 2003 ; Wright, 2005 ; Poney and Labat, 1996). Cette diversité dans la composition en espèces et dans les traits qu'elles expriment contribue à l'équilibre des écosystèmes au-delà des milieux tropicaux, à leur stabilité (Ives and Carpenter, 2007; Jactel et al., 2005; Tilman et al., 2006) et à leur bon fonctionnement (Hooper et al., 2005; Jochum et al., 2020; Tilman et al., 2014), permettant de remplir en retour de nombreux services bénéfiques à l'humanité (Balvanera et al., 2006; Díaz et al., 2007), de l'échelle locale pour les ressources essentielles et l'alimentation à l'échelle globale des cycles biogéochimiques (Arias et al., 2021).

L'érosion de la biodiversité : un enjeu environnemental à l'échelle globale

L'érosion de la biodiversité augmente à un rythme alarmant à l'échelle globale, et cette érosion est particulièrement intense en forêts tropicales (Giam, 2017; Sodhi, 2008). Cette réduction de la biodiversité constitue une menace majeure pour l'humanité au même titre que les changements climatiques (Rockström et al., 2009; Tittensor et al., 2014). Plusieurs facteurs en lien direct ou indirect avec l'activité anthropique sont la cause de la perte de la biodiversité. Il s'agit notamment de la perte d'habitat liée au changement d'occupation de sols, aux pressions exercées sur les ressources naturelles et aux changements climatiques (Cusack et al., 2016; García-Montiel and Scatena, 1994; Miles et al., 2004; Wright and Muller-Landau, 2006).

Mise en place d'une politique environnementale à l'échelle globale face aux enjeux de conservation

Pour répondre au besoin de conservation, de restauration et d'utilisation durable de la biodiversité, la Convention sur la Diversité Biologique ¹ a été adoptée lors du Sommet de la Terre de Rio de Janeiro de 1992. La mise en place de politiques internationales de conservation efficaces requiert que les observations sur la biodiversité soient à jour, fiables, comparables entre les sites, pertinentes et compréhensibles. Un plan stratégique pour la diversité biologique a été adopté par les Parties à la Convention sur la diversité biologique tenue à Aichi en 2010

¹ <https://www.cbd.int/>

en vue de ralentir et réduire la perte de biodiversité. L'implémentation de ce plan a été placée sous la responsabilité du Groupe sur l'Observation de la Terre – Réseau d'Observation de la Biodiversité (Group on Earth Observations Biodiversity Observation Network, GEO BON)² avec comme objectif d'assurer le développement d'un système de suivi performant, combinant des outils de modélisation écologique se basant sur un certain nombre d'indicateurs d'état et la dynamique des processus écologiques, qui soient techniquement et financièrement mesurables à large échelle (Secades et al., 2014).

Pour appuyer les objectifs d'Aichi, le GEO BON a défini le concept de Variables Essentielles de la Biodiversité (Essential Biodiversity Variables, EBV) (Pereira et al., 2013). Les EBV permettent de standardiser à l'échelle mondiale le suivi de l'évolution de la biodiversité, à travers les taxons et les types d'écosystèmes. Les EBV visent à étudier, rendre compte et gérer les changements de la biodiversité au niveau mondial. Il existe six classes d'EBV correspondant à : la composition génétique, les populations d'espèces, les traits spécifiques, la composition des communautés, les fonctions des écosystèmes et la structure des écosystèmes. Ces six classes d'EBV sont elles-mêmes subdivisées en 20 propriétés, comme la diversité génétique intraspécifique, la phénologie, la diversité taxonomique ou encore la distribution des écosystèmes³.

Les inventaires terrains : avantages et limites pour l'étude de la biodiversité

Un inventaire explicite sur le terrain de toutes les espèces peut fournir des informations pertinentes sur la diversité taxonomique pour un site donné, à l'aide d'une variété d'indicateurs. Cependant, le travail d'inventaire trouve un certain nombre de limites dans le suivi à des échelles spatiales importantes, et dans le temps (McCollin et al., 2000; Robinson et al., 1994). De plus, l'échantillonnage traditionnel nécessite beaucoup de temps, mobilise généralement beaucoup de ressources humaines, et peut être coûteux sur une grande surface (Levrel et al., 2010). Enfin, les résultats d'échantillonnage sont connus pour être dépendants du contexte de la campagne terrain : ils varient avec les conditions environnementales et l'échelle spatiale (Gaston, 2000; Palmer et al., 2002) et ils peuvent être différents pour une même zone échantillonnée, même lorsque l'échantillonnage est entrepris par des experts. Par conséquent, les inventaires de terrain ne suffisent pas à répondre aux besoins de suivi de la biodiversité sur de grandes étendues, et d'autres techniques doivent être envisagées.

² <https://geobon.org/>

³ <https://geobon.org/ebvs/what-are-ebvs/>

La télédétection : un outil de choix pour l'étude de la biodiversité

La télédétection est un outil intéressant pour l'étude de la biodiversité (Jetz et al., 2016; Skidmore et al., 2015). Les données satellitaires permettent d'acquérir des observations régulières et reproductibles sur de grandes étendues, fournissant ainsi des informations sur les propriétés biophysiques de la végétation (Nagendra, 2001; Rocchini et al., 2016). Il apparaît donc nécessaire de définir les EBV pertinentes que la télédétection satellite pourrait contribuer à mesurer (Pettorelli et al., 2016).

La télédétection a été utilisée en écologie notamment pour détecter les changements d'occupation des terres (Spruce et al., 2020), surveiller et cartographier les habitats naturels (Koskikala et al., 2020) et évaluer la structure et l'hétérogénéité d'habitats (Adhikari et al., 2020). Il existe différentes méthodes de cartographie de la biodiversité par télédétection que nous abordons dans le **Chapitre 1**. Les études pionnières sur la cartographie de la biodiversité par télédétection se sont basées sur l'imagerie multispectrale. En utilisant des données Landsat couplées aux données de terrain, Thessler et al. (2005) ont mis en évidence la possibilité de cartographier la variation des gradients floristiques en Amazonie. Cependant, des insuffisances dans la discrimination d'espèces végétales sont souvent mentionnées en utilisant des données satellitaires de résolution spatiale et spectrale modérées (Harvey and Hill, 2001; McCarthy et al., 2005).

De ce fait, d'autres études ont porté sur l'imagerie hyperspectrale aéroportée. L'utilisation de l'imagerie hyperspectrale aéroportée à haute résolution spatiale a démontré un potentiel pour obtenir des informations variées permettant d'étudier différents aspects de la biodiversité des forêts tropicales. Baldeck et al. (2014) ont pu discriminer la variabilité de la composition floristique des savanes africaines en utilisant des données hyperspectrales aéroportées de la plateforme Carnegie Airborne Observatory (CAO) (Asner et al., 2017). Toujours avec le CAO, Féret and Asner (2014) ont développé une méthode non supervisée pour la cartographie de la biodiversité tropicale, notamment la richesse taxonomique locale et la distribution spatiale des communautés d'espèces. En utilisant une série temporelle de quatre images hyperspectrales, Somers and Asner (2014) ont cartographié quatre espèces d'arbres de forêts tropicales en Hawaii.

Nécessité de comprendre et interpréter le signal grâce aux outils de modélisation

Quoiqu'ayant montré un potentiel pour la cartographie de la biodiversité, les données hyperspectrales aéroportées ne sont cependant utilisables qu'à l'échelle locale : leur utilisation à des échelles régionales ou globales s'avère impossible pour des raisons logistiques et

financières. C'est dans ce contexte que les missions spatiales hyperspectrales actuelles et à venir ouvrent la voie vers une meilleure capacité de transfert des méthodologies développées pour surveiller la biodiversité sur la base de données d'imagerie hyperspectrale aéroportée à des échelles plus larges (Wang and Gamon, 2019).

Dans cette perspective, il est essentiel de mieux comprendre l'influence des facteurs clés liant la diversité biologique à la diversité spectrale, et la contribution des multiples facteurs qui peuvent être intrinsèques et extrinsèques à la végétation. Une telle compréhension contribuera à préparer, tester et identifier le potentiel et les limites des méthodologies dédiées à la cartographie de la diversité forestière à partir de données d'imagerie hyperspectrale satellite. Parmi les facteurs intrinsèques influençant les informations de télédétection optique passive acquises sur des écosystèmes forestiers, on peut citer par exemple les caractéristiques biochimiques et biophysiques foliaires, la densité et l'orientation des feuilles et la densité et disposition des éléments ligneux (troncs, branches, rameaux). Parmi les facteurs extrinsèques, certains sont associés au milieu, comme la réflectance du sol, d'autres sont associés aux spécificités techniques d'un survol, comme la géométrie d'acquisition et les caractéristiques instrumentales du capteur (Asner, 1998; Asner et al., 2000; Colwell, 1974; Ollinger, 2011).

La préparation d'une mission satellitaire pour des applications en cartographie de la biodiversité nécessite donc de comprendre avec précision les phénomènes physiques responsables des propriétés du rayonnement mesuré par le capteur, afin d'adapter les méthodes existantes et déterminer le domaine de validité associé au capteur à utiliser et au milieu observé. C'est à cette fin que des outils de simulation basés sur des modèles physiques ont été développés au cours des 50 dernières années (Andrieu et al., 1997; Gastellu-Etchegorry et al., 1996; Kimes and Kirchner, 1982; Myneni et al., 1995; Verhoef, 2002, 1984). L'approche par modélisation physique permet de développer des études de sensibilité impossibles à réaliser expérimentalement, diminuant ainsi les risques associés à l'interprétation erronée de données expérimentales acquises pour un nombre limité de situations (Morton et al., 2014).

0.2. Objectifs de la thèse

La principale question posée dans ce travail est déterminer le niveau de complexité nécessaire à intégrer dans des représentations en 3D pour simuler l'hétérogénéité spatiale d'imagerie optique en forêts tropicales par la modélisation du transfert radiatif. Ainsi, l'objectif principal de cette thèse est « de définir un cadre pour simuler des données de télédétection optiques réalistes dans une perspective de soutien au développement méthodologique pour l'estimation

de la biodiversité et de préparation de futures missions satellites à l'aide des outils de modélisation 3D ». Il s'inscrit dans le cadre de la consolidation du volet « biodiversité végétale » de la mission scientifique BIODIVERSITY (anciennement appelé HYPXIM) financée par le Centre National d'Etudes Spatiales (CNES). Nous nous concentrons sur la mise au point de simulations réalistes d'acquisitions hyperspectrales réalisées sur des milieux de forêts tropicales à l'aide du modèle de transfert radiatif 3D DART (Gastellu-Etchegorry et al., 1996), couplé au modèle des feuilles PROSPECT (Jacquemoud and Baret, 1990). Diverses méthodes permettant l'étude de la végétation (classification d'espèces d'arbres, estimation de la composition biochimique foliaire, étude de la biodiversité) seront ensuite testées et adaptées en intégrant l'ensemble des facteurs de variation du signal réfléchi, et validées par comparaison avec des données expérimentales.

Pour atteindre cet objectif, cette thèse tentera d'atteindre deux objectifs spécifiques :

- Réaliser des études de sensibilité pour analyser l'influence de paramètres associés à la végétation (structure 3D, éléments non photosynthétiques et variabilité spatiale de propriétés optiques foliaires) sur la simulation de la réflectance de canopée.
- Comparer les simulations avec les données expérimentales sur la base d'un ensemble de critères permettant d'étudier différents aspects du réalisme des simulations.

0.3. Organisation de la thèse

Le présent travail est structuré en cinq chapitres. Le **Chapitre 1** pose les bases sur les méthodes d'estimation de la biodiversité des forêts tropicales ainsi que les méthodes de cartographie de la biodiversité par télédétection. Dans le **Chapitre 2**, nous décrivons la simulation du transfert radiatif. Le **Chapitre 3** présente les outils, les matériels et méthodes utilisés dans cette étude. Le **Chapitre 4** décrit le cadre défini pour la production de simulations réalistes et compare les produits d'analyse de simulation à ceux de données expérimentales. Le **Chapitre 5** est dédié à la discussion sur le travail effectué et les résultats obtenus.

Chapitre 1 : Télédétection optique appliquée au suivi de la biodiversité végétale dans les écosystèmes forestiers tropicaux

Résumé :

Dans ce chapitre nous définissons le concept de biodiversité, en soulignant l'importance de considérer ses différentes dimensions suivant une approche hiérarchique permettant de mieux décrire sa complexité. La biodiversité contribue de manière substantielle au bon fonctionnement des écosystèmes, ainsi qu'aux services qu'ils fournissent. Elle peut se définir selon trois niveaux d'organisation : la diversité génétique, la diversité spécifique (associée aux espèces) et la diversité écologique (associée aux écosystèmes). Au-delà de ces niveaux d'organisation permettant de décrire l'état de la biodiversité, la compréhension des systèmes qui l'accueillent nécessite de prendre en compte une dimension associée à leur fonctionnement, qui lui-même dépend d'attributs compositionnels et structurels. La biodiversité est donc associée à des entités mesurables, comme les gènes, les espèces, les habitats, les paysages. De multiples indices ont été développés pour caractériser la biodiversité de manière quantitative selon les attributs de ces entités en fonction des dimensions étudiées. Cette caractérisation fine nécessite cependant des efforts de collecte d'informations *in situ* notables. Dans le cas des milieux de forêts tropicales, les diversités taxonomique et fonctionnelle sont particulièrement importantes et se caractérisent à l'aide d'inventaires et de mesures de traits fonctionnels, associés à la réponse de la végétation aux processus écologiques et environnementaux. Les données d'observation de la Terre acquises par télédétection s'avèrent particulièrement intéressantes pour le suivi des écosystèmes terrestres, en raison de l'influence de cette information taxonomique et fonctionnelle sur le signal mesuré par différents types de capteurs. Parmi ces données, celles acquises par des capteurs optiques dans les domaines visible et infrarouge ont montré une bonne capacité aussi bien pour la discrimination d'espèces que pour l'estimation de différents traits chimiques foliaires, en raison des interactions physiques entre la lumière et ces constituants chimiques, notamment par des phénomènes d'absorption spécifique. L'estimation de la biodiversité des forêts tropicales par télédétection s'appuie donc sur des interactions physiques bien identifiées, mais dont la complexité est induite par une forte hétérogénéité tant en termes d'espèces que de traits chimiques foliaires. Des méthodes s'appuyant sur l'information spectrale riche de l'imagerie hyperspectrale à très haute résolution spatiale ont été récemment développées afin de tirer parti de cette hétérogénéité pour en dériver des indicateurs de biodiversité. L'application de ces méthodes reste cependant limitée en raison des contraintes associées aux acquisitions hyperspectrales aéroportées. Pour répondre à ces

enjeux, plusieurs missions spatiales hyperspectrales sont soit en cours de préparation, soit déjà opérationnelles, mais de nombreuses questions restent ouvertes quant à la capacité de ces nouvelles sources de données à estimer la biodiversité dans le contexte de contraintes instrumentales fortes. Les outils de modélisation physique constituent une solution pertinente pour tester les potentiels et les limites des données et méthodes existantes et préparer les futures missions satellites. De nombreux défis restent à relever pour envisager de simuler les milieux extrêmement hétérogènes de manière réaliste, et ce travail de thèse vise à contribuer à ce champ de recherche.

1.1. Qu'est-ce que la biodiversité?

La biodiversité est un concept multidimensionnel qui permet de caractériser et quantifier le vivant principalement dans les domaines de l'écologie et de l'environnement (Mace et al., 2012). La définition du terme 'biodiversité' peut varier en fonction de l'échelle d'analyse et du type de milieu étudié, des informations recherchées à travers la prise en compte de cette biodiversité, et des objectifs associés (Delord, 2014). En vue d'harmoniser sa compréhension, une définition a été établie lors du sommet de la Terre qui s'est tenu à Rio de Janeiro en 1992 : « *La diversité biologique est la variabilité des organismes vivants de toute origine y compris, entre autres, les écosystèmes terrestres, marins, et autres écosystèmes aquatiques et les complexes écologiques dont ils font partie ; cela comprend la diversité au sein des espèces et entre espèces ainsi que celles des écosystèmes* ». Elle se réfère ainsi à la variété et la variabilité naturelle parmi les organismes vivants, les complexes écologiques dans lesquels ils se reproduisent et la manière dont ils interagissent avec leur environnement physique (DeLong, 1996).

La biodiversité est ainsi souvent décrite selon trois niveaux d'organisation en accord avec la définition du sommet de la Terre de Rio : la diversité génétique, la diversité spécifique et la diversité écosystémique (Redford and Richter, 1999). La diversité génétique se rapporte à la variété des allèles, des gènes entiers ou celle des structures chromosomiques au sein des individus d'une espèce (Hughes et al., 2008). Une importante diversité génétique facilite l'adaptation des espèces aux conditions environnementales (Booy et al., 2000). La diversité spécifique est le second niveau d'organisation de la biodiversité. C'est la composante généralement la plus étudiée en écologie (Chiarucci et al., 2011; Hamilton, 2005). Elle représente la variété qui existe au niveau des différentes espèces trouvées dans un écosystème (Wagner et al., 2000). La diversité des écosystèmes fait référence à la variété des habitats, des communautés biotiques et des processus écologiques observées dans la biosphère (Rawat and Agarwal, 2015). Le maintien de la biodiversité nécessite la prise en considération de ces trois niveaux d'organisation.

1.2. Quantification des dimensions de la biodiversité

La biodiversité ne représente pas seulement la diversité de la vie. Elle est aussi associée à des entités quantifiables à différents niveaux d'organisation biologique, partant des gènes aux paysages en passant par les espèces et les écosystèmes (Feld et al., 2009). A ce titre, Noss

(1990) décrit la biodiversité suivant une approche hiérarchique (**Figure 1-1**) faisant une distinction entre la composition (taxonomie selon Lausch et al. (2016)), la structure et la fonction appliquée aux différentes composantes de la biodiversité suivant différents niveaux en partant des gènes vers des paysages. La composition se réfère à l'identité et à la variété de chaque niveau de la biodiversité (*e.g.* abondance des espèces, présence ou absence des espèces rares). La structure est l'organisation physique de chaque composante de la biodiversité ainsi que leurs interactions (*e.g.* strates d'un couvert forestier). La fonction représente les différents processus écologiques et évolutifs de différentes composantes de la biodiversité (*e.g.* rôle de différents traits biologiques sur le fonctionnement des écosystèmes). Ce caractère hiérarchique suggère que la biodiversité soit étudiée à de multiples niveaux d'organisation et à de multiples échelles spatiales et temporelles.

A la lumière de cette nature multidimensionnelle et de l'organisation hiérarchique proposée dans la littérature, l'étude de la biodiversité doit donc être adaptée afin d'intégrer des aspects taxonomiques, fonctionnels, génétiques, phylogénétiques et paysagers (Naeem et al., 2016). Dans le cadre de cette thèse, nous mettrons un accent particulier sur les aspects taxonomiques et fonctionnels, vu qu'ils paraissent les plus intuitifs pour étudier la biodiversité par télédétection. En effet, les propriétés optiques des plantes sont influencées par un certain nombre de facteurs comme la structure du couvert forestier et la composition chimique du feuillage (Carlson et al., 2007). Ces propriétés de structure et de chimie foliaire sont elles-mêmes liées au fonctionnement et à la taxonomie de la végétation, dont la variabilité spatiale est un indicateur de la biodiversité. La diversité fonctionnelle représente la variabilité des attributs écologiques entre les espèces. Elle fournit un lien avec les mécanismes de résistance, de résilience et le fonctionnement des écosystèmes (Petchey and Gaston, 2006). L'évaluation simultanée des variations des dimensions taxonomiques et fonctionnelles de la biodiversité, le long de gradients environnementaux, permet de mieux comprendre l'importance relative des mécanismes écologiques qui structurent la biodiversité (Lausch et al., 2016).

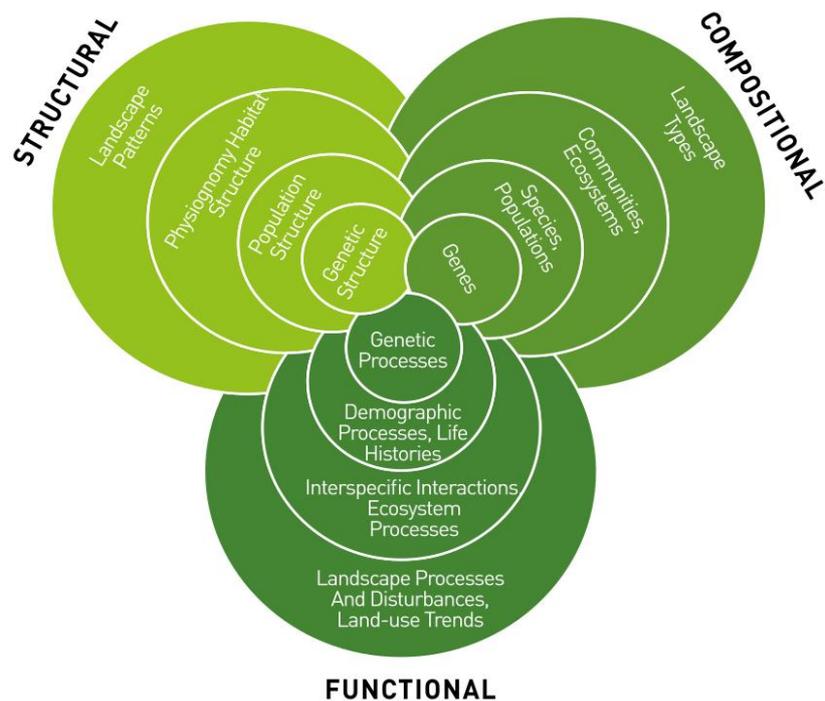


Figure 1-1: Caractéristiques essentielles de la biodiversité - diversité taxonomique, diversité structurelle et diversité fonctionnelle à différents niveaux d'organisation - moléculaire, génétique, individuel, espèces, populations, communautés, biomes, écosystèmes et paysages. Source : Noss (1990).

1.2.1. *Diversité taxonomique*

La diversité taxonomique décrit la présence (richesse) et l'abondance relative ou équitabilité (homogénéité de répartition) parmi des espèces ou des rangs taxonomiques plus élevés, tels que le genre ou la famille, dans un espace donné. La richesse spécifique fournit une représentation partielle de la biodiversité car elle ne prend pas en compte l'équitabilité des espèces, qui est une information d'intérêt écologique fort (Chao et al., 2014). Elle est aussi difficile à estimer sur base de peu d'échantillons, et les inventaires sont généralement sujets à des biais d'échantillonnage qui sous-estiment la richesse et faussent l'abondance des espèces. Afin de fournir une information taxonomique plus nuancée, différents indicateurs prenant en compte l'abondance relative des espèces ont été proposés. L'entropie de Shannon (Shannon, 1948) et l'indice de Gini-Simpson (Simpson, 1949) sont des indices de diversité populaires basés sur l'abondance spécifique. A cet effet, les nombres de Hill (1973) permettent de quantifier la diversité taxonomique dans un échantillon de manière standardisée et en intégrant l'abondance relative des espèces rencontrées. Hill (1973) a intégré la richesse spécifique et les mesures de Shannon et Gini-Simpson converties dans des classes de mesure de diversité appelée nombres de Hill d'ordre q , ou le nombre effectif d'espèces, défini comme suit :

$${}^qD = \left(\sum_{i=1}^s P_i^q \right)^{1/(1-q)} \quad (1)$$

avec i : l'espèce considérée

S : le nombre d'espèces

P : l'abondance relative

q : le paramètre de sensibilité de la mesure à la fréquence

qD : la métrique caractérisant la diversité taxonomique

La spécification de l'ordre de la diversité (q) est requise dans la définition du nombre de Hill. Ce paramètre q détermine la sensibilité de la mesure de diversité taxonomique à l'abondance relative. Lorsque $q = 0$, l'abondance ne contribue pas à la somme dans l'**Equation (1)**. Seule la présence d'espèces est considérée ; 0D correspond ainsi à la richesse spécifique. Pour $q = 1$, l'**Equation (1)** est indéfinie. Mais sa limite lorsque q tend vers 1 est l'exponentielle de l'indice Shannon, défini par l'**Equation (2)**. 1D pondère les espèces proportionnellement à leur abondance. Il peut être interprété comme le nombre effectif d'espèces fréquentes ou typiques (abondantes) d'une population.

$${}^1D = \lim_{q \rightarrow 1} {}^qD = \exp \left(- \sum_{i=1}^s P_i \log P_i \right) \quad (2)$$

Lorsque $q = 2$, les espèces abondantes sont favorisées et les espèces rares sont peu considérées ; la mesure 2D représente l'inverse de l'indice de Simpson, défini par l'**Equation (3)**. 2D peut être interprété comme le nombre effectif d'espèces dominantes ou très abondantes d'une population.

$${}^2D = 1 / \sum_{i=1}^s P_i^2 \quad (3)$$

Les nombres de Hill sont généralisables à toutes les dimensions de la diversité. Chao et al. (2010) ont étendu les nombres de Hill à la diversité phylogénétique, qui intègre l'histoire évolutive des espèces ou la distance phylogénétique entre les espèces. Chiu and Chao (2014)

ont également étendu les nombres de Hill à la diversité fonctionnelle basée sur la distance entre les traits des espèces.

1.2.2. Diversité fonctionnelle

La diversité fonctionnelle est de plus en plus identifiée comme un moteur important du fonctionnement des écosystèmes. La classification des espèces en différents groupes fonctionnels est l'une des méthodes pionnières proposées pour quantifier la diversité fonctionnelle (Hooper et al., 2005; Tilman et al., 1997). Les groupes fonctionnels évaluent la complémentarité des espèces dans l'utilisation des ressources disponibles (Petchey et al., 2004). Cependant, la définition des groupes fonctionnels n'est pas basée sur des méthodes mathématiques ou statistiques objectives. Elle dépend du choix arbitraire opéré par la personne qui mène l'expérimentation.

Les mesures de diversité fonctionnelle s'appuient sur une représentation continue des traits fonctionnels, et considèrent la surface ou le volume de l'espace occupé par les traits d'une communauté d'espèces, les distances de chaque espèce par rapport au centre de gravité de ces traits, et les distances entre les traits de ces espèces (Mouillot et al., 2013).

Le FAD (Functional Attribute Diversity) constitue le premier indice publié mesurant la diversité fonctionnelle de manière continue (Walker et al., 1999). Il quantifie la somme de toutes les distances fonctionnelles par paires entre les espèces appartenant à la même communauté. Petchey and Gaston (2002) ont proposé l'indice de diversité fonctionnelle (FD) qui mesure la diversité fonctionnelle en partant de la longueur totale des branches liées aux espèces qui appartiennent à la même communauté sur un dendrogramme fonctionnel. L'entropie quadratique de Rao (Rao, 1982) a par la suite été suggérée par (Botta-Dukát, 2005) comme proxy de la diversité fonctionnelle mesurant la distance fonctionnelle moyenne entre deux individus choisis au hasard. Villéger et al. (2008) ont défini des mesures multivariées pour les composantes de la diversité fonctionnelle : la richesse fonctionnelle, l'équitabilité fonctionnelle et la divergence fonctionnelle. Ainsi ils définissent la richesse fonctionnelle comme l'hyper volume de l'espace fonctionnel occupé par une communauté, l'équitabilité fonctionnelle comme la régularité de la répartition de l'abondance dans ce volume et la divergence fonctionnelle se rapporte à la divergence de la répartition de l'abondance dans ce volume.

1.2.3. Partitionnement de la diversité dans l'espace

La structuration de l'organisation spatiale de la diversité spécifique est particulièrement importante à étudier dans la perspective de l'analyse écologique des écosystèmes et la compréhension des facteurs biotiques et abiotiques qui l'influencent (Legendre and Cáceres, 2013). Cette structuration spatiale de la diversité spécifique maintenant bien connue de la communauté des écologues, a été discutée pour la première fois par Whittaker (1972) qui partitionne la diversité des communautés naturelles selon trois composantes, α , β et γ . La diversité de l'ensemble du paysage (γ) se décompose ainsi en une composante locale (α) et en degré de remplacement d'espèces parmi les différentes communautés du paysage (β) (Crist et al., 2003).

Un certain nombre d'indices ont été développés pour mesurer la diversité α et β **Tableau 1-1**. Actuellement, les indices les plus populaires appartiennent à deux familles et sont soit additifs ($\gamma = \alpha + \beta$) soit multiplicatifs ($\gamma = \alpha \times \beta$). Les indices comme celui de Shannon–Wiener ou de Simpson permettent de quantifier la diversité α .

Dans la pratique, la diversité β peut être estimée à partir de différents indices tels que la dissimilarité de Bray-Curtis ou les indices de Jaccard et Sørensen. Ils évaluent la similarité de communautés en fonction de la présence ou de l'abondance d'espèces en leur sein et permettent de quantifier la diversité β . Ces métriques ont aussi été adaptées pour être appliquées à des études basées sur l'information spectrale que nous développerons dans la section 1.4.2.4 (Féret and Asner, 2014; Rocchini et al., 2018).

Tableau 1-1: Exemple de quelques indices utilisés pour mesurer la diversité α et β . Pour la diversité α , p_i représente la proportion relative de chaque individu de l'espèce i et n représente le nombre total des espèces dans le plot alors que la diversité β représentée ici par BC_{ij} est la dissimilarité entre les parcelles i et j , et x_{is} et x_{js} sont les abondances des espèces s dans les parcelles i et j .

Type de diversité	Indices	Formule	Références
Alpha	Richesse spécifique	Nombre d'espèces	(Conroy and Noon, 1996)
	Indice de Shannon–Wiener	$H = - \sum_{i=1}^n p_i \times \ln(p_i)$	(Shannon, 1948)
	Indice de Simpson	$D = \frac{1}{\sum_{i=1}^n P_i^2}$	(Simpson, 1949)

Beta

Dissimilarité de Bray-Curtis

$$BC_{ij} = \frac{\sum_{s=1}^n |x_{is} - x_{js}|}{\sum_{s=1}^n |x_{is} + x_{js}|} \quad (\text{Bray and Curtis, 1957})$$

1.3. Biodiversité et forêts tropicales

Les forêts tropicales abritent au moins les deux tiers de la flore et de la faune mondiale (Rudel, 2005) bien qu'elles ne couvrent que 7 % de la surface terrestre (Bradshaw et al., 2009). Le bassin amazonien abrite la plus grande étendue de forêts tropicales de la planète et s'étend sur neuf pays d'Amérique du Sud ainsi que dans les chaînes de montagnes comme les Andes. D'importantes surfaces couvertes par des forêts tropicales se trouvent aussi dans les plaines d'Asie du Sud-Est, dans le bassin du Congo, et dans les zones côtières comme en Afrique de l'Est (**Figure 1-2**).

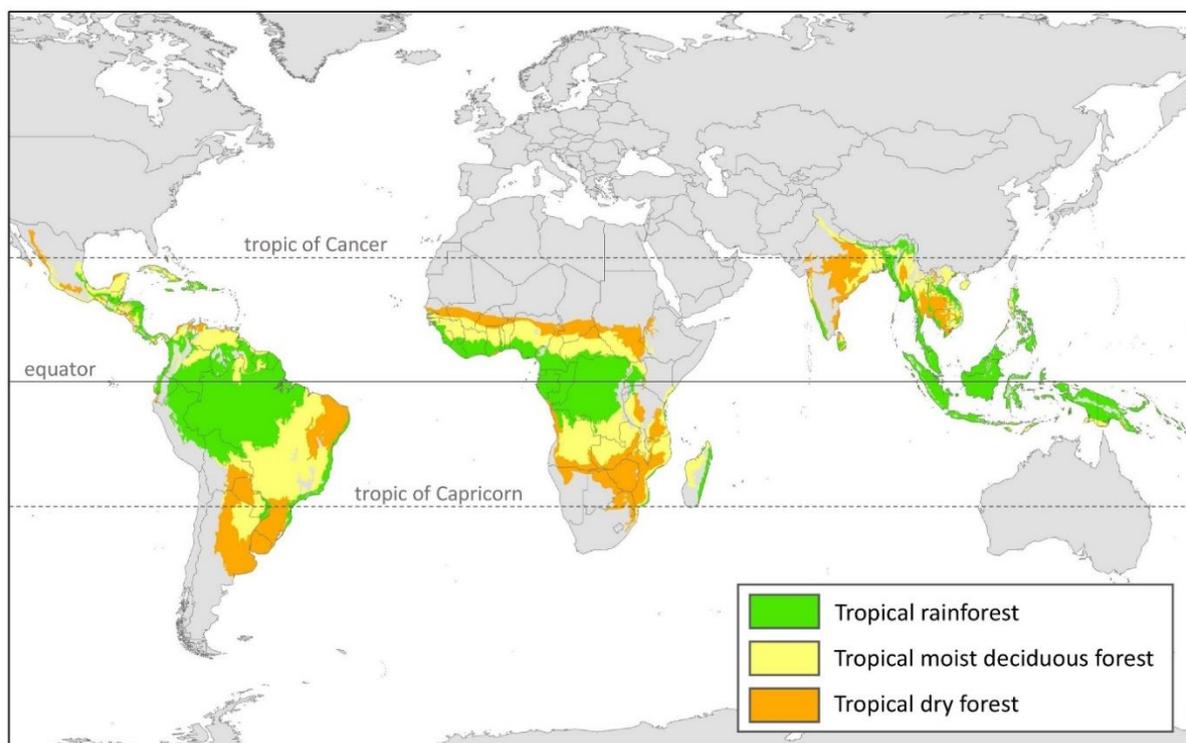


Figure 1-2: Répartition potentielle des forêts tropicales à l'échelle globale selon les zones écologiques de la FAO. Source : Koyama et al. (2019).

La biodiversité forestière intervient dans le fonctionnement des écosystèmes qui assurent les cycles biogéochimiques de plusieurs éléments et composés chimiques majeurs de la planète et remplit de nombreux services écosystémiques nécessaires au maintien de la vie sur Terre (Brockerhoff et al., 2017; Ferraz et al., 2014). Les services de régulation se rapportent aux bénéfices tirés des processus écologiques observés en forêt. Les services d'approvisionnement

font référence aux produits obtenus à partir des forêts. Les services culturels sont les bénéfices non matériels que fournissent la biodiversité, enfin les services de soutien sont les services écosystémiques nécessaires pour la production de tous les autres services écosystémiques.

Les menaces qui pèsent sur les forêts tropicales et la biodiversité qu'elles abritent deviennent de plus en plus alarmantes en raison de la déforestation et de l'altération des forêts (Hansen et al., 2013) qui découlent d'une part des activités humaines telles que l'exploitation forestière, l'exploitation minière, la chasse, l'expansion des surfaces agricoles et des établissements humains qui entraînent la perte et la fragmentation d'habitat, et d'autre part du changement climatique. Le changement climatique peut affecter les espèces notamment en modifiant leur abondance, la répartition géographique de leur habitat naturel ou leur comportement comme la phénologie. Les modifications de ces facteurs abiotiques peuvent alors jouer le rôle de filtre et modifier la diversité génétique. Lorsque les habitats sont modifiés, certaines espèces parviennent à s'adapter, d'autres sont menacées ou migrent et quelques-unes disparaissent (Fahrig, 1997; Haddad et al., 2015; Rybicki and Hanski, 2013). Face aux besoins de conservation de la biodiversité en forêt tropicale, la mise en place de systèmes de suivi s'avère nécessaire pour orienter les politiques environnementales dans ces milieux.

1.4. Apport de la télédétection pour l'étude de la biodiversité

1.4.1. Historique

Au cours des années 1990, des programmes de recherches en biologie de la conservation (Coleman et al., 1996) et en écologie (Sharitz et al., 1992) ont identifié la biodiversité comme une thématique importante en matière d'investigations scientifiques, notamment en forêt tropicale. Des études pionnières se sont principalement basées sur des inventaires réalisés généralement à des échelles spatiales fines, de l'ordre de l'hectare, en raison de la difficulté dans la collecte de données terrain sur des vastes étendues. La télédétection a progressivement démontré un potentiel important pour des applications en écologie et en biologie de la conservation grâce à la vue synoptique qu'elle offre sur les surfaces terrestres, et la possibilité d'obtenir des données spatialement continues à différentes échelles temporelles (Kerr and Ostrovsky, 2003). Cependant, la production de cartes permettant de décrire la biodiversité à l'aide de la télédétection est contrainte par plusieurs paramètres, incluant la disponibilité de données exploitables pour ce type d'application, la mise en place de méthodes permettant d'estimer des indicateurs de biodiversité écologiquement pertinents, ainsi que la disponibilité de données de validation issues d'observations de terrain et compatibles dans le temps et dans

l'espace avec les données de télédétection (Chiarucci, 2007; Palmer et al., 2002; Péliissier et al., 2003).

Les premières applications s'appuyant sur la télédétection pour l'estimation de la biodiversité se sont principalement axées sur la cartographie du paysage ou des habitats à travers la classification de l'occupation du sol en utilisant principalement des produits de télédétection optique multispectrale (Scott and Jennings, 1998; Stoms and Estes, 1993). Au-delà de la cartographie de l'occupation du sol, l'une des applications les plus répandues a été l'élaboration des cartes de distributions d'espèces, de communautés et d'écosystèmes (Kerr and Ostrovsky, 2003). Nagendra (2001) a évalué le potentiel de la télédétection pour l'étude de la biodiversité en définissant trois principales catégories de méthodes. La première consiste à cartographier directement les plantes de manière individuelle ou les associations végétales. La deuxième implique la cartographie d'habitats et la prédiction de la distribution d'espèces. Enfin, la troisième catégorie repose sur la mise en lien directe de données spectrales et de modèles de distributions d'espèces définis à partir des observations terrains.

L'acquisition de données d'imagerie par la famille de satellites Landsat a permis un certain nombre d'avancées dans le domaine de cartographie de la biodiversité. Tuomisto et al. (1995) ont ainsi analysé des données Landsat MSS et TM mis en relation avec des données floristiques quantitatives mesurées *in situ*, afin d'estimer l'hétérogénéité d'un paysage en Amazonie Péruvienne. Une autre avancée est la cartographie des gradients floristiques en forêt tropicale en utilisant des données terrain combinées à des données d'imagerie satellite (Thessler et al., 2005). Ces dernières années, la combinaison de données d'imagerie hyperspectrale aéroportée à haute résolution avec des données LiDAR (Light Detection And Ranging) a démontré un potentiel considérable pour cartographier et suivre différentes composantes de la biodiversité, en élargissant la gamme des traits de la végétation détectable par télédétection (Ustin and Gamon, 2010). L'exploitation des données hyperspectrales a notamment permis de mettre en place des méthodes permettant la discrimination d'espèces d'arbres émergeant de la canopée (Clark et al., 2005; Laybros et al., 2019), de cartographier la richesse taxonomique locale et la distribution spatiale des communautés d'espèces (Féret and Asner, 2014), ou encore d'estimer des propriétés de chimie foliaire et les aspects fonctionnels de la biodiversité (Asner et al., 2015; Durán et al., 2019).

1.4.2. Méthode de cartographie de la diversité végétale

La difficulté de collecter des informations écologiques à partir d'observations de terrain à grandes échelles spatiales, de manière cohérente et reproductible a conduit à l'utilisation de la télédétection (Turner et al., 2003) pour étudier la biodiversité. Cette recherche visant à l'intégration des données, outils et méthodes issus de la télédétection pour l'étude de la biodiversité a trouvé une place importante dans le cadre conceptuel des EBV, par la définition d'un certain nombre d'EBV mesurables par télédétection (RS-EBV) (Pettorelli et al., 2016). Une revue récente a permis de catégoriser les études explorant la diversité végétale à l'aide de la télédétection en quatre types (Wang and Gamon, 2019) (**Figure 1-3**) : (i) les études qui estiment la biodiversité indirectement grâce à la cartographie de l'habitat; (ii) celles qui cartographient les distributions des individus comme base pour évaluer la composition et la diversité de la communauté; (iii) celles qui utilisent les traits fonctionnels pour cartographier la diversité fonctionnelle; (iv) et pour finir les études s'appuyant sur l'hétérogénéité de l'information spectrale comme indicateur de la diversité végétale et de la composition en espèces des écosystèmes.

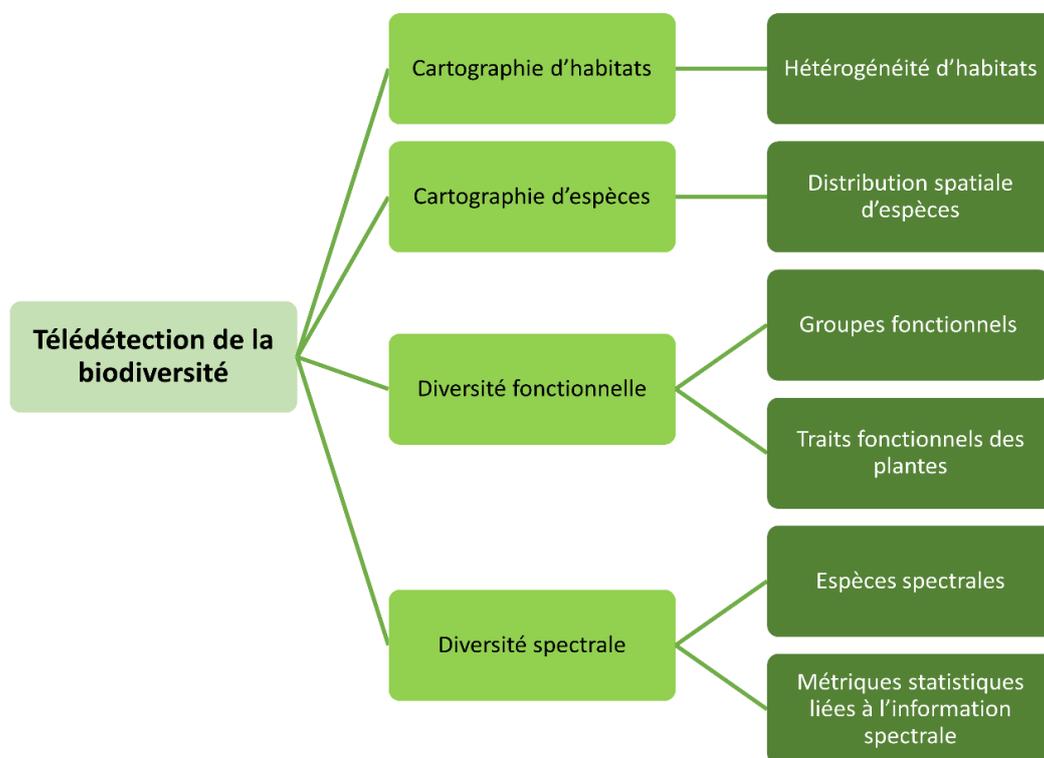


Figure 1-3: Type de méthodes utilisées pour cartographier la biodiversité tropicale par télédétection. Source : Wang and Gamon (2019).

1.4.2.1. *Cartographie d'habitats*

Les approches utilisant la notion d'habitat pour évaluer indirectement la biodiversité reposent sur le principe que l'hétérogénéité des habitats est l'un des principaux facteurs associés à la richesse spécifique et ayant une relation positive avec la biodiversité (Stein et al., 2014). Dans la nature, les habitats hétérogènes offrent plus d'espaces de niche pour la coexistence, la persistance et la diversification des espèces (Stein et al., 2014; Tews et al., 2004; Tuanmu and Jetz, 2015).

L'utilisation de données de télédétection issues d'acquisition satellite permet de réaliser la cartographie d'habitats à des échelles spatiales locales à régionales, en fonction du type de données (Corbane et al., 2015; Wulder et al., 2004). Les données acquises par le capteur MODIS assurent par exemple la couverture terrestre mondiale avec une répétitivité quotidienne, ce qui a permis de cartographier les différents types de forêts à l'échelle globale (Pan et al., 2013). A l'échelle régionale ou locale, des données acquises à l'aide des capteurs à très haute résolution spatiale (IKONOS) ou à résolution spatiale modérée (Landsat) ont été utilisées pour cartographier les habitats (Kobler et al., 2006; Kovacs et al., 2018). La photographie aérienne est utilisée depuis des décennies (Collier et al., 2001; Fensham and Fairfax, 2002; Morgan et al., 2010; Wulder et al., 1998) et est encore largement appliquée aujourd'hui avec de très hautes résolutions spatiales. Du point de vue méthodologique, ces données peuvent être analysées à l'aide de méthodes de classification permettant de différencier les habitats, ou bien à l'aide de métriques texturales permettant de mettre en évidence l'hétérogénéité des habitats (Tuanmu and Jetz, 2015).

1.4.2.2. *Cartographie de la distribution d'espèces*

L'identification d'espèces végétales par imagerie issue de télédétection nécessite l'emploi de capteurs aux caractéristiques instrumentales adaptées au contexte d'analyse et au type de végétation. Ainsi, l'une des caractéristiques instrumentales clé pour ce type d'application est la résolution spatiale d'acquisition : si cette résolution spatiale n'est pas suffisamment fine, les individus représentant les différentes espèces observables par télédétection ne seront pas discriminables, et chaque pixel de l'image représentera un groupe d'espèces potentiellement différentes, ce qui rendra la tâche d'identification complexe. De même, si la résolution spatiale est trop fine, le niveau de détail trop important peut augmenter l'hétérogénéité au sein d'un individu et une quantité d'informations non pertinentes, augmentant du même coup la complexité de son identification taxonomique (Nagendra and Rocchini, 2008). La plupart des

données satellitaires ne présentent pas une résolution spatiale permettant de prétendre à une discrimination directe d'espèces arborées à l'échelle de l'individu dans les écosystèmes forestiers tropicaux. En complément d'une résolution spatiale adaptée, l'information spectrale acquise est elle aussi particulièrement importante pour permettre une discrimination optimale des espèces d'arbre (Laurin et al., 2014; Rocchini, 2007; Turner et al., 2003).

Les systèmes de capteurs aéroportés embarqués sur des plateformes permettant d'effectuer des acquisitions avec une résolution spatiale d'ordre métrique ont montré un potentiel pour des applications visant à l'identification des espèces d'arbres en milieu forestier (Asner et al., 2008; Somers and Asner, 2013; Ustin et al., 2004).

La discrimination et la classification des espèces d'arbres par télédétection a aussi évolué sur le plan méthodologique avec l'essor des méthodes d'apprentissage statistique multivarié combiné à la disponibilité grandissante de ressources pour le stockage de données volumineuse et le calcul. Les premières études se sont focalisées sur les techniques de classification supervisée comme l'algorithme de « maximum de vraisemblance » (maximum likelihood classification, MLC) et les méthodes de clustering (K-means, ISODATA) (Moore and Bauer, 1990). D'autres méthodes basées sur l'apprentissage automatique ont aussi émergé dans la littérature pour l'identification d'espèces (Fassnacht et al., 2016). Il s'agit de méthodes non paramétriques telles que les arbres de décision (decision trees) et les forêts d'arbres de décision (random forest), les séparateurs à vastes marges (Support Vector Machine, SVM) ou les réseaux de neurones artificiels (artificial neural network, ANN) qui ont comme avantage de ne pas s'appuyer sur des hypothèses de distribution connues des données utilisées pour l'apprentissage des algorithmes de classification, à l'opposé des méthodes paramétriques telles que l'analyse discriminante linéaire, qui s'appuie sur une hypothèse de normalité des données lors de l'apprentissage d'un modèle de classification. D'autres méthodes sont basées sur l'utilisation du deep learning.

1.4.2.3. *Cartographie de la diversité fonctionnelle*

La diversité fonctionnelle décrit la diversité biologique au-delà du cadre taxonomique, en intégrant l'ensemble des fonctions de ces espèces, comme la photosynthèse, à l'aide de traits fonctionnels pertinents associés à la morphologie, la physiologie ou la phénologie. L'intégration de ces fonctions et traits individuels à différentes échelles, de l'habitat à l'écosystème, permet alors de faire le lien avec des processus écologiques opérant à d'autres niveaux d'organisation. La diversité fonctionnelle est utilisée pour décrire différents processus écologiques s'effectuant au sein de communautés d'espèces ou d'écosystèmes (Mason et al.,

2003; Petchey and Gaston, 2002; Walker et al., 1999). Elle permet en outre d'étudier la complexité de réseaux trophiques (Hulot et al., 2000) ou encore de définir le nombre de groupes fonctionnels de plantes présents dans un site (Díaz and Cabido, 2001). Différents traits fonctionnels mesurés sur des plantes interagissent directement avec le rayonnement solaire incident, notamment dans le cadre de la photosynthèse et ont ainsi une influence sur le signal mesuré par télédétection (Asner and Martin, 2016; Ustin et al., 2009). Les traits fonctionnels des plantes capturent la gamme et la variation des traits qui peuvent être liées à la diversité, à des niches ou des fonctions (Cadotte et al., 2011) sans devoir nécessairement identifier chaque espèce (Anderson, 2018; Singh et al., 2015).

Dans une étude récente, Schneider et al. (2017) ont mis en place une approche permettant de cartographier la diversité fonctionnelle en utilisant des traits morphologiques des arbres dérivés des données LiDAR et des traits physiologiques dérivés des données hyperspectrales (**Figure 1-5**). Pour chacun de ces attributs, trois indices de diversité fonctionnelle ont été calculés : la richesse fonctionnelle (FRic), la divergence (FDiv) et l'équitabilité (FEve) (**Figure 1-4**). Mathématiquement, FRic correspond à l'hypervolume défini par l'espace des traits, FDiv mesure la répartition des traits fonctionnels par rapport à la distance moyenne au centre de gravité, tandis que FEve indique comment les traits fonctionnels sont répartis dans l'espace fonctionnel. Dans une perspective de description écologique d'un écosystème, FRic correspond à la niche fonctionnelle occupée par les organismes d'une communauté, tandis que FDiv et FEve décrivent la distribution des organismes dans l'espace des traits fonctionnels (Villéger et al., 2008).

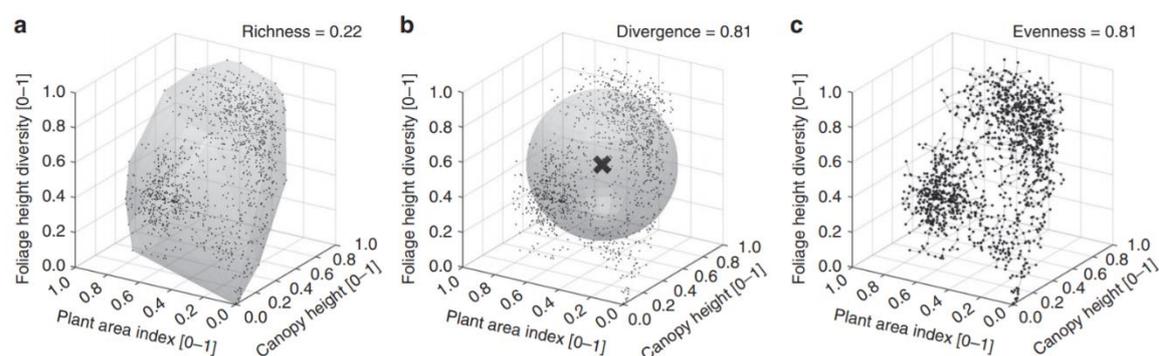


Figure 1-4: Aspects de la diversité fonctionnelle basés sur les traits morphologiques d'une forêt d'une zone circulaire de rayon de 120 m. Les trois traits sont la hauteur du feuillage diversité, l'indice de surface végétale et hauteur de la canopée en unités relatives de 0 à 1. (a) : FRic, (b) FDiv et (c) FEve. Source : Schneider et al. (2017).

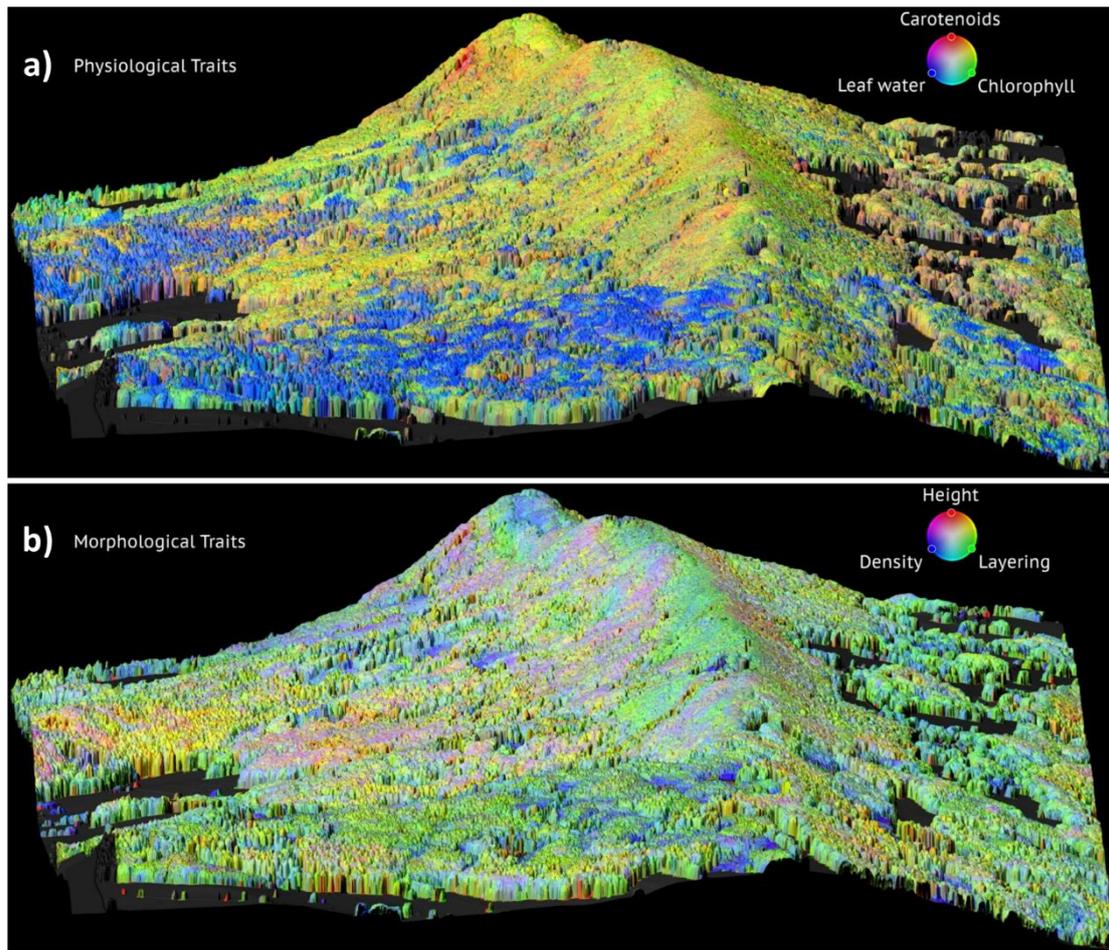


Figure 1-5: Traits physiologiques (a) et morphologiques (b) dérivés d’une acquisition hyperspectrale et de données LiDAR aéroportées. Les traits physiologiques, correspondant à la teneur en chlorophylle, en caroténoïdes et eau des feuilles, ont été obtenus à l’aide d’indices spectraux dérivés des données hyperspectrales. Les traits morphologiques correspondant à la hauteur de canopée (Height), à la densité de végétation par unité de surface de sol (Density) et à la stratification verticale (Layering) ont été dérivés des données LiDAR. Source : Morsdorf et al. (2020).

1.4.2.4. *Cartographie de la diversité spectrale (optique)*

La diversité spectrale ou optique représente la variabilité observée dans les propriétés optiques de la végétation. L’utilisation de la diversité spectrale comme indicateur de la diversité biologique (taxonomique ou fonctionnelle) s’appuie généralement sur l’hypothèse de cette variation spectrale (Spectral Variation Hypothesis, SVH) (Palmer et al., 2002). Cette hypothèse a été initialement proposée pour relier l’hétérogénéité spatiale de l’information spectrale à l’hétérogénéité environnementale, afin de proposer un proxy de la biodiversité. Rocchini et al. (2010) soulignent que la performance de cette approche dépend des caractéristiques du capteur utilisée ainsi que du type de végétation et des caractéristiques dérivées des données de télédétection (Rocchini et al., 2018; Schmidtlein and Fasnacht, 2017). La diversité spectrale

indique la variation des motifs spectraux détectés, qui peuvent être liés à la diversité spécifique, la diversité fonctionnelle et/ou la diversité génétique. Wang and Gamon (2019) proposent une typologie des mesures de diversité spectrale selon trois catégories: (i) les métriques unidimensionnelles basées sur un indice de végétation, comme l'écart-type de l'indice de végétation normalisé (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) ou un indice de végétation amélioré (Enhanced Vegetation Index, EVI), (ii) les métriques multidimensionnelles exploitant l'information disponible sur plusieurs bandes spectrales, comme l'angle spectral (Gholizadeh et al., 2018; Kruse et al., 1993), la distance moyenne au centroïde / centre de gravité (Palmer et al., 2002), le coefficient de variation de l'information spectrale dans l'espace (Somers et al., 2015) et enfin (iii) les métriques basées sur la discrétisation de l'espace spectral par des méthodes de regroupement des données en classes homogènes (clustering), aussi identifiées dans la littérature comme des méthodes basées sur les types optiques (Ustin and Gamon, 2010) ou les espèces spectrales (Féret and Asner, 2014). Ces indices peuvent être calculés sur la base d'une analyse en composantes principales qui permet de transformer et réduire la dimensionnalité de l'information spectrale, ainsi que de réduire le bruit et la colinéarité entre bandes (Asner et al., 2012). Il est à noter que la diversité spectrale peut être amplifiée par les conditions d'éclaircement et les propriétés optiques des éléments constituant le sol et la litière, qui peuvent augmenter l'hétérogénéité mesurée sur base de la diversité spectrale (Gholizadeh et al., 2018; Wang and Gamon, 2019).

L'approche non supervisée développée par Féret and Asner (2014) a été initialement mise au point pour traiter des images hyperspectrales aéroportées, et testée sur des données acquises sur divers sites en Amazonie péruvienne, en vue d'en cartographier divers indicateurs associés à la diversité- α et diversité- β d'un milieu forestier. Cette approche se base sur des espèces spectrales définies à partir d'un clustering de données (K-means), ces données ayant été préalablement transformées à l'aide d'une correction de la ligne de base des données spectrales par « continuum removal », puis d'une analyse en composantes principales. La **Figure 1-6** illustre les cartes de distribution de la diversité- α et diversité- β élaborées suivant cette méthode. Pour la diversité- α mesurée par l'indice de Shannon, les valeurs élevées indiquent une forte diversité taxonomique alors que les faibles valeurs indiquent une faible diversité taxonomique. Concernant la diversité- β , des compositions spécifiques similaires sont traduites par des couleurs similaires alors que des couleurs différentes indiquent des compositions spécifiques différentes. L'approche a été comparée à diverses autres méthodes reposant sur la SVH et proposées dans la littérature ; elle a obtenu de meilleures performances que les indicateurs tels

que les variations du NDVI et la distance moyenne au centre de gravité spectrale pour l'étude des forêts tropicales.

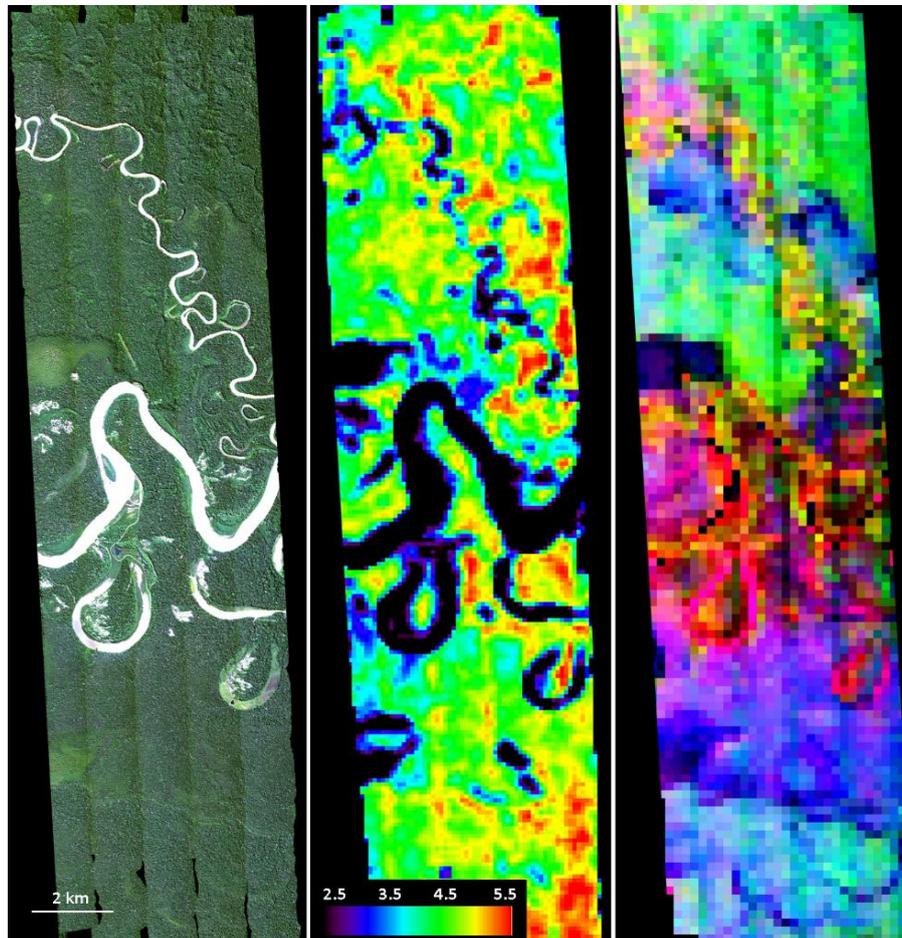


Figure 1-6: Cartographie de la biodiversité issue d'une image hyperspectrale acquise sur la forêt tropicale d'Amazonie Péruvienne. De gauche à droite sur les cartes : représentation RGB ; indice de Shannon représentant la diversité taxonomique locale (diversité- α) ; carte de dissimilarité issue de la dissimilarité de Bray-Curtis représentant la distribution spatiale des communautés d'espèces (diversité- β). Source : Féret and Asner (2014).

1.4.3. Apport des futurs capteurs

Les applications en écologie s'appuyant sur les données de télédétection ont fait usage de données acquises par des instruments embarqués sur des plateformes aéroportées ou satellites. L'exploitation de l'information collectée par satellites pour l'estimation et le suivi de la biodiversité a montré un certain nombre de limites par le passé en raison d'un manque de synergie dans les caractéristiques instrumentales, notamment la résolution spatiale, l'échantillonnage spectral, le rapport signal sur bruit ou la période de revisite du capteur. Les résultats obtenus par l'exploitation de données d'imagerie hyperspectrale aéroportée

démontrent le fort potentiel de ce type d'information pour les applications en écologie, mais la transférabilité de ces approches à des données issues de capteurs spatiaux reste à démontrer. Certains travaux préliminaires ont cependant montré que les données issues de satellites hyperspectraux permettent de distinguer des types de végétation fonctionnellement distincts (Huemmrich et al., 2013). En raison de l'hétérogénéité et de la forte diversité des forêts tropicales, la discrimination d'un grand nombre d'espèces peut nécessiter une information spectrale plus détaillée (en terme d'échantillonnage spectral aussi bien que de résolution spectrale) que celle acquise avec les capteurs satellites multispectraux actuels. L'imagerie hyperspectrale constitue donc une technologie prometteuse pour permettre d'accéder à une information taxonomique, fonctionnelle et structurelle de la végétation dans ces milieux complexes (National Academies of Sciences, 2018).

Il existe plusieurs plateformes hyperspectrales aéroportées actuellement opérationnelles et utilisées dans le cadre d'applications en écologie (Asner et al., 2012; Gege et al., 2009; Kampe et al., 2010). Depuis le lancement du démonstrateur Hyperion par la NASA en 2000 (Pearlman et al., 2003), de nombreuses missions satellite ont été mises à l'étude par différentes agences spatiales nationales et internationales. Quelques missions sont actuellement en orbite (Gaofen-5, PRISMA, DESIS) (Kerr et al., 2016; Y.-N. Liu et al., 2019; Loizzo et al., 2018), et de nombreuses autres missions sont programmées pour les années à venir ou à l'étude, telles EnMAP (DLR), HISUI (JAXA), SHALOM (ISA/ASI) (Feingersh and Dor, 2015; Guanter et al., 2015; Iwasaki et al., 2011), ou encore Biodiversity (CNES) (Michel et al., 2011), permettant d'acquérir des données d'imagerie hyperspectrales sur des surfaces réduites dans le cadre de programmations, en attendant des futures missions permettant une couverture mondiale, à l'étude par l'Agence Spatiale Européenne (CHIME)⁴, et la NASA (SBG - Surface Biology and Geology) (Cawse-Nicholson et al., 2021). En attendant ces missions permettant une couverture hyperspectrale mondiale, un certain nombre de missions permettant des acquisitions à la demande ont été mises en orbite récemment PRISMA (Loizzo et al., 2018), DESIS (Kerr et al., 2016) ou sont en cours de préparation pour un lancement prochain, comme HISUI (Iwasaki et al., 2011) et EnMAP (Guanter et al., 2015). Ces nouvelles sources d'information pourraient potentiellement permettre de mieux utiliser les informations temporelles et spectrales dans l'estimation de la biodiversité à l'échelle globale.

4

https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Copernicus/Copernicus_Sentinel_Expansion_missions

1.5. Télédétection et cartographie de la biodiversité: les principaux enjeux

1.5.1. Des enjeux importants pour le suivi de la biodiversité par télédétection

La télédétection permet aujourd'hui d'accéder à des produits issus de la combinaison de données et de méthodes particulièrement pertinents pour l'étude des surfaces terrestres continentales et océaniques, du fait de sa capacité à fournir des informations spatialement continues sur la planète à différentes échelles temporelles (Kuenzer et al., 2014). Dans le contexte de l'érosion accélérée de la biodiversité combinée au changement climatique, la caractérisation de l'apport de la télédétection pour la cartographie de la biodiversité des milieux terrestres est un sujet de recherche particulièrement dynamique (Belward and Skøien, 2015; Lausch et al., 2016; Myers et al., 2000). L'apport de la télédétection pour ce type d'applications demeure cependant délicat en raison de (i) la complexité de la notion même de biodiversité qui se définit à travers de multiples composantes, (ii) la disponibilité limitée de données d'observation *in situ* compatibles avec les données issues de la télédétection et (iii) la variété de données de télédétection disponibles et à venir qui réclame une expertise technique importante afin d'extraire l'information pertinente à l'étude de milieux vivants (Rocchini et al., 2016, 2010).

1.5.2. L'utilisation de l'imagerie optique pour l'étude de la biodiversité végétale des forêts tropicales

L'information mesurée par imagerie optique permet ainsi de différencier les types de milieux (sol nu, végétation, surface artificialisée) et de caractériser plus ou moins finement leurs propriétés physico-chimiques, comme la composition minéralogique ou la chimie foliaire, selon le type d'informations mesurées. En effet, les propriétés de réflectance des surfaces végétalisées mesurées par satellite ont des caractéristiques particulières permettant de les différencier d'autres types de surface en raison de l'activité photosynthétique et de la présence de pigments comme la chlorophylle, absorbant une grande partie du rayonnement dans le domaine visible (Blackburn, 2007; Ustin and Jacquemoud, 2020). Au-delà de cette activité photosynthétique, l'information mesurée par télédétection permet de renseigner différentes propriétés biochimiques et biophysiques de la végétation, comme la teneur en eau, la surface foliaire, la masse surfacique foliaire, et les différents types de pigments (notamment chlorophylles, caroténoïdes, anthocyanes), qui sont autant de caractéristiques d'intérêt pour les applications dans les domaines de l'agriculture, de l'écologie et de l'environnement. Il existe

différentes familles de capteurs optiques que l'on peut classer en trois types en fonction du nombre de bandes spectrales qu'ils comportent (Zhu et al., 2017): (i) les capteurs panchromatiques qui sont des détecteurs possédant un canal unique sensible au rayonnement dans une gamme de longueurs d'onde pouvant couvrir plusieurs centaines de nanomètres ; (ii) les capteurs multispectraux mesurent l'intensité du rayonnement électromagnétique sur un nombre limité de bandes spectrales, généralement entre trois et dix bandes, sensibles au rayonnement dans une gamme de longueurs d'ondes plus étroite, de l'ordre de quelques dizaines de nanomètres ; (iii) les capteurs hyperspectraux enregistrent l'intensité du rayonnement sur un très grand nombre de bandes, généralement plus d'une centaine. Ces bandes spectrales sont contigües et très étroites, avec une sensibilité au rayonnement correspondant généralement à un domaine couvrant moins de 10 nm.

1.5.3. Cartographie de la biodiversité en forêt tropicale pour répondre à des besoins écologiques

Il existe de nos jours un besoin écologique pour l'étude de la biodiversité à partir de données spatiale pour assurer le suivi et une gestion durable de cette ressource menacée (Pettorelli et al., 2016; Rocchini et al., 2016; Skidmore et al., 2015). La conception d'un système de suivi de la biodiversité à l'échelle globale requiert une considération complémentaire de la résolution spatiale, spectrale et temporelle (Wang and Gamon, 2019). La biodiversité étant multidimensionnelle, l'identification des indicateurs à étudier et des méthodes à appliquer constituent une question importante pour la cartographie de la biodiversité. Néanmoins, il est nécessaire de pouvoir précisément évaluer le potentiel et les limites des données satellitaires pour l'étude de la biodiversité notamment en forêt tropicale.

Une telle démarche pourrait être matérialisée en testant différents modes d'application des méthodes de cartographie par télédétection optique en utilisant des outils de modélisation (**Figure 1-7**) étant donné les difficultés existantes pour étudier ces écosystèmes particulièrement en raison de leur complexité, pour acquérir des données terrain. La qualité des données de terrain acquises pose aussi un certain nombre de problèmes que la modélisation aide à résoudre (Soudani and François, 2014). La question est également de discuter les spécifications instrumentales de mission en cours de préparation qui permettront de faciliter le transfert d'échelles depuis les observations locales des propriétés de la végétation dans la plupart des cas étudiées par l'imagerie hyperspectrale aéroportée jusqu'aux échelles régionale ou globale pour lesquelles les acquisitions satellites sont plus adéquates.

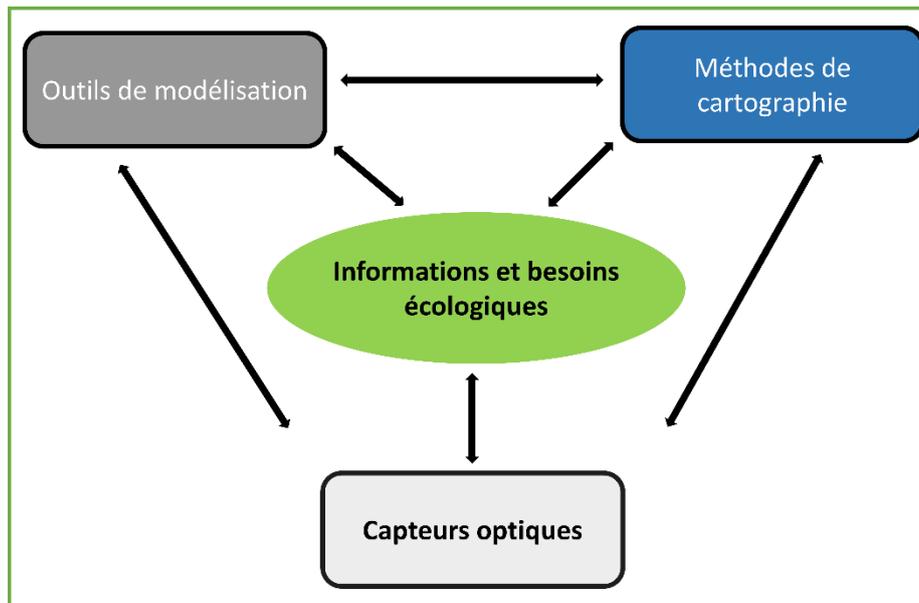


Figure 1-7: Besoin écologique pour la cartographie de la biodiversité. Source : Ebengo (2021).

1.5.4. Nécessité de mieux comprendre et interpréter le signal : enjeux pour la cartographie de la biodiversité

L'observation des écosystèmes forestiers par télédétection repose sur la mise en lien entre les propriétés biophysique/biochimiques de la végétation et les propriétés de réflectance de la canopée. Toutefois la mise en lien de ces variables n'est pas triviale. En effet, la structure et les propriétés optiques des différents éléments de la végétation émergeant de la canopée ne sont pas les seuls facteurs influant sur la réflectance de la canopée. Celle-ci est aussi influencée par les propriétés optiques des éléments situés sous la partie émergente de la canopée et éventuellement hors du champ de vision directe du capteur (sous-bois, sol, litière) (Asner, 1998). De plus, la géométrie d'acquisition (position relative de l'observateur et du soleil) et les conditions atmosphériques influencent aussi l'intensité lumineuse incidente au niveau du capteur en raison de la quantité variable de rayonnement direct et diffus, associée à une fraction de rayonnement bidirectionnel, et une fraction de rayonnement hémisphérique-directionnel (Schaepman-Strub et al., 2006). Enfin, les caractéristiques instrumentales du capteur (résolution spatiale, spectrale et radiométrique, rapport signal sur bruit...) conditionnent aussi fortement la réflectance de canopée mesurée par télédétection. Ceci met en évidence la nécessité de mieux comprendre et interpréter la contribution de la réponse spectrale de la végétation dans le domaine optique parmi les autres facteurs, pour tester les méthodes de cartographie de la biodiversité. Les modèles de réflectance de canopée sont des modèles particulièrement intéressants pour étudier ces problèmes

1.5.5. Utilisation des outils de modélisation pour la cartographie de la biodiversité

Les modèles de réflectance de canopée sont développés pour aborder plus précisément l'interaction entre le rayonnement électromagnétique incident (direct et diffus) et la végétation. Ils permettent de simuler des données de télédétection selon différents niveaux de complexité des propriétés de la végétation. Parmi eux, les modèles de transfert radiatif offrent un intérêt particulier pour mieux comprendre les données de télédétection dans des milieux complexes tels que les forêts tropicales. Dans ce contexte, l'une des questions principales est de savoir comment utiliser ces outils de modélisation pour représenter des scènes forestières complexes de manière réaliste et simuler les données de télédétection correspondantes. Dans le cadre de ce travail de thèse, nous définissons le réalisme par la comparaison entre données de télédétection mesurées et simulées, sur la base de différents critères (réflectance, hétérogénéité de réflectance et de patrons de biodiversité). Il s'agira ainsi de définir le niveau de détail pertinent à considérer pour représenter une scène forestière. Le but est de fournir des recommandations pour la spécification de futurs capteurs satellites hyperspectraux précités, de définir les scénarii pour le suivi de l'évolution des forêts tropicales, et proposer éventuellement des éléments d'une chaîne de traitement opérationnelle validée pour la simulation d'acquisitions satellite de forêts tropicales et la cartographie des propriétés de la végétation.

CHAPITRE 2 : Le transfert radiatif dans la végétation et sa simulation

Résumé :

Le rayonnement réfléchi par un environnement végétalisé à la surface de la Terre et mesuré par un capteur optique est influencé par de multiples facteurs, dont la contribution relative varie selon l'échelle d'observation. A l'échelle de la feuille, les mesures de propriétés optiques limitent généralement l'influence de facteurs extrinsèques à la feuille: la configuration d'observation est définie précisément et les conditions d'acquisition sont stables : l'intensité du rayonnement issu de la source lumineuse est mesurée précisément, la géométrie de la prise de mesure avec une sphère intégrante ou un dispositif type leaf clip ne varie pas, la distance à la feuille est minime et les interactions du rayonnement avec l'air séparant la source de l'échantillon sont négligeables. Ainsi, les principaux facteurs influençant les propriétés optiques foliaires sont le contenu en certains constituants actifs optiquement dans le domaine spectral mesuré : l'anatomie foliaire et les propriétés de surface de la feuille. Les principaux constituants optiquement actifs dans le domaine solaire réfléchissant sont les pigments foliaires (chlorophylles, caroténoïdes, flavonoïdes), l'eau foliaire, et les constituants chimiques complexes jouant un rôle dans la structure et le fonctionnement de la feuille (cellulose, lignine, protéines...). L'anatomie de la feuille est responsable de phénomènes de diffusion plus ou moins importants influençant la quantité relative de lumière réfléchie et transmise, sans contribuer directement à l'absorption. À l'échelle de la canopée, d'autres facteurs cités précédemment contribuent aux propriétés du rayonnement réfléchi par la végétation mesurée par un capteur. Les outils de modélisation sont utiles pour la compréhension des relations entre les propriétés de la végétation et les mesures de télédétection, particulièrement pour les milieux complexes comme les forêts tropicales. Ces modèles diffèrent par leur complexité, le mode de représentation des milieux décrits, les descripteurs associés à ces milieux et les hypothèses sur lesquels ils s'appuient. Les modèles de transfert radiatif sont des modèles particulièrement intéressants, pour l'analyse et la compréhension des données de télédétection car ils permettent de simuler le rayonnement réfléchi, absorbé ou transmis par la végétation à partir de la description des propriétés biophysiques de la végétation et en s'appuyant sur une formulation plus ou moins simplifiée des équations du transfert radiatif. Dans ce chapitre, nous décrivons dans un premier temps

les interactions existant entre le rayonnement dans le domaine optique réflectif et la végétation, dans le contexte d'applications en télédétection de la végétation. Puis nous décrivons différents modèles permettant de simuler les propriétés optiques de la végétation. Ces modèles se distinguent les uns des autres par leur capacité à prendre en compte des représentations d'une complexité plus ou moins grande.

2.1. Propriétés du rayonnement solaire

Le rayonnement émis par le soleil couvre toute la gamme de rayonnements électromagnétiques, des ondes gamma vers les faibles longueurs d'onde, aux ondes radio vers les fortes longueurs d'onde (Ashraf et al., 2011). L'intensité du rayonnement émis par un corps dépend directement de sa température, selon une relation décrite par la loi de Planck ⁵. Dans le cas du soleil, sa température d'environ 5800 degrés Kelvin correspond à une intensité maximum d'émission de rayonnement dans le domaine visible, à une longueur d'onde de 504 nm correspondant à la couleur verte du spectre visible.

Dans le cas d'applications en observation de la Terre s'appuyant sur des capteurs passifs, le domaine généralement couvert par les capteurs correspond au domaine optique réflectif, pour lequel l'intensité du rayonnement lumineux atteignant la surface de la Terre est suffisamment importante, sans pour autant que le rayonnement émis par la Terre ne vienne perturber les mesures. Ce domaine est généralement défini entre 400 nanomètres (nm) et 2500 nm, et couvre ainsi le domaine visible (VIS, 400-700 nm), le domaine proche infrarouge (Near Infrared, NIR, 700-1300 nm), et le domaine infrarouge ondes courtes (Shortwave Infrared, SWIR, 1300-2500 nm). Dans le cadre de cette thèse nous nous intéressons aux domaines visible et proche infrarouge.

2.2. Comprendre la mesure de télédétection de la végétation

2.2.1. Description générale du trajet du rayonnement solaire

Le trajet du rayonnement solaire (**Figure 2-1**) depuis son émission jusqu'à la végétation à la surface de la Terre puis jusqu'à sa mesure par un capteur, subit de nombreuses perturbations en raison des interactions avec le milieu dans lequel il se propage. Une fois le trajet entre le soleil et la Terre parcouru, le rayonnement solaire interagit d'abord avec les différentes couches de l'atmosphère. Au cours de ce trajet, il est soumis à des phénomènes d'absorption et de diffusion induits par les particules composant l'atmosphère (gaz, vapeur d'eau sous différentes phases, aérosols, poussières, pollen...) (Cohan et al., 2002; Fraser and Kaufman, 1985; Horvath, 1993). Une partie du rayonnement non absorbé par l'atmosphère sera finalement réfléchi par le système Terre de nouveau vers l'espace sans interactions avec la surface, et une autre partie atteindra la surface pour interagir avec les milieux qui s'y trouvent, avec là encore des

⁵ <https://seos-project.eu/remotesensing/remotesensing-c01-p03.html>

phénomènes d'absorption et de diffusion. Finalement, la fraction du rayonnement incident réfléchi par la surface terrestre pourra être mesurée par un capteur placé à une distance plus ou moins grande : capteur de proxi-détection à quelques centimètres de la surface du milieu étudié, capteur aéroporté (drone ou avion) de quelques mètres à quelques kilomètres de la surface, capteur spatial à plusieurs centaines de kilomètres de la surface de la Terre.

Pour atteindre un capteur après interaction avec la surface terrestre, le trajet dans l'atmosphère verra le rayonnement subir des phénomènes d'absorption et de diffusion plus ou moins importants en fonction de la distance au capteur. Dans le cas de la mesure du rayonnement réfléchi par la surface de la Terre depuis un capteur en orbite spatiale, on parle alors de rayonnement en haut de l'atmosphère (ou Top Of Atmosphere, TOA) (Mousivand et al., 2015). Ce rayonnement TOA peut s'exprimer sous forme de luminance énergétique, qui correspond à une puissance par unité de surface du rayonnement passant ou étant émis en un point d'une surface, et dans une direction donnée par unité d'angle solide.

Dans le cas d'applications en télédétection, on préfère généralement travailler avec une grandeur relative prenant en compte le rayonnement incident, qui permet de travailler avec des valeurs indépendantes des fluctuations de l'éclairement solaire. On travaille alors avec la réflectance spectrale TOA, qui est une valeur sans unité se calculant sur la base d'un rapport entre la luminance énergétique d'une surface mesurée par le capteur et l'éclairement énergétique de cette surface par le soleil.

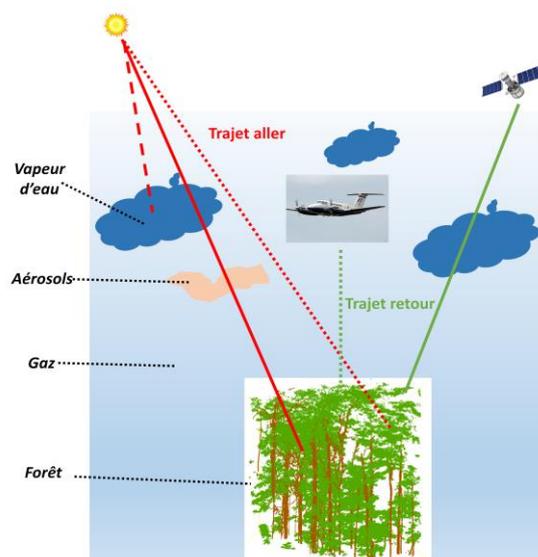


Figure 2-1: Schéma du trajet parcouru par le rayonnement électromagnétique avant d'être mesuré par un capteur. Source : Ebengo (2021).

2.2.2. *Interactions du rayonnement avec l'atmosphère*

Le rayonnement solaire réfléchi par la surface de la Terre puis mesuré par télédétection satellite traverse l'atmosphère deux fois (à l'exception du rayonnement diffus mesuré par le capteur sans interagir avec la surface terrestre) : une fois lors de son voyage du soleil à la Terre et une deuxième après avoir été réfléchi par la surface de la terre vers le capteur. Lorsqu'il pénètre puis traverse l'atmosphère pour atteindre la surface de la Terre, le rayonnement solaire est sujet à des interactions avec les particules présentes dans l'atmosphère, induisant des phénomènes de diffusion. Au niveau du sol, lorsque l'on mesure le rayonnement incident ou que l'on cherche à décrire les interactions entre ce rayonnement incident et les milieux présents à la surface, il est donc nécessaire de distinguer deux fractions du rayonnement : l'une directe et l'autre diffuse. Il existe différents phénomènes de diffusion ayant lieu dans l'atmosphère, dépendant principalement de la taille des particules avec lesquelles interagit le rayonnement : molécules gazeuses, vapeur d'eau, poussières et aérosols. L'intensité du phénomène de diffusion peut varier de manière plus ou moins importante selon la longueur d'onde, selon le type de diffusion. De manière générale, dans le contexte d'applications en télédétection optique, les conditions atmosphériques associées à une bonne visibilité sont favorisées, et c'est la diffusion de Rayleigh qui est le principal type de diffusion observé (Aggarwal and Dun, 2005). Celle-ci est due aux molécules gazeuses présentes dans l'atmosphère, et se produit lorsque la taille de molécules diffusantes est très inférieure à la longueur d'onde du rayonnement. L'intensité diffusée est alors inversement proportionnelle à la puissance 4 de la longueur d'onde du rayonnement incident. Il en résulte que la fraction de rayonnement diffus est plus importante dans le domaine visible que dans l'infrarouge, et que le rayonnement associé au domaine spectral du bleu est lui-même plus diffusé que le rayonnement associé au domaine spectral du rouge. Les phénomènes de diffusion sont proportionnels au trajet réalisé par le rayonnement dans un milieu. Dans le cas de mesures de télédétection par temps clair, la fraction de rayonnement diffus dépend donc de la position du soleil: plus le soleil est proche du zénith, plus le trajet dans l'atmosphère est court, plus la fraction de rayonnement diffus est faible, et inversement (Caruthers, 2011; Dyre, 2016).

Une grande partie du rayonnement solaire est transmis par l'atmosphère dans le domaine visible (**Figure 2-2**). Dans le domaine infrarouge, il existe cependant des domaines d'absorption plus ou moins importants associés aux constituants de l'atmosphère. Les domaines d'absorption les plus importants sont dus à la vapeur d'eau atmosphérique. Cette absorption atmosphérique limite l'utilisation des données satellite dans ces domaines pour l'observation

de la surface de la Terre, car le rayonnement résiduel après le trajet optique jusqu'aux capteurs satellites est généralement trop faible. Les régions du spectre électromagnétique non affectées par les phénomènes d'absorption constituent des fenêtres atmosphériques (Thompson et al., 2019).

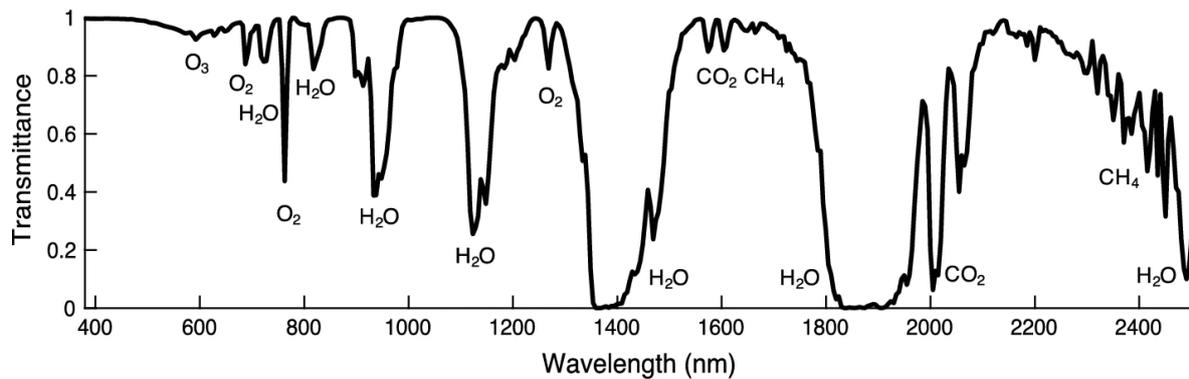


Figure 2-2: Transmittance atmosphérique des rayonnements solaires due à l'absorption par de gaz, en fonction de la longueur d'onde. Source : Thompson et al. (2019).

2.2.3. Interactions du rayonnement avec la végétation

Une fois le rayonnement parvenu en bas de l'atmosphère, il interagit avec les milieux présents à la surface de la Terre. Lorsque ce milieu n'est pas opaque et qu'il laisse pénétrer une fraction de rayonnement incident, comme c'est le cas pour la végétation, on peut alors caractériser différentes grandeurs associées à la fraction de rayonnement réfléchi, transmis et absorbé par le milieu. Le rayonnement réfléchi par un milieu est composé de la fraction directement réfléchie par la surface, sans interaction avec les différents constituants du milieu, et de la fraction réfléchie après transmission au sein du milieu, et interactions avec les éléments constituant ce milieu, donnant lieu à des phénomènes d'absorption et de diffusion multiples. Les interactions se produisant au sein de la végétation (**Figure 2-3**) sont associées à de multiples facteurs. Les principaux facteurs responsables des phénomènes d'absorption dans un milieu de végétation dense comme les forêts tropicales sont associés à la composition chimique foliaire, en raison de la surface qu'elles représentent, en comparaison avec les autres éléments de la canopée. L'absorption est régie par des changements dans l'état énergétique des électrons ou des changements vibratoires ou rotationnels des molécules. Les principaux facteurs responsables des phénomènes de diffusion dans un milieu de végétation dense sont associés à la structure de la canopée.

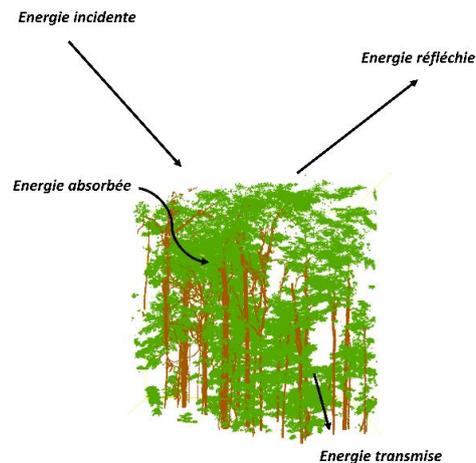


Figure 2-3 : Interaction de l'énergie incidente avec la végétation. Source : Ebengo (2021).

2.2.4. Propriétés optiques foliaires

Le rayonnement solaire incident interagit avec les feuilles dans les domaines visible, NIR et SWIR, et le résultat de ces interactions peut être quantifié par la mesure des propriétés optiques. Les spectres de réflectance et de transmittance des feuilles sont fonction à la fois de la composition en constituants chimiques absorbant la lumière (pigments, eau, etc.) et de la diffusion interne de la lumière en partie ou non absorbée. Le spectre de réflectance des feuilles en bonne santé présente une forme caractéristique, avec une faible réflectance dans les longueurs d'onde visibles en raison de l'absorption par des pigments photosynthétiques (Gates et al., 1965), une augmentation de la réflectance entre le domaine visible et le NIR, un domaine identifié comme le red-edge, en raison d'une part de l'atténuation des propriétés d'absorption de la chlorophylle au-delà du domaine spectral correspondant à la couleur rouge, et d'autre part de l'absence de constituants optiquement actifs dans le domaine du NIR. Il a été établi des relations quantitatives entre les propriétés optiques et les propriétés biochimiques et biophysiques des plantes qui elles-mêmes dépendent de nombreux facteurs environnementaux et du stade phénologique. C'est par exemple le cas de la réponse au vieillissement des feuilles ou aux stress environnementaux, qui conduisent à la réduction la teneur en chlorophylle, avec comme corollaire une diminution de l'absorption dans le domaine visible, se traduisant généralement par une augmentation de la réflectance et de la transmittance. Ainsi, trois interactions principales existent entre un rayonnement électromagnétique et la végétation (Jacquemoud and Baret, 1990). Il s'agit de la réflexion, la transmission et l'absorption de la

lumière incidente, dont les grandeurs physiques associées sont la réflectance, la transmittance et l'absorptance.

2.2.4.1. *Réflectance foliaire*

La réflectance représente la fraction de la lumière réfléchiée par une surface. Elle est régie par deux types de phénomènes de réflexion de la lumière: la réflexion spéculaire et diffuse en fonction de la nature du matériau et de son interface avec le rayonnement (Ustin and Jacquemoud, 2020). La réflexion est diffuse lorsque la lumière incidente est réfléchiée dans plusieurs directions sans rester uniquement dans le plan d'incidence (**Figure 2-4**). Elle intervient si l'interface est rugueuse, c'est-à-dire si la surface est composée de particules de taille supérieure ou égale à la longueur d'onde considérée. La réflexion lambertienne constitue un cas idéal : la luminance est la même dans toutes les directions. La réflexion spéculaire se produit lorsque le rayon incident est réfléchi dans une direction unique dans le plan d'incidence. Elle intervient si la lumière est interceptée par une surface lisse (particules plus petites que la longueur d'ondes). La réflexion spéculaire est une propriété qui est déterminée par la structure et la composition chimique de la cuticule des feuilles. Dans la nature la plupart des situations présentent une association de ces deux types de réflexion, la réflexion diffuse étant en général prépondérante (Bousquet et al., 2005; Grant, 1987; Schaepman-Strub et al., 2006).

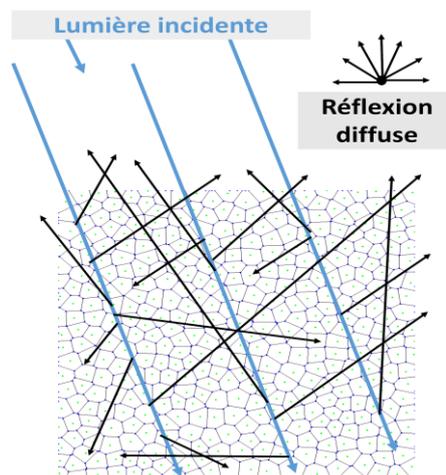


Figure 2-4: Illustration de la réflexion diffuse de la lumière dans un tissu végétal. Source : Ebengo (2021).

2.2.4.2. *Transmittance foliaire*

La transmittance représente la fraction de lumière ayant pénétré dans la feuille par l'une des faces, pour atteindre la face opposée et éventuellement à l'issue d'un nombre plus ou moins

grand d'interactions avec les constituants foliaires dispersée à la face opposée après avoir pénétré la feuille. Le spectre de transmittance se rapproche du spectre de réflectance, mais dans la réalité, ce spectre peut être supérieure ou inférieure à celui de la réflectance (Knipling, 1970), en fonction de l'épaisseur des feuilles, du nombre de feuilles traversées par la lumière et de leurs propriétés optiques.

2.2.4.3. *Absorptance foliaire*

L'absorption de la lumière est déterminée par les molécules absorbantes dans la feuille et par les propriétés structurelles qui diffusent la lumière, telles que les espaces d'air et l'eau-air interfaces. Dans le spectre visible, ce sont des pigments photosynthétiques, principalement des chlorophylles et les caroténoïdes qui absorbent fortement la lumière. Des pigments non photosynthétiques absorbent également dans le domaine spectral visible, comme les anthocyanes.

L'eau est aussi responsable de l'absorption d'une fraction importante du rayonnement incident, dans le domaine infrarouge : son coefficient d'absorption spécifique montre des domaines d'absorption particulièrement importants dans le domaine SWIR, et dans une moindre mesure dans le domaine NIR (Carter, 1991).

2.2.5. *Source de variation de la réflectance de canopée*

La lumière incidente interagit avec la végétation de manière ascendante, en partant de l'échelle moléculaire et cellulaire à l'échelle de la feuille, puis de la canopée, jusqu'au biome comme le représente la **Figure 2-5**. Ces différents processus biophysiques peuvent être étudiés à partir de modèles de transfert radiatif (voir **2.3** et **2.4**). Nous abordons les principales sources de variabilité de la réflectance canopée dans les sections suivantes.

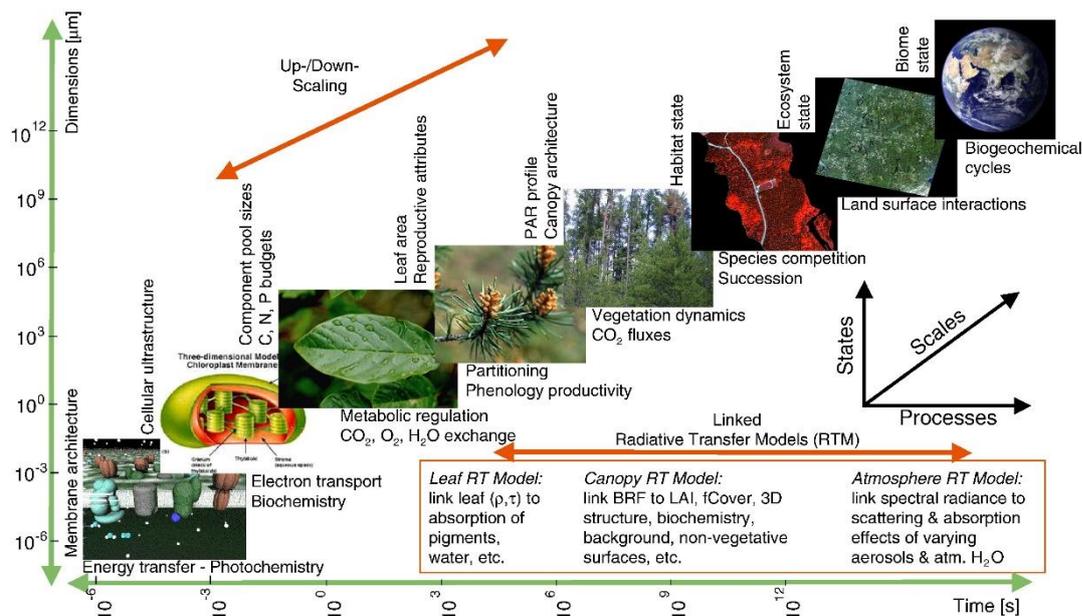


Figure 2-5: Description des processus associés à la végétation de l'échelle cellulaire à celle du cycle biogéochimique, et contribution des modèles de transfert radiatif. Source : Schaepman et al. (2009).

2.2.5.1. Pigments foliaires

Les pigments foliaires sont les principaux constituants contribuant aux propriétés optiques foliaires dans le domaine VIS, et cette contribution est aussi très importante à l'échelle de la canopée, lorsque la végétation est suffisamment dense. Nous décrivons leur nature et influence sur les propriétés optiques des feuilles.

a) Chlorophylles

Les chlorophylles sont une famille de molécules organiques à noyau tétrapyrrolique ou chlorine, contenant un atome de magnésium en son centre. Seuls deux types de chlorophylles se retrouvent chez les plantes supérieures: la chlorophylle *a* et la chlorophylle *b*. Les autres formes de chlorophylle (*c*, *d* et *f*) que l'on rencontre chez certaines algues et bactéries ne seront pas considérées dans le cadre de notre étude. Les chlorophylles sont constituées d'une chaîne terpénique ou phytol, constituée de vingt atomes de carbone. Elles sont responsables de la couleur verte des plantes car elles absorbent fortement la lumière visible dans les longueurs d'onde correspondant aux domaines du rayonnement bleu et au rouge mais interagissent de manière moindre avec le rayonnement vert (Kiang et al., 2007). Les chlorophylles sont les principaux pigments utilisés par les plantes pour convertir l'énergie lumineuse en énergie chimique qui pourra ensuite être utilisée pour d'autres besoins chez la plante, comme la croissance, le stockage, ou encore la fructification (Chen, 2014). La forme la plus abondante est la chlorophylle *a*, la chlorophylle *b* étant un pigment accessoire.

b) Caroténoïdes

Les caroténoïdes correspondent à la deuxième famille de pigments qui compose l'appareil photosynthétique des plantes. Ces composés chimiques sont principalement composés de carotènes (α -carotène et β -carotène) et de xanthophylles (lutéine, zéaxanthine, violaxanthine, anthéroxanthine et néoxanthine) liposolubles, appartenant à la famille des terpénoïdes (tétraterpénoïdes c'est-à-dire 8 unités isopréniques) en C_{40} et synthétisés à partir des carotènes. Les caroténoïdes sont responsables de la photoprotection des feuilles grâce au cycle de la xanthophylle (Demmig-Adams and Adams, 1996). La conversion de la violaxanthine en zéaxanthine en passant par l'anthéroxanthine protège le système photosynthétique des dommages causés par des excès de lumière. Les caroténoïdes apparaissent dans les feuilles pendant toute la saison de croissance et sont généralement visibles sous forme de pigments végétaux jaunes et oranges. Dans les plantes saines, leur influence sur les propriétés optiques des feuilles est masquée par la présence de chlorophylle. Pendant la sénescence, les caroténoïdes persistent dans les feuilles dans un premier temps alors que les chlorophylles se dégradent plus rapidement (Junker and Ensminger, 2016). Les caroténoïdes présentent une très forte absorption de la lumière bleue entre 400 nm et 500 nm. L'estimation de la teneur en caroténoïdes à partir des méthodes non destructives présente quelques limites liées à une quantité moindre que celle retrouvée généralement pour les chlorophylles dans les chloroplastes des feuilles, mais aussi au chevauchement des domaines d'absorption de ces deux familles de pigments dans les longueurs d'onde les plus faibles du domaine visible, entre 400 et 530 nm.

c) Anthocyanes

Les anthocyanes sont des pigments appartenant au groupe de flavonoïdes hydrosolubles présents dans les vacuoles des plantes, qui donnent une couleur rouge aux tissus végétaux (Gould et al., 2000). Les anthocyanes ne sont généralement pas présents dans les feuilles tout au long de leur vie. Les anthocyanes constituent un groupe diversifié de flavonoïdes responsables de la couleur rouge /violette des feuilles, mais aussi de la couleur de certaines fleurs et certains fruits. Les anthocyanes (et plus généralement les flavonoïdes) assurent un rôle photoprotecteur contre les rayonnements ultraviolet, dont l'énergie peut potentiellement endommager les molécules comme l'ADN (Stapleton, 1992; Steyn et al., 2002), ainsi que de nombreux rôles à différents stades de développement foliaire, du stade juvénile à la sénescence (Burger and Edwards, 1996; Chalker-Scott, 1999; Karageorgou and Manetas, 2006). La production de ces molécules peut être induite à la suite de stress environnementaux (par exemple, des températures basses ou élevées), pendant la sénescence et avant le développement

complet des photosystèmes (Gamon et al., 1992; Schaberg et al., 2008).. Il existe beaucoup de formes d'anthocyanes dont les propriétés d'absorption dépendent du type de molécule, ainsi que du pH de la solution dans laquelle elles sont (Khoo et al., 2017). Dans des conditions normales correspondant au milieu cellulaire foliaire, les molécules correspondant aux formes d'anthocyanes les plus courantes dans les feuilles ont un pic d'absorption aux alentours de 530 nm.

d) Pigments bruns

Les pigments bruns correspondent à des résidus chimiques qui se forment lorsque les pigments et leur complexe protéique se dégradent. Ils se forment lorsque la feuille atteint le stade de sénescence avancée. Les pigments bruns sont caractérisés par des groupements polyphénols résultant de l'oxydation et la polymérisation des constituants cellulaires. Ils peuvent devenir spectralement indiscernable de l'humus (Ziechmann, 1964). Ils sont peu analysés dans la littérature. Les feuilles brunes sont généralement soit supprimées avant l'analyse (Jay et al. (2016)) soit caractérisées par une teneur en pigments bruns uniforme (Baret et al., 2007). Pourtant Danner et al. (2019) ont montré que la prise en compte des pigments bruns était nécessaire pour obtenir une correspondance dans la réflectance au niveau de la pente entre le red-edge et le NIR. Les pigments bruns sont caractérisés par un large domaine d'absorption, avec une absorption maximale dans le domaine spectral ultraviolet et visible de faible longueur d'onde diminuant doucement jusqu'à 1100 nm (Ustin and Jacquemoud, 2020).

e) Propriétés d'absorption des pigments foliaires

Les pigments absorbent la lumière dans différentes parties du domaine visible du spectre électromagnétique. Dans le cas des pigments bruns, cette absorption se poursuit dans le domaine proche infrarouge. Le coefficient d'absorption spécifique mesuré *in vitro* à partir d'extraction de pigments varie en fonction des solvants utilisés, et de l'environnement électronique de ces molécules. Il est donc difficile de définir un coefficient d'absorption unique par molécule. De plus, dans le cas de l'analyse des pigments de la végétation par télédétection, ces pigments sont caractérisés *in vivo*, et l'environnement des pigments notamment les protéines auxquelles ils sont associés, influencent leurs propriétés d'absorption. Il semble donc *a priori* plus pertinent de s'appuyer sur des coefficients d'absorption spécifiques *in vivo*.

La **Figure 2-6** illustre le coefficient d'absorption spécifique correspondant à chaque famille de pigments, déterminé lors de la calibration du modèle de propriétés optiques foliaires PROSPECT (Féret et al., 2017; Jacquemoud and Baret, 1990) (cf. section **2.3** et **3.3.2** pour une présentation détaillées sur le modèle PROSPECT). Les propriétés d'absorption importantes des principaux pigments dans le domaine visible résultent des propriétés optiques de végétation

très caractéristiques, avec une réflectance généralement plus faible dans le domaine visible que dans le domaine proche infrarouge.

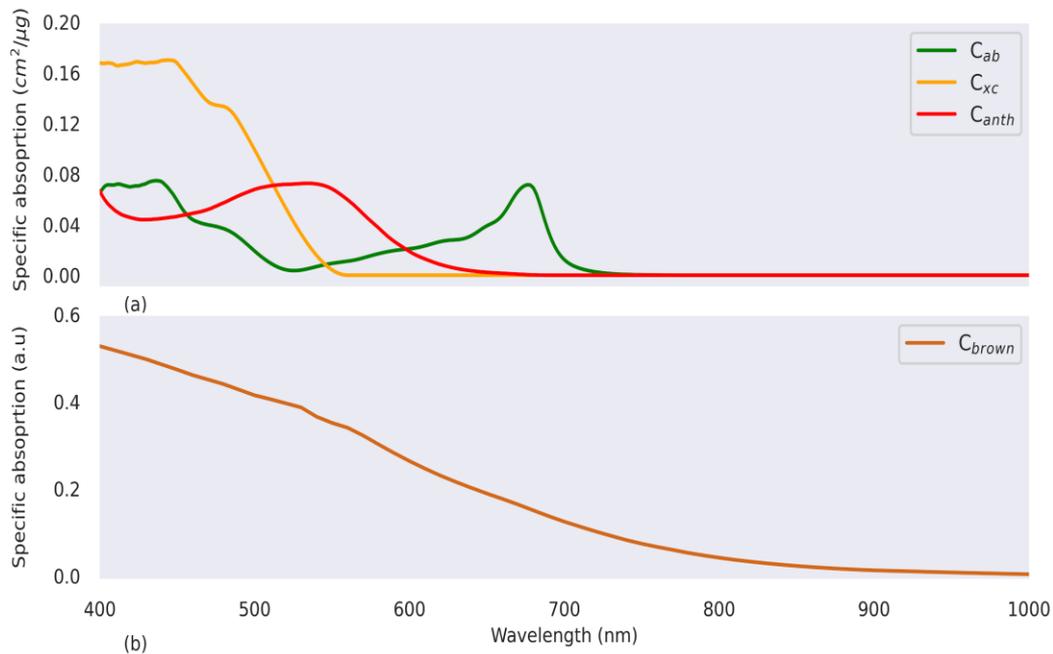


Figure 2-6: Coefficients d'absorption spécifiques des chlorophylles (vert), des caroténoïdes (orange) et des anthocyanes (rouge) dans PROSPECT-D. Source : Ebengo (2021)..

2.2.5.2. *L'eau foliaire*

L'eau affecte la réflectance de la végétation de manière directe en absorbant l'énergie lumineuse dans les régions NIR et SWIR, avec des pics d'absorption situés à 970, 1200, 1450, 1940 et 2500 nm (Carter, 1991; Knippling, 1970; Tucker, 1980). En plus de ces propriétés d'absorption de l'eau, l'état hydrique de la feuille affecte notamment les teneurs en d'autres constituants chimiques (*e.g.* modification de teneur en chlorophylles suite à un stress hydrique).

2.2.5.3. *Matière sèche*

La teneur en matière sèche des feuilles se mesure notamment par la masse surfacique foliaire (Leaf Mass per Area – LMA) qui représente le rapport de la masse sèche d'une feuille à sa surface. Les variations du LMA sont connues pour influencer les propriétés optiques foliaires dans le domaine SWIR (le Maire et al., 2008; Romero et al., 2012).

2.2.5.4. *Anatomie des feuilles*

Le grand nombre de cellules et de surfaces de paroi cellulaire dans les feuilles, font que les caractéristiques structurales des feuilles jouent un rôle important dans la diffusion de la

lumière. La réflectance des feuilles comprend à la fois des composantes spéculaires et diffuses, qui sont toutes deux influencées principalement par la structure interne des feuilles. La cuticule est en principe transparente aux rayonnements visibles et infrarouges, de sorte que relativement peu de lumière incidente est réfléchié directement par la surface d'une feuille (Knipling, 1970). La réflectance des feuilles est donc principalement fonction de la diffusion multiple dans les tissus du mésophylle des feuilles (Baranoski and Rokne, 1997; Slaton et al., 2001), qui est influencée par l'arrangement des cellules du mésophylle. Ce phénomène se produit principalement dans le domaine NIR, en raison des phénomènes d'absorption très faibles dans ce domaine.

La **Figure 2-7** illustre le spectre de réflectance d'une feuille et l'influence des facteurs précités sur la réflectance suivant les domaines spectraux.

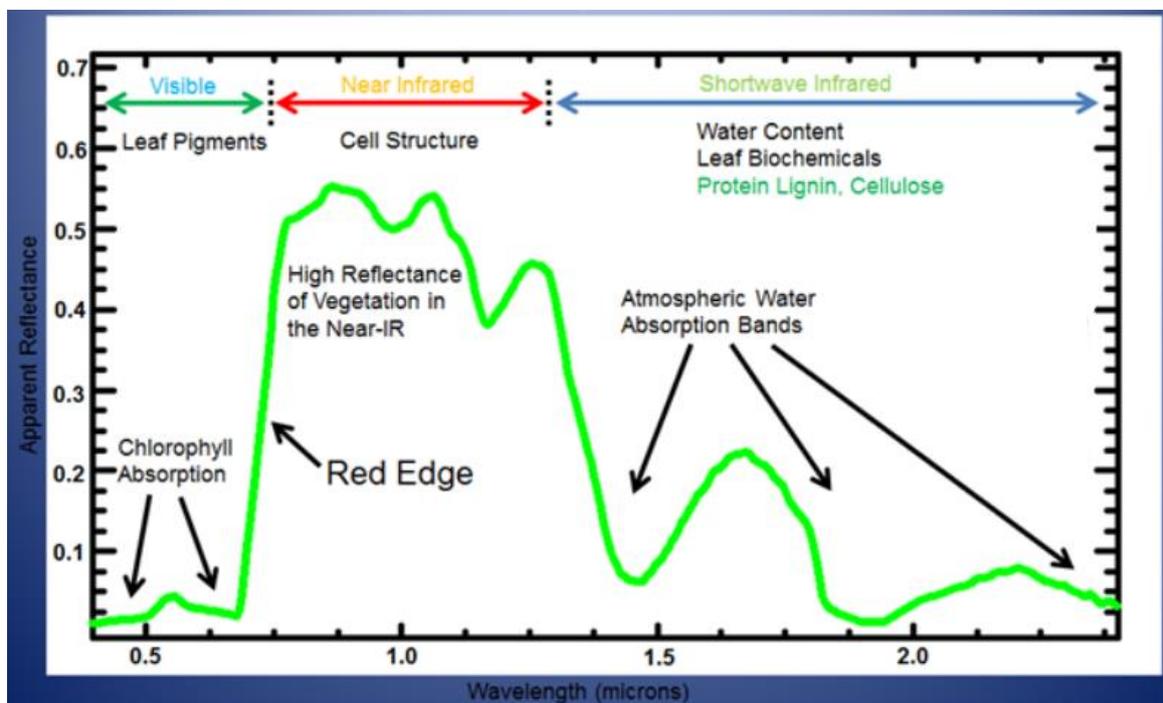


Figure 2-7: Paramètres influençant la réflectance d'une feuille. Source: Elowitz, Mark R. "What is Imaging Spectroscopy (Hyperspectral Imaging)?"⁶

2.2.5.5. *Structure de la canopée*

La structure de la canopée contribue aux phénomènes de diffusion et d'absorption de la lumière en influant, par exemple, sur la longueur du chemin optique des photons au sein du couvert et donc sur la probabilité pour qu'ils interagissent avec les feuilles présentes dans cette canopée.

⁶<https://www.13harrisgeospatial.com/Learn/Whitepapers/Whitepaper-Detail/ArtMID/17811/ArticleID/16162/Vegetation-Analysis-Using-Vegetation-Indices-in-ENVI>

L'un des descripteurs de la structure de la canopée les plus largement utilisés est l'indice de surface foliaire (Leaf Area Index, LAI). Le LAI représente la moitié de la surface foliaire par unité de surface au sol (en m^2/m^2) (Bréda, 2003; Watson, 1947). Un autre descripteur de la structure de la canopée correspond à l'orientation des feuilles, caractérisée par une fonction de distribution angulaire des feuilles (Leaf Inclination Distribution Function, LIDF). Le LIDF définit la proportion de feuilles caractérisée par un angle compris entre θ et $d\theta$ avec la verticale (Alton et al., 2007; King, 1997). La forme de la couronne, ainsi que le volume de la canopée influencent aussi la réflectance de la partie émergente de la canopée.

Ces propriétés de structure de la végétation affectent particulièrement le domaine NIR car elles induisent des phénomènes de diffusion.

2.2.5.6. *Propriétés optiques des éléments non photosynthétiques*

Les éléments non photosynthétiques des plantes intègrent deux composantes la végétation dont les éléments ligneux (tronc, branches et brindilles) qui se caractérisent par des phénomènes d'absorption et de diffusion ainsi que le feuillage sénescents qui se caractérise par des propriétés d'absorption. Les éléments non photosynthétiques influencent aussi la réflectance de canopée. Ils sont caractérisés par une augmentation progressive de la réflectance dans la région visible du spectre et une diminution de la pente dans le red-edge comparée à celle d'une végétation en bonne santé (**Figure 2-8**).

L'estimation de la proportion d'éléments non photosynthétiques par rapport au matériel végétal total est une étape essentielle pour convertir l'indice de surface de plante (Plant Area Index, PAI) en LAI. Cette conversion a un impact sur la compréhension du signal mesuré par un capteur de télédétection optique passive et l'estimation des traits biochimiques des feuilles car le bois et les feuilles n'affectent pas la réflectance de la même manière (Malenovsky et al., 2008; Morton et al., 2016; Woodgate et al., 2016).

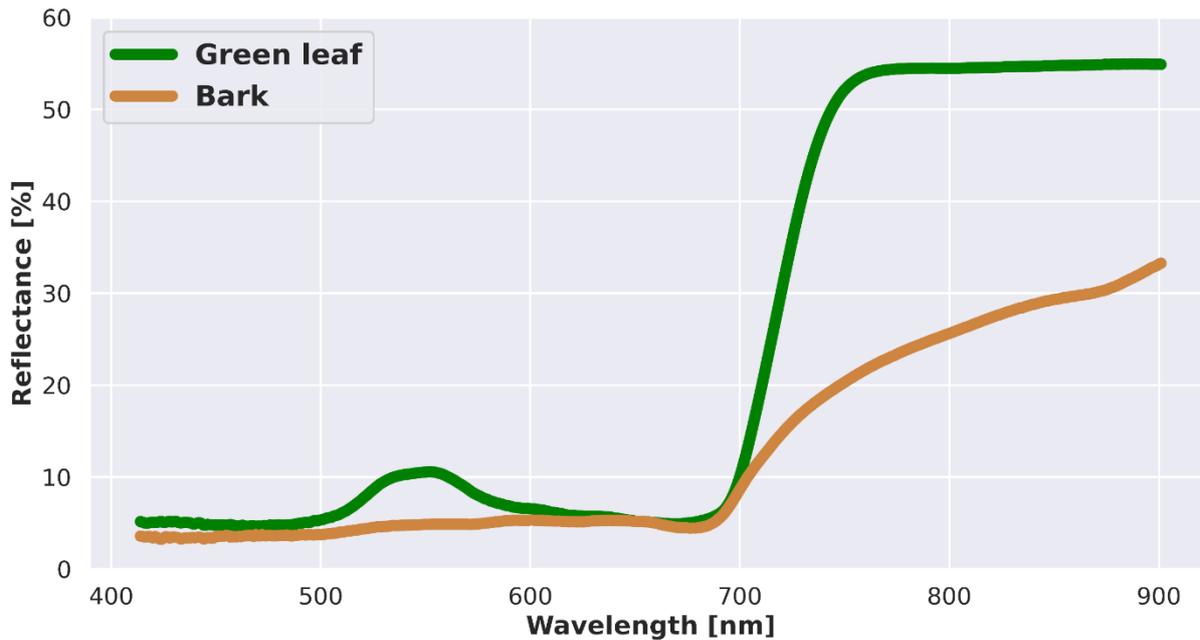


Figure 2-8: Spectres de réflectance d'une écorce d'un tronc et d'une feuille verte mesurée dans les Nouragues en Guyane française. Source : Ebengo (2021).

2.2.5.7. *Propriétés optiques du sol*

Les propriétés optiques du sol évoluent en fonction de sa composition et de ses propriétés de surface: la rugosité de surface, l'humidité, la teneur en matière organique, la texture, la composition minéralogique, la teneur en carbonate, le fer total et hydrosoluble (Forkuor et al., 2017; Nocita et al., 2015; Pinheiro et al., 2017) sont autant de facteurs interagissant avec le rayonnement solaire incident.

Ces propriétés varient dans l'espace et le temps, et la prise en compte de cette variabilité peut s'avérer importante pour des simulations de scènes de végétation à l'aide d'outils de modélisation, lorsque la densité de végétation est faible à modérée, et que les propriétés de sol contribuent de manière importante au signal mesuré par télédétection. Toutefois, dans le cas de végétation arborée très dense comme en forêt tropicale, l'influence du sol (qui plus est couvert par de la litière) est très faible (Prudnikova et al., 2019). Ainsi, un spectre spécifique d'un type de sol peut être utilisé pour caractériser les propriétés optiques sans tenir compte de sa variabilité spatiale.

2.2.5.8. *Géométrie d'acquisition*

La définition de la géométrie de prise de vue nécessite la prise en compte de trois angles au minimum: l'angle zénithal solaire, l'angle zénithal d'observation, et l'angle azimutal entre le soleil et l'observateur (**Figure 2-9**).

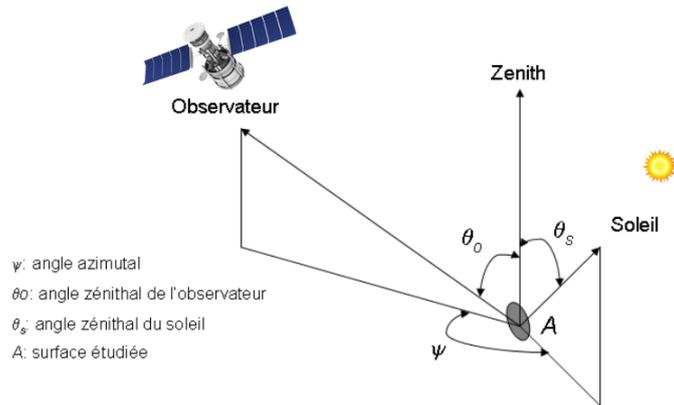


Figure 2-9: Géométrie de prise de vue. Source : Féret (2009).

De nombreuses études ont documenté les effets de ces facteurs sur la réflectance de canopée de couvert végétaux (Berglund and Mace Jr., 1976; Deering et al., 1994). L'angle zénithal solaire influe sur la proportion de rayonnement direct et diffus car il définit le chemin optique du rayonnement dans l'atmosphère (Spitters et al., 1986). L'approximation reposant sur les trois angles susmentionnés est souvent utilisée à basse résolution spatiale, plus ou moins valable sur les couverts, et qui tend à être de moins en moins valable avec la haute résolution spatiale, car alors les couverts ont de moins en moins une symétrie azimutale surtout lorsqu'ils sont hétérogènes.

2.2.5.9. Mesures du rayonnement et spécifications instrumentales du capteur

Les caractéristiques instrumentales comme la résolution spatiale et les performances associées à la mesure de l'information spectrale (échantillonnage spectral, résolution spectrale, rapport signal sur bruit) sont des facteurs influant sur les performances attendues lors de l'application de méthodes visant à étudier la végétation. De manière générale, une résolution spatiale plus fine affecte l'hétérogénéité spectrale car elle conduit à des pixels mixtes. La question de l'importance de la résolution spatiale et de l'échantillonnage spectral pour l'estimation de la biodiversité de la végétation ne trouve pas de réponse unique, en raison de la diversité de milieux pouvant nécessiter des combinaisons d'informations avec des critères d'ordre spatial, spectral et temporel spécifiques. Certaines études ont cependant montré l'intérêt d'une information spectrale riche pour l'étude de la biodiversité (Rocchini, 2007; Wang et al., 2018).

2.3. Modélisation des propriétés optiques foliaires

Plusieurs modèles permettant de simuler les propriétés optiques foliaires répondant à différentes hypothèses relatives au niveau de détail dans la représentation de la feuille, et à la prise en compte des phénomènes d'absorption et de diffusion. On peut citer par exemple:

- Les modèles à N flux, qui représentent la feuille comme une couche horizontalement homogène de matériaux diffusant et absorbant (Allen and Richardson, 1968; Richter and Fukshansky, 1996).
- Les modèles stochastiques, qui divisent la feuille en couches pour traiter la diffusion interne et simuler la réflectance de la feuille par une chaîne de Markov ou des équations de transfert radiatif. LEAFMOD (modèle de faisabilité de l'absorptivité expérimentale de feuille) (Ganapol et al., 1998) est un exemple de modèle stochastique qui a été utilisé avec succès pour prédire la teneur en chlorophylle des feuilles. Les modèles de lancer de rayons, qui considèrent en détail la structure interne complexe de la feuille (Govaerts et al., 1996).
- Les modèles de couche, ou « plate models », qui représentent la feuille comme un empilement de couches, chaque couche étant caractérisée par des propriétés d'absorption et un indice de réfraction, et les différentes couches étant séparées les unes des autres par de l'air (Allen et al., 1969, 1970). Le modèle PROSPECT (Jacquemoud and Baret, 1990) est un exemple de modèle de propriétés optiques foliaires basé sur le modèle de couche généralisé proposé par Allen et al. (1970); il s'agit du modèle le plus utilisé par la communauté scientifique à ce jour. Plusieurs modèles basés sur des représentations similaires permettent de prendre en compte certaines caractéristiques non prises en compte par PROSPECT, comme la fluorescence (FLUSPECT, Vilfan et al., 2016) ou la dissymétrie entre face adaxiale et abaxiale de la feuille (FASPECT, Jiang et al., 2021).

2.4. Modélisation de la réflectance de canopée

Lorsqu'un rayonnement solaire incident interagit avec la végétation, différents mécanismes physiques sont engendrés, et la direction et la composition spectrale de ce rayonnement sont modifiées par les éléments composant la végétation du milieu (feuilles, tiges, branches, etc.), compte tenu de leurs caractéristiques géométriques et chimiques électromagnétiques. La mise en lien des mesures de réflectance avec les propriétés de la végétation est un élément important

à considérer en télédétection forestière. Les modèles de réflectance de la canopée jouent donc un rôle clé dans la compréhension et l'interprétation du signal en télédétection. Ils fournissent des informations sur les relations qui existent entre les caractéristiques biochimiques et biophysiques de la canopée et l'énergie solaire réfléchi par cette canopée puis mesurée par un capteur incidente. Pour mieux interpréter le signal mesuré par un capteur optique, il est nécessaire de mieux comprendre les interactions entre un rayonnement solaire incident et le milieu physique qu'il traverse. Les modèles de réflectance de canopée sont utilisés à cette fin. Généralement ces modèles simulent notamment le facteur de réflectance bidirectionnelle (Bidirectional Reflectance Factor, BRF).

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéresserons particulièrement à la BRF mesurée essentiellement sur le domaine visible et le domaine proche infrarouge. Trois types de modèle réflectance de canopée sont utilisés dans le domaine de la télédétection: les modèles paramétriques ou analytiques, les modèles physiques d'optique géométrique et les modèles de transfert radiatif aussi appelés de manière générique modèles physique.

2.4.1. Modèles paramétriques (empiriques et semi-empiriques)

Les modèles paramétriques sont généralement les moins complexes parmi les modèles de réflectance de canopée. Ils ne visent pas à expliquer les processus biophysiques qui gouvernent la BRF. Ils s'appuient généralement sur des relations mathématiques comme des relations polynomiales ajustées à partir de données d'observation pour simuler la réflectance. Deux avantages majeurs sont offerts par cette approche : d'une part, aucune hypothèse en lien avec le paysage étudié n'est requise et d'autre part, la complexité des relations statistiques utilisées peut être ajustée en fonction du niveau de précision attendu. Dans la pratique, ces modèles bien qu'étant simples peuvent également s'appuyer sur des simplifications des modèles de géométrie optique ou transfert radiatif. C'est le cas des modèles à noyaux linéaires (Linear Kernel - LiK) (Hu et al., 1996) qui calculent la BRF comme la somme de termes isotropes et de fonctions anisotropes qui caractérisent les diffusions de surfaces et de volumes. Cette approche est souvent utilisée pour générer les données de BRF dans les données MODIS par exemple en vue d'inverser les paramètres de réflectance bidirectionnelle et multi-angulaire en l'absence de nuages (Privette et al., 1997; You et al., 2014). L'absence de relation explicite entre la réflectance résultante et les paramètres biophysiques de surface constitue le principal désavantage des modèles empiriques.

2.4.2. Les modèles basés sur l'optique géométrique

Les modèles physiques basées sur l'optique géométrique (GO) simulent la BRF de surfaces terrestres en se basant sur leur structure et de leurs dimensions physiques, en utilisant les lois de l'optique géométrique. Ils simulent par exemple un milieu forestier comme étant une combinaison des couronnes d'arbres, de leurs ombres et du fond défini par un sol forestier (Peddle et al., 2003). Cette approche convient particulièrement à la simulation du transfert radiatif dans des paysages ouverts. Ces modèles prennent en compte de manière indirecte des mécanismes radiatifs volumiques. Ils caractérisent la canopée par diverses formes géométriques c'est-à-dire cubiques, cylindriques, coniques et ellipsoïdale. Définir ces propriétés optiques et les associer aux propriétés biophysiques des éléments du milieu explique est une difficulté liée à l'utilisation de ces modèles.

2.4.3. Les modèles de transfert radiatif

Le besoin croissant des connaissances théoriques sur la modélisation du transfert radiatif dans des conditions expérimentales définies et le développement méthodologique pour la préparation des futures missions sont à l'origine des modèles physiques. Parmi ces modèles, DART (Discret Anisotropic Radiative Transfer model) calcule le bilan radiatif en se basant sur les lois fondamentales de la physique qui décrivent des interactions du rayonnement dans l'atmosphère et les éléments du milieu considéré (Gastellu-Etchegorry et al., 1996; Myneni et al., 1992). Les modèles de transfert radiatif simulent la propagation d'un rayonnement et sa diffusion à travers un milieu et les mesures des capteurs de télédétection, selon des équations du transfert radiatif. Ces équations décrivent les parcours d'un rayonnement et les différents mécanismes physiques qui l'affectent (absorption, de diffusion, et d'émission occasionnés par les différents éléments qu'il rencontre).

Ces modèles diffèrent fortement dans leur capacité à prendre en compte des niveaux de détail plus ou moins importants dans les scènes ou scénarios à partir desquels sont effectuées des simulations. Au-delà de la capacité du modèle à prendre en compte un niveau de détail important, la limite apparaît alors dans notre capacité à décrire finement une scène, aussi bien dans sa définition macroscopique (structure de la canopée) que microscopique (chimie foliaire). Ceci est particulièrement vrai dans le cas de l'utilisation de modèles de transfert radiatif dans le contexte de milieux complexes comme les forêts tropicales. La simulation des données de télédétection inclut quatre composantes du transfert radiatif qui sont les modèles de sol, des feuilles, de canopée et de l'atmosphère. Ces modèles sont généralement couplés à

un modèle de propriétés optiques des feuilles (PROSPECT, LIBERTY, LEAFMOD). Les modèles physiques sont utilisés soit en mode direct pour simuler les données de télédétection, soit en mode inverse pour extraire des variables biophysiques. Certains modèles tels que DART simulent le transfert radiatif en considérant l'ensemble de composantes précitées.

Les modèles de transfert radiatif sont potentiellement plus précis que les modèles paramétriques et d'optiques géométriques, cependant leur principale source d'erreur est la gestion des diffusions multiples des rayonnements (suivi du rayonnement après de multiples interactions avec les éléments du paysage) et donc la conservation de l'énergie. Il existe différents types de modèles de transfert radiatif qui diffèrent notamment par l'approche analytique ou numérique proposée pour résoudre ce problème de diffusions multiples. Parmi eux les principaux sont:

- Méthode à N flux (i.e. méthode des ordonnées discrètes) combinée à un système différentiel (Suits, 1971; Verhoef, 2002) ou à une méthode de suivi de rayons (Gastellu-Etchegorry et al., 2015, 1996)
- Méthode de radiosité (Borel and Gerstl, 1992)
- Méthode des ordres successifs de diffusion (Myneni et al., 1987)
- Méthode de Monte Carlo : Raytran (Govaerts and Verstraete, 1998), FLIGHT (North, 1996), DART.

2.4.3.1. Méthode à méthode N-flux

La méthode N-flux calcule le transfert radiatif volumétrique dans l'espace 3D. Dans cette méthode, le rayonnement se propage dans N directions discrètes qui correspondent à N équations du transfert radiatif. C'est le cas du modèle SAIL (Verhoef, 2002). Il utilise quatre directions correspondant à quatre équations différentielles et quatre flux radiatifs directionnels se propageant dans un milieu horizontalement homogène. Parmi ces directions, une est associée au flux solaire, deux sont dédiées aux flux supposés isotropes (descendants et montants), et la dernière est associée au flux dans la direction de visée du capteur modélisé (**Figure 2-10**).

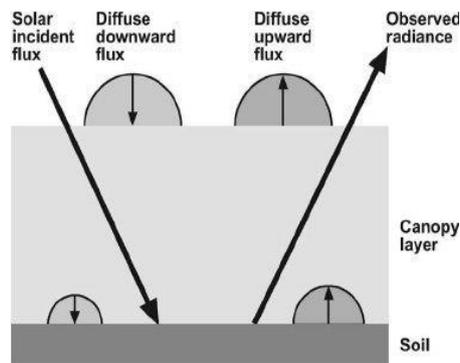


Figure 2-10: Représentation des directions utilisées par le modèle SAIL. Une direction solaire, une d'observation, et deux verticales pour les flux ascendants et descendants. Source: Verhoef et al. (2007).

Dans un milieu hétérogène tel que les forêts tropicales, l'anisotropie du rayonnement est un élément important à prendre en compte. Ainsi, certains modèles considèrent bien plus de directions, allant par exemple jusqu'à plus de 100 directions (Yin et al., 2013). C'est le cas du modèle DART, qui peut produire des simulations basées sur une répartition homogène des directions sur une sphère 4π , mais aussi effectuer un sur-échantillonnage dans certaines configurations définies par un angle solide.

2.4.3.2. *Méthode de radiativité*

La radiativité est un concept mathématique permettant de décrire la diffusion de la lumière entre des surfaces idéalement diffuses. La radiativité est basée sur la résolution des équations du transfert radiatif pour un nombre fini N de diffuseurs discrets (Borel et al., 1991). Les modèles de radiativité procèdent à l'inversion de matrices de taille $N \times N$. Ils sont très consommateurs en termes de puissance de calcul en présence d'un nombre important d'éléments diffuseurs N (cas avec des arbres par exemple en forêt où chaque feuille est un élément diffuseur).

2.4.3.3. *Méthode des ordres successifs de diffusion*

Cette méthode est l'une des plus anciennes. Elle est parmi les plus simples dans la prise en compte des diffusions multiples. Elle utilise un calcul itératif des ordres successifs de diffusion, dans lequel le vecteur de flux de luminance total est la somme des contributions de chaque photon après interaction avec un nombre fixé et fini d'éléments (i.e. diffusé dans la scène un certain nombre de fois). Un exemple de modèle utilisant cette méthode est le modèle SOSVRT (Duan et al., 2010), qui simule le transfert radiatif polarisé dans des paysages verticalement inhomogènes.

2.4.3.4. Méthode de Monte Carlo

La méthode de Monte Carlo est l'une des approches les plus précises pour simuler le transfert radiatif. Elle repose sur la simulation de toute la succession de phénomènes de diffusions affectant un photon au fur et à mesure de ses interactions avec les différents éléments de la scène en suivant son parcours depuis sa source jusqu'au capteur ou jusqu'à son absorption. Pour cette approche, pour obtenir une représentativité du comportement radiatif d'une scène, un grand nombre de photons doivent être simulés, la scène et chacune de ses composants doivent être représentées précisément en 3D, avec les propriétés radiométriques associées. (*i.e.* l'intégration Monte Carlo). Les modèles FLIGHT (North, 1996), Raytran (Govaerts and Verstraete, 1998) et DART (Gastellu-Etchegorry et al., 1996) sont des exemples utilisant la méthode de Monte-Carlo. Le modèle DART intègre le suivi de rayons bi-directionnel basé sur des méthodes de Monte Carlo. Cette introduction a pour but d'améliorer la précision, et aussi de réduire les temps de calcul et la mémoire ordinateur.

2.4.4. Représentation du système Terre - atmosphère

La définition de la manière dont on représente les milieux étudiés dans les outils de modélisation est cruciale pour différents types de modèles physiques car le choix de l'approche affecte la précision des simulations. Les modèles physiques se basent sur une représentation plus ou moins complexe des milieux, pouvant s'appuyer sur des hypothèses d'homogénéité (de structure, de chimie foliaire au sein de la végétation) ou sur des hypothèses d'hétérogénéité de tout ou partie de ces facteurs.

Les scènes homogènes sont représentées comme une superposition de couches horizontalement homogènes de milieu turbide. Un milieu turbide est défini par un volume dans lequel les éléments absorbants et diffusants sont représentés par une distribution statistique de la densité des objets. Bien que les représentations homogènes nécessitent une phase de paramétrage et une puissance de calcul raisonnables, elles ne permettent pas de prendre en compte certains phénomènes anisotropes qui affectent de manière considérable la mesure notamment en termes des effets d'ombres.

La représentation hétérogène du milieu offre une description du milieu plus proche de la réalité. La première possibilité est de procéder à une voxelisation du milieu, qui correspond à la discrétisation de la scène dans un espace 3D d'éléments volumiques turbides. Cette approche permet d'obtenir plus de détail dans la distribution verticale et horizontale du milieu étudié en comparaison avec un milieu homogène. La deuxième possibilité consiste à des assemblages de

surfaces planes élémentaires, classiquement des triangles, caractérisés par les coordonnées cartésiennes des sommets de chaque surface (Gastellu-Etchegorry et al., 2015; Kimes and Kirchner, 1982; Li et al., 2018).

2.4.5. Description du modèle DART

Le modèle DART (Gastellu-Etchegorry et al., 2015, 1996) a été développé pour calculer le transfert radiatif et simuler des images conformes aux caractéristiques instrumentales ; il est développé depuis 1992 au CESBIO, et a été breveté en 2003. DART simule le transfert radiatif dans le système 3D Terre-Atmosphère dans le domaine infrarouge optique, visible et thermique du spectre électromagnétique. Il permet de simuler des données de télédétection correspondant aussi bien à des milieux naturels qu'à des scènes de milieux urbains, et permet l'intégration des effets atmosphériques et topographiques. Il fournit le bilan radiatif et les mesures de télédétection passive et active satellitaires, aéroportées et terrestres. Les scènes DART mises au point sont basées sur une représentation 3D constituée d'éléments volumiques individuels (voxels). Dans le cas de la végétation, chacun de ces voxels est caractérisé par un ensemble de propriétés telles que la densité de la végétation, la distribution angulaire foliaire, les propriétés optiques correspondant aux feuilles, au tronc et aux branches, au sol et à tout élément pertinent inclus dans la scène.

Le signal mesuré par un capteur imageant dans l'optique dépend de différents facteurs dont :

- Les propriétés de structure, les propriétés optiques et thermiques du milieu observé,
- Les conditions d'acquisition (topographie, géométrie solaire),
- L'état et la composition de l'atmosphère qui affectent l'illumination,
- Les caractéristiques instrumentales (la direction de visée, les domaines spectraux utilisés c'est-à-dire les bandes spectrales définies par leur longueur d'onde centrale et largeur de bande ainsi que la résolution spatiale).

DART permet de prendre en compte l'ensemble de ces paramètres, et ainsi de répondre aux besoins associés à une large gamme d'applications, aussi bien méthodologiques que thématiques, comme l'étude des milieux forestiers ou la préparation des futures missions satellites. Ce modèle est constitué de quatre modules principaux, chacun associé à un certain nombre de paramètres:

- **Le module direction** : pré-calcule les directions de propagation du rayonnement dans l'espace 4π .

- **Le module phase** : pré-calcul des propriétés optiques de surface et de volume des surfaces terrestres et de l'atmosphère, pour minimiser les temps de calcul de la simulation du transfert radiatif.
- **Le module maket** : simule l'architecture 3D et des propriétés optiques et thermiques du paysage.
- **Le module dart** : simule le transfert radiatif.

En plus de ces quatre modules, DART comprend un séquenceur de simulations, et de nombreux modules qui par exemple permettent de simuler des images satellitaires à bande-large, de générer des modèles numériques de terrain (MNT) schématiques, des modèles intégrés de réflectance bidirectionnelle de surface de Hapke (Hapke, 1981), des modèles optiques foliaires FLUSPECT (Vilfan et al., 2016) et PROSPECT (Jacquemoud and Baret, 1990), etc.

Le modèle DART a été validé dans le contexte de l'étude RAMI (RADIATION transfer Model Intercomparison – (Pinty et al., 2004, 2001; Widlowski et al., 2015, 2008) (par comparaison à des données expérimentales (Gastellu-Etchegorry et al., 1999) et à d'autres modèles de réflectance 3D (e.g., FLIGHT, SPRINT (Thompson and Goel, 1998), Raytran. De nombreuses applications scientifiques l'ont utilisé avec succès.

Ces applications comprennent par exemple le développement de méthodes d'inversion d'images de réflectance mesurée à l'aide des capteurs aéroportés ou satellite (Banskota et al., 2015; Sehgal et al., 2016) pour estimer des variables biophysiques, la conception de capteurs satellites (e.g., Pléiades du CNES), l'estimation de l'impact de la structure des canopées sur la texture des images satellitaires (Bruniquel-Pinel and Gastellu-Etchegorry, 1998), l'analyse de l'influence des éléments non photosynthétiques sur la simulation de la réflectance de canopée (Malenovský et al., 2008), la définition d'un nouvel index d'estimation de chlorophylle d'une forêt de conifères (Malenovský et al., 2013) ainsi que l'études de différentes propriétés des forêts tropicales (Barbier et al., 2012, 2010; Ebengo et al., 2021; Ferreira et al., 2018; Morton et al., 2016).

La **Figure 2-11** illustre la représentation d'une scène utilisée pour la simulation avec le modèle de transfert radiatif DART. L'ensemble constitué par le système terrestre et l'atmosphère, constitue le milieu sur lequel s'effectue le calcul du transfert radiatif dans une simulation. La discrétisation de ce système, appelée ici maquette, est un parallélépipède constitué de cellules, également parallélépipédiques (voxels), dont les dimensions varient en fonction de leur position (surface terrestre, atmosphère). Les dimensions de la maquette selon les axes O_x , O_y et O_z correspondent à DX , DY et DZ . Le système terrestre est contenu dans un parallélépipède composé de cellules de dimensions ΔX , ΔY et ΔZ . L'atmosphère est représentée jusqu'à 100

km d'altitude au-dessous de laquelle se situe l'essentiel des constituants atmosphériques (gaz et aérosols).

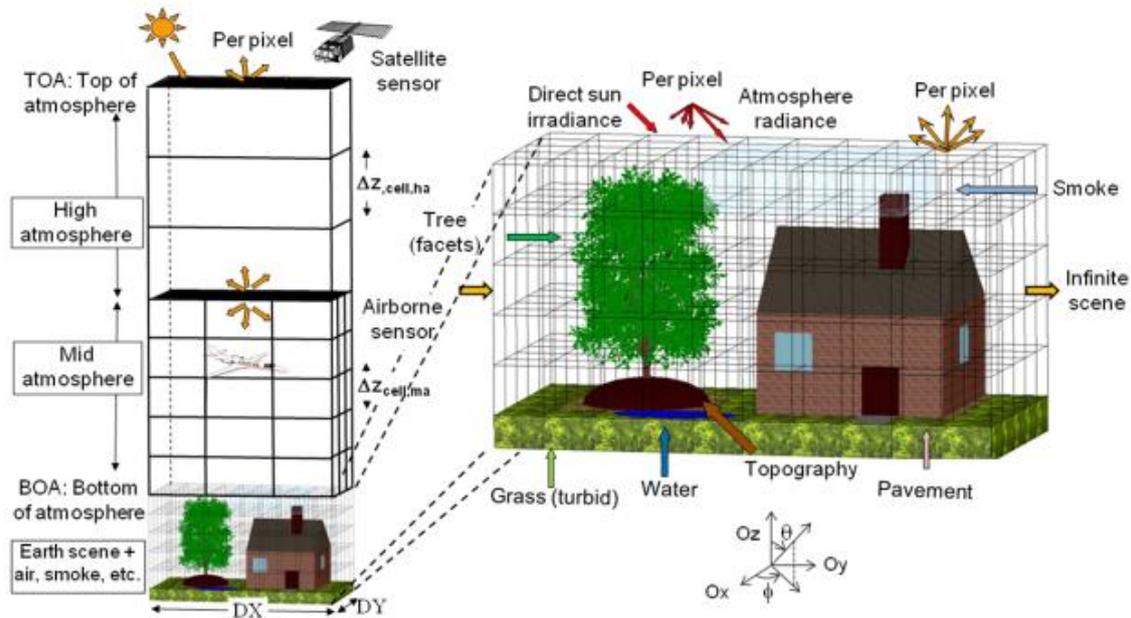


Figure 2-11: Représentation du Système Terre-Atmosphère utilisée par le modèle DART pour simuler le transfert radiatif. Source : Gastellu-Etchegorry et al. (2015).

2.4.6. *Apport de la modélisation physique pour l'étude de la biodiversité par télédétection*

La **Figure 2-12** illustre le cadre conceptuel proposé dans le cadre de ce travail ; cadre pouvant être utilisé à la préparation des missions satellites hyperspectrales dédiées à la cartographier la biodiversité en utilisant les outils de modélisation physique. Il repose dans un premier temps sur la définition et l'intégration des paramètres de la végétation ainsi que d'autres sources de variations du signal dans le domaine optique dans les outils de modélisation pour simuler données télédétections en se basant sur des capteurs théoriques ou existant. Une fois le modèle paramétré, la mise en place des études de sensibilité permet de définir les configurations qui permettent de mieux caractériser la biodiversité grâce aux données de télédétection. La dernière étape consiste à tester les méthodes de cartographie de la biodiversité en utilisant les simulations par comparaison aux données expérimentales.

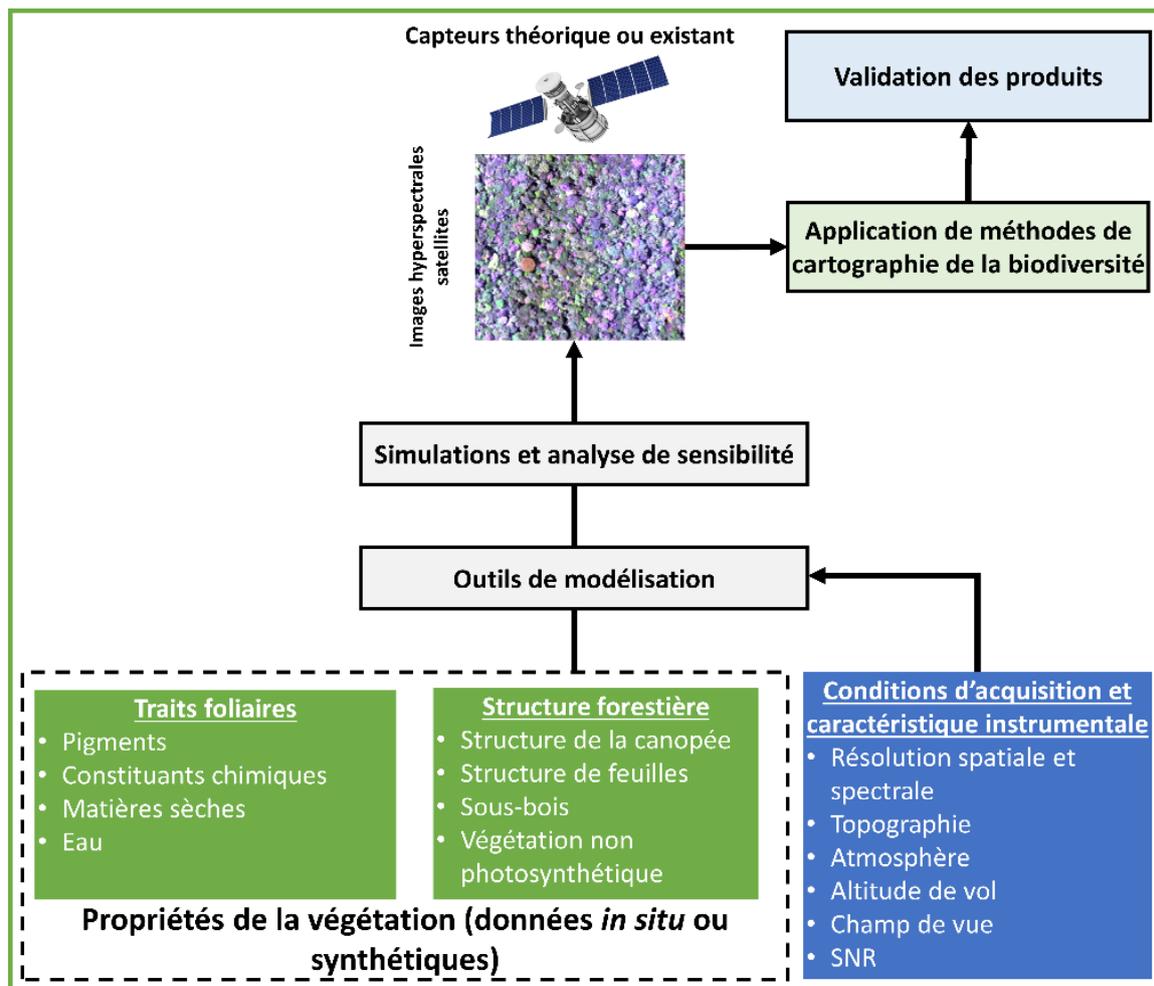


Figure 2-12: Cadre conceptuel pour la préparation des missions satellites dédiées aux études de la biodiversité en utilisant des outils de modélisation. Source : Ebengo (2021).

2.5. Modélisation du transfert radiatif pour la simulation de la réflectance de canopée : synthèse

Ce chapitre a porté sur le transfert radiatif et son utilisation pour la simulation de la réflectance de canopée. Il existe trois grands types de modèles permettant de simuler la réflectance de canopée. Parmi eux, les modèles de transfert radiatif décrivent les processus physiques s'opérant lors du trajet d'un rayonnement, qui correspondent à des interactions avec différents types de milieux, comme l'atmosphère, les différentes composantes de la végétation, le sol. Plusieurs modèles de transfert radiatif ont été développés pour répondre à différents types de besoins. Ils se distinguent par l'approche "physico-mathématique" selon laquelle ils simulent le transfert radiatif et par la manière dont le milieu étudié est simulé. En général, les modèles les plus précis sont les plus complexes à paramétrer et sont plus demandeurs en termes de temps de calcul et ressource informatique nécessaire. Chaque modèle offre des avantages et des

inconvenients, principalement en termes de précision, de puissance de calcul, et de besoin en données d'entrée, pour lesquels un compromis doit être trouvé en fonction des objectifs envisagés. Un élément clé dans la modélisation du transfert radiatif est la manière dont on représente les scènes ou milieux étudiés. Les modèles 1D sont souvent utilisés pour des milieux homogènes tels que des cultures alors que les modèles 3D sont préférés pour des milieux hétérogènes et complexes tels que les forêts tropicales. Dans certains cas, tels que les cultures en rangées les modèles 3D sont les mieux adaptés car de très importants effets directionnels sur la réflectance du couvert peuvent apparaître du fait de la présence de ces rangées. Ceci est typiquement le cas du maïs et de la vigne.

En milieu forestier, différents compartiments dont l'atmosphère, la canopée, les feuilles et le sol interagissent avec un rayonnement incident. Certains modèles tels que DART sont capables de mobiliser différentes techniques pour modéliser le transfert radiatif dans des paysages réalistes complexes en considérant la combinaison de ces différents d'éléments. L'approche par modélisation est primordiale pour ce qui est de la compréhension des phénomènes radiatifs, de la calibration et la définition des capteurs. Les outils de modélisation permettent en outre de compenser les difficultés d'acquisition de données sur le terrain notamment lorsqu'on procède à la génération des jeux de données synthétiques réalistes. Une description réaliste d'une scène forestière notamment en termes de propriétés de la végétation (trait foliaire, structure forestière, sous-bois...), de conditions d'acquisition (topographie, atmosphère, géométrie de vue) et de caractéristiques instrumentales est importante dans la simulation de données de télédétection à partir d'outils de modélisation du transfert radiatif.

Les forêts tropicales sont des milieux très complexes et hétérogènes. Le modèle DART est l'un des modèles physiques les plus complets à ce jour, considérant la nature anisotrope des canopées tropicales et offrant différentes modalités de représentation d'un milieu et est capable notamment de simuler des images de télédétection de milieux complexes. Si les informations sur les conditions d'acquisition et les caractéristiques instrumentales sont souvent des informations accessibles lors de l'expérimentation, la définition des propriétés de la végétation est une tâche difficile surtout en forêt tropicale non seulement suite aux difficultés d'acquisition de données sur le terrain mais aussi dans les biais qui existent dans la caractérisation de ces variables en entrée.

De ces faits, trois questions peuvent être posées :

- La première est liée à la définition des propriétés de la végétation pour une représentation réaliste de la scène forestière étudiée,

- La deuxième à la manière de procéder pour simuler des données de télédétection en forêt tropicale en utilisant les outils de modélisation
- La troisième sur la manière dont les outils de modélisation peuvent être utilisés pour générer des scènes forestières réalistes en vue des études de sensibilité pour mieux comprendre et interpréter le signal.

Dans les prochains chapitres nous aborderons ces questions.

CHAPITRE 3 : Données et méthodes

Résumé

Dans ce chapitre sont présentées les données et les méthodes qui ont concouru à la réalisation de ce travail. Notre objectif principal était de définir un cadre pour la simulation de données de télédétection réalistes mesurées à l'aide des capteurs optiques en forêts tropicales. En vue d'atteindre cet objectif, nous nous sommes focalisés principalement sur la représentation des caractéristiques de la végétation et plus particulièrement sur l'identification d'une méthode optimale pour l'introduction de deux contributeurs majeurs de l'hétérogénéité mesurée par télédétection : la NPVf et la variabilité spatiale des propriétés optiques des feuilles. Le **Figure 3-1** résume la démarche générale de notre étude. Au cours de la première étape, le paramétrage des simulations DART a été défini pour tous les facteurs restant inchangés dans toutes les simulations sur la base de données expérimentales. Ce paramétrage global inclut les caractéristiques des capteurs, la géométrie d'acquisition, la définition de la topographie, le stade phénologique des arbres ainsi que la reconstruction forêt 3D à partir des données ALS. La deuxième étape visait à construire différents scénarios pour l'intégration des deux facteurs dans les simulations. La NPVf repose soit sur l'introduction d'éléments ligneux dans la reconstruction 3D, soit sur l'ajout de pigments bruns en constituants foliaires. La variabilité spatiale des propriétés optiques des feuilles est définie à différents niveaux d'organisation (pixel, couronne, espèce). La troisième étape a consisté à exécuter le modèle DART afin de produire des données d'imagerie hyperspectrale pour chaque scénario. Enfin, la quatrième étape visait à comparer des simulations avec des acquisitions aéroportées à différents niveaux dont la comparaison radiométrique entre chaque paire de pixel, la comparaison de la dissimilarité spectrale entre données expérimentales et simulations à l'échelle intra couronne, inter couronne et interspécifique et pour finir la comparaison du pouvoir de discrimination d'espèces entre données expérimentales et simulations.

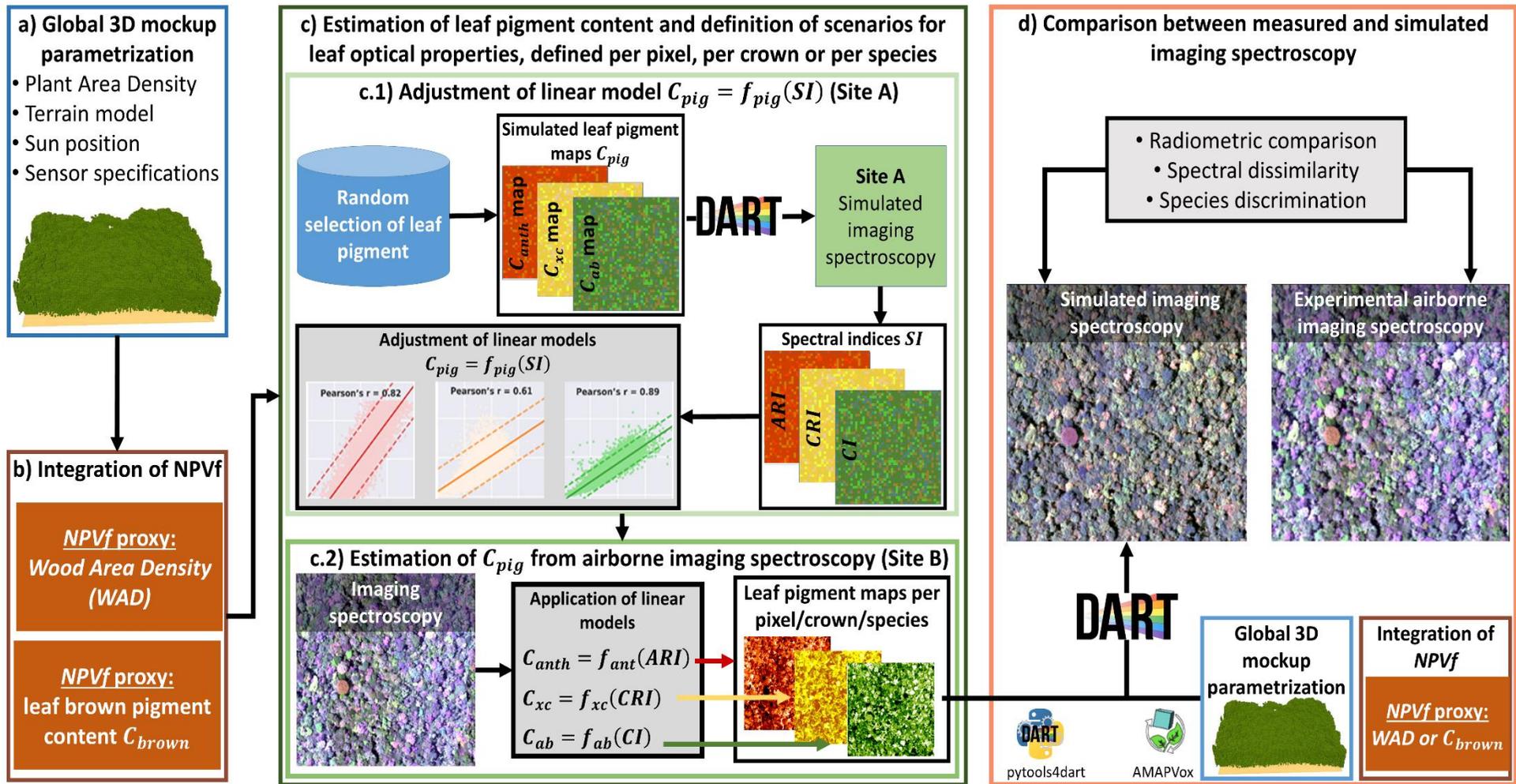


Figure 3-1: Démarche générale utilisée dans le cadre de l'étude. Source : Ebengo et Féret (2021).

3.1. Paracou, une station expérimentale au cœur de la Guyane Française

3.1.1. Localisation générale de la zone d'étude

La zone d'étude est située dans la partie côtière de la Guyane française à la station de recherche de Paracou (5°18'N, 52°53' O) située à 12 km à l'est du village de Sinnamary et à 40 km à l'ouest de Kourou (**Figure 3-2**).

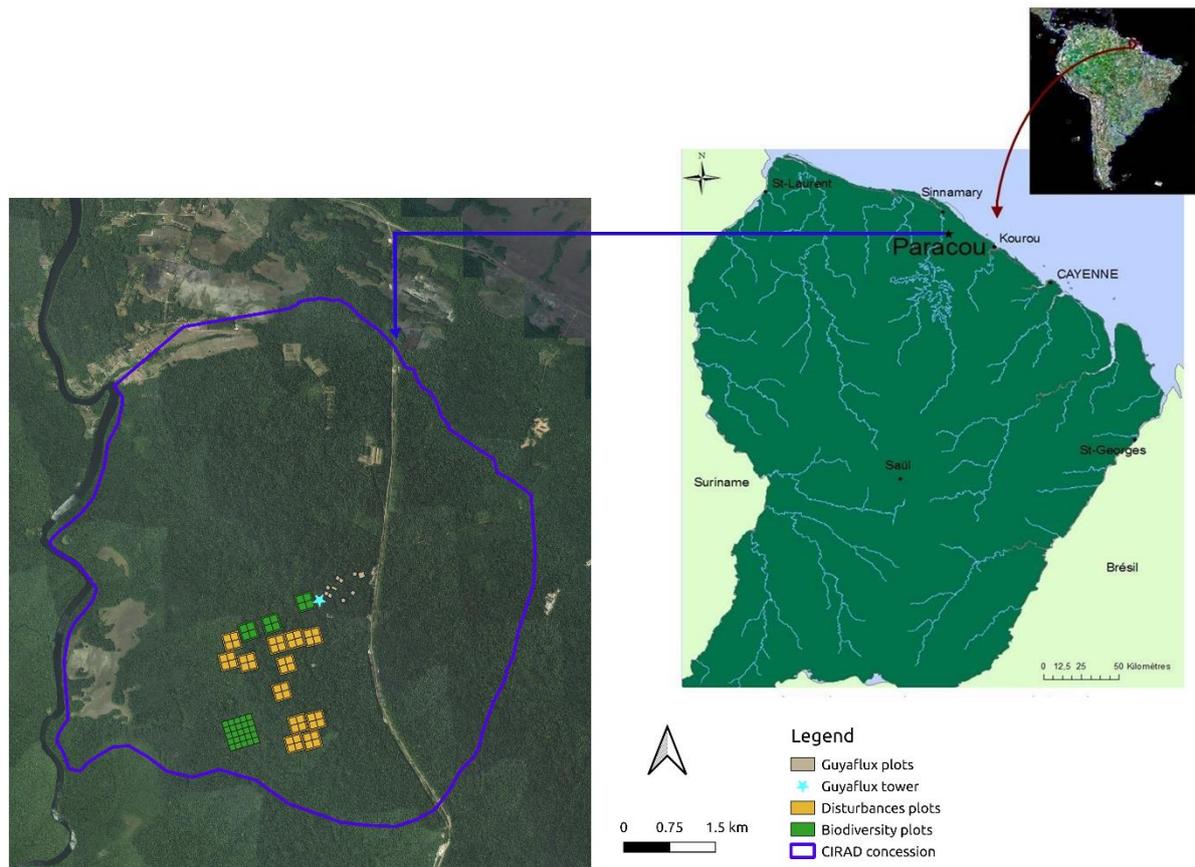


Figure 3-2 : Localisation de la zone d'étude. Source : Ebengo et Dourdain (2021).

3.1.2. Contexte climatique

Paracou se caractérise par un climat de type équatorial humide, fortement influencé par le mouvement de la Zone de Convergence Intertropicale. La pluviométrie et ses fluctuations y constituent donc le facteur déterminant du climat. Une pluviosité moyenne de 3041 mm par an a été estimée entre 1991 et 2001. Cette zone se caractérise par deux saisons, une saison sèche d'aout a novembre, et une autre saison pluvieuse le reste de l'année. Tout au long de l'année,

les températures sont stables. Elles atteignent une moyenne de 26°C avec des variations inférieures à 2°C d'un mois à l'autre. L'humidité atmosphérique est très élevée (80 à 90%).

3.1.3. Type de végétation

La végétation présente sur le site de Paracou correspond à celle d'une forêt tropicale de plaine sur terre ferme de type *Caesalpinaceae*. Ces forêts que l'on trouve dans le bouclier guyanais sont dominées par les familles de *Leguminosae-Caesalpinioideae*, *Lecythidaceae*, *Chrysobalanaceae* et *Sapotaceae*. Des inventaires, réalisés sur le réseau de parcelles principal du site couvrant une surface de 118.75 ha, ont révélé une grande diversité spécifique avec plus de 750 espèces d'arbres identifiées. Une description exhaustive du site expérimental est disponible sur la page web dédiée ⁷.

3.1.4. Dispositif expérimental et réseaux de parcelles de Paracou

Installée entre 1982 et 1984, la station de Paracou était initialement un dispositif expérimental mis en place par le CIRAD (Centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement) pour le suivi forestier des perturbations occasionnées par des opérations sylvicoles. Au fur et à mesure, il est devenu un site de recherche unique pour la communauté scientifique internationale en écologie des forêts tropicales. Un large éventail de recherches basées notamment sur des questions de modélisation écologique, d'écologie fonctionnelle, de télédétection et de biodiversité dans le contexte du changement global y ont été réalisées à ce jour. On note au moins 100 publications scientifiques chaque année s'appuyant sur les données collectées ou les infrastructures offertes par la station expérimentale, notamment un réseau de parcelles faisant l'objet d'un suivi régulier, comprenant des inventaires exhaustifs à l'espèce effectués tous les 1 à 2 ans pour chaque parcelle depuis plus de 35 ans pour les parcelles les plus anciennes, complétés par la géolocalisation précise des individus, la mesure du diamètre à la hauteur de la poitrine, et pour un certain nombre de parcelles d'un traitement particulier (**Figure 3-3**) (Gourlet-Fleury et al., 2004).

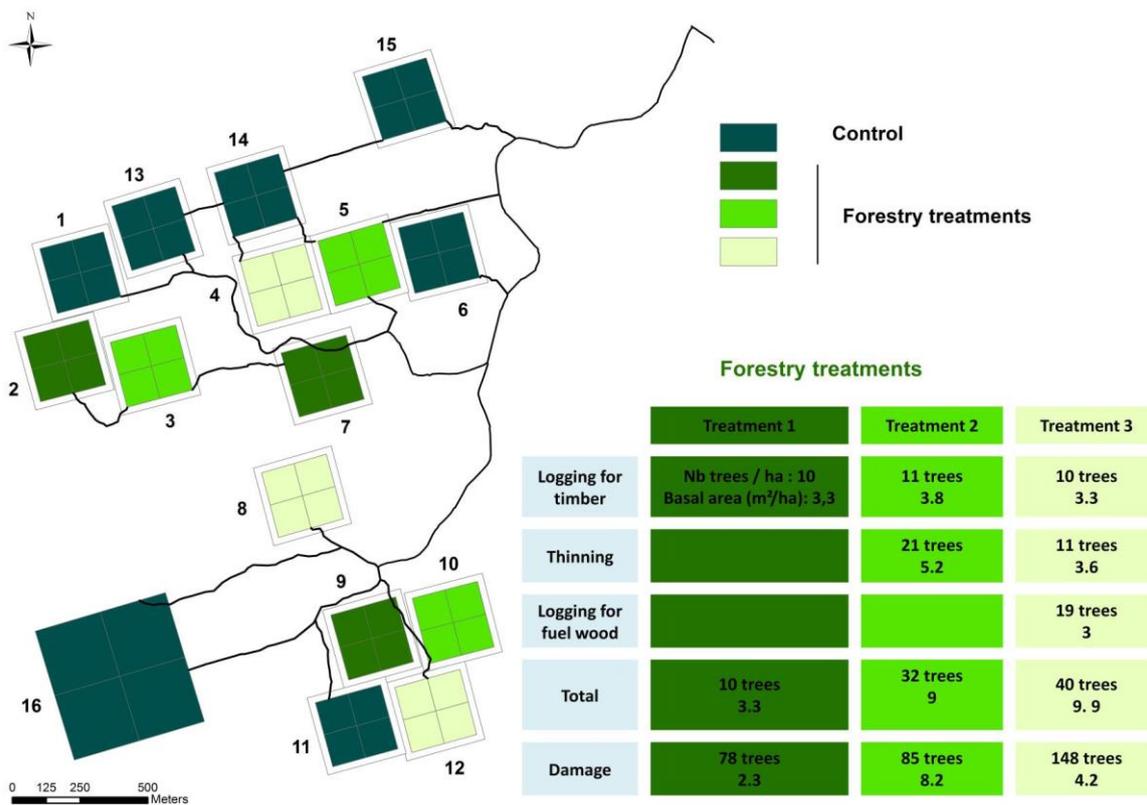


Figure 3-3: Description détaillée du dispositif expérimental de Paracou et des traitements sylvicoles. Source : A. Dourdain.

3.1.5. Sélection des sites d'étude

Nous avons sélectionné deux sites d'étude compris dans les parcelles de forêt témoin non perturbées, dimensionnées pour répondre aux différents aspects de notre analyse (**Figure 3-4**) :

- Une parcelle de 80 × 80 m, Site A (parcelle Guyaflux) dédiée à l'ajustement des modèles statistiques pour l'estimation des propriétés biochimiques de la végétation ;
- Une parcelle de 300 × 300 m, Site B (P15 dans la zone d'étude) dédiée à la comparaison des simulations aux données expérimentales.

3.2. Données utilisées

Différents types de données ont été exploités dans le cadre de ce travail de thèse. Comme précisé dans la section précédente, les données de terrain correspondant aux inventaires forestiers sont des données collectées régulièrement sur le réseau de parcelles de Paracou, et représente la donnée *in situ* de référence, complétée et précisée par un travail d'observation de terrain et d'analyse de données de télédétection décrit dans cette section.

Les données de télédétection utilisées pour ce travail sont issues d'une campagne aéroportée réalisée en septembre 2016, financée par le CNES et le Centre d'étude de la biodiversité en Amazonie (Labex CEBA) dans le cadre de la préparation de deux missions satellites :

- La mission hyperspectrale BIODIVERSITY (anciennement appelé HYPXIM)
- La mission LiDAR LEAF (Lidar for Earth and Forests).

Cette campagne a conduit à l'acquisition simultanée de données d'imagerie hyperspectrale, d'imagerie RVB (canaux rouge, vert et bleu) à très haute résolution spatiale (THRS), et de données LiDAR.

La préparation de ces deux missions pour le suivi des milieux de forêts tropicales a aussi fait l'objet du financement de deux projets TOSCA (Terre, océan, surfaces continentales et atmosphère) : le projet HyperTropik, pour la préparation de la mission BIODIVERSITY, et le projet LEAF-EXPEVAL pour la préparation de la mission LEAF, qui ont permis de financer une campagne de collecte de données *in situ*, réalisée conjointement à la campagne aéroportée et permettant de compléter ou préciser les données d'inventaire en vue de leur exploitation conjointement aux données acquises durant la campagne aéroportée. L'ensemble des données mobilisées dans le cadre de ce travail est détaillé ci-dessous.

3.2.1. Données hyperspectrales aéroportées

L'acquisition des données d'imagerie hyperspectrale aéroportées a été réalisée à l'aide de deux imageurs hyperspectraux, dont la combinaison permet de couvrir un domaine spectral allant de 414 nm à 2500 nm, généralement défini comme le domaine VSWIR (visible to shortwave infrared) :

- Le capteur *Hypex VNIR-1600* (Hypex NEO, Skedsmokorset, Norway) permet de couvrir les domaines visible et proche infrarouge (Visible to Near InfraRed, VNIR) de 415 nm à 1000 nm avec 160 bandes spectrales, avec une distance d'échantillonnage spectral de 3.64 nm.
- Le capteur *Hypex SWIR-384* (Hypex NEO, Skedsmokorset, Norway) permet de couvrir les domaines proche infrarouge et infrarouge ondes courtes (NIR-SWIR) de 1000 nm à 2500 nm avec 288 bandes spectrales, avec une distance d'échantillonnage spectral de 5.45 nm.

Ces deux capteurs ont été installés sur un châssis commun, installés dans un appareil bi-moteur Beech King Air B200. L'installation des capteurs, leur calibration, l'organisation des acquisitions, le suivi des conditions météo et un certain nombre de prétraitements des données ont été effectués par la compagnie Hytech-Imaging.

L'acquisition a été réalisée à une altitude de 900 m environ, par temps clair le 19 septembre 2016, entre 15h et 17h heure solaire, les conditions atmosphériques empêchant de réaliser une acquisition plus proches du midi solaire. L'ensemble du réseau de parcelles de Paracou a été couvert par 23 lignes de vol. Dans le cadre de cette étude, nous nous sommes focalisés sur les acquisitions du capteur VNIR. Le prétraitement des données hyperspectrales a été effectué à l'aide de la chaîne de prétraitement intégrée HYPIP® de Hytech-Imaging. La chaîne de traitement HYPIP® intègre les solutions PARGE et ATCOR-4 de ReSe⁸. La calibration radiométrique a été réalisée à l'aide des paramètres de calibration statiques du constructeur. Les images ont été orthorectifiées et géoréférencées à l'aide du logiciel PARGE en utilisant un modèle numérique de surface (MNS) produit à partir du nuage de points LiDAR acquis simultanément aux acquisitions hyperspectrales (cf. **3.2.2, Figure 3-4**). Les zones non couvertes par le LiDAR ont été traitées à partir des données SRTM-30⁹. Une correction atmosphérique a été effectuée à l'aide du logiciel ATCOR-4 (Schläpfer and Richter, 2017) pour produire une réflectance de canopée (TOC) avec une résolution spatiale de 1 m pour les données VNIR. Le modèle d'aérosols de type RURAL (Kim and Boatman, 1990) a été utilisé. Ces prétraitements ont été réalisés par Hytech Imaging.

⁸ <http://www.rese.ch/products/parge/>

⁹ https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-digital-elevation-shuttle-radar-topography-mission-srtm-1-arc?qt-science_center_objects=0#qt-science_center_objects

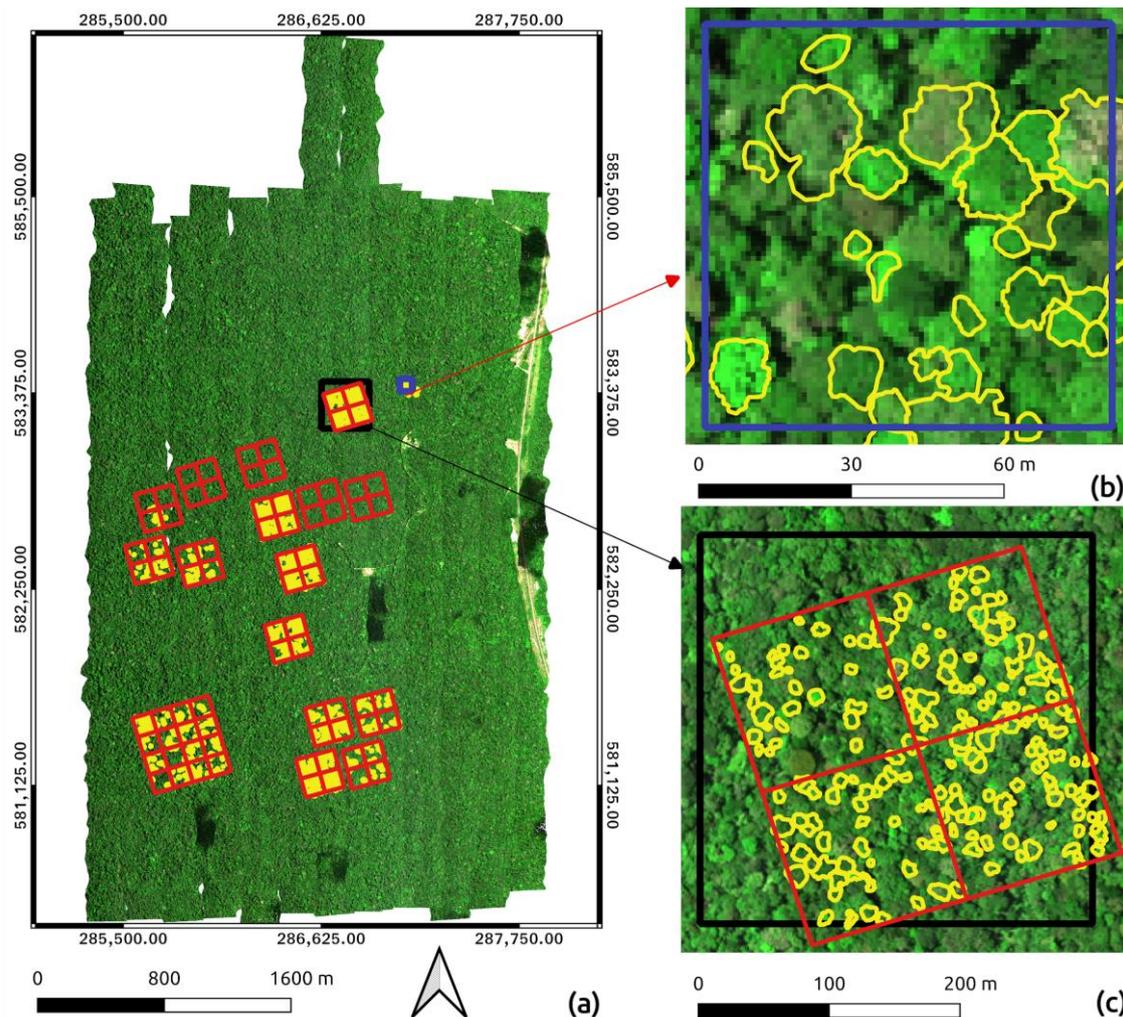


Figure 3-4: Composition colorée Rouge, Vert et Bleu (RVB) de l'imagerie aéroportée acquise (R : 665 nm, V : 560 nm, B : 490 nm) : (a) sur le site d'étude ; (b) Site A ; (c) Site B. les couronnes d'arbres individuelles délinéées sont représentées par des polygones jaunes. Source : Ebengo et al. (2021).

3.2.2. Données LiDAR aéroportées

Les données LiDAR aéroportées ont été acquises avec un RIEGL LMS Q780 simultanément aux données hyperspectrales. La fréquence d'émission laser (Laser Pulse Repetition rate) était DE 400 KHZ ET l'angle de balayage de $\pm 30^\circ$, assurant une densité d'impulsions moyenne de 33 tirs/m². Un filtrage de nuages de points a été appliqué pour supprimer les points correspondant à la classe 7 selon les *ASPRS Standard Lidar Point classe*¹⁰, une classe permettant d'identifier les points bas ('Low Point'), correspondant à des points anormalement bas détectés sous le niveau du sol en raison de phénomènes de réflexions multiples rallongeant le trajet et le temps de retour du signal LiDAR.

¹⁰ <https://www.asprs.org/divisions-committees/lidar-division/laser-las-file-format-exchange-activities>

3.2.3. Image THRS

Les données d'imagerie visible THRS (**Figure 3-5**) ont été acquises à l'aide d'une caméra iXu 180 Phase One. La résolution spatiale finale de la mosaïque orthorectifiée est de 10 cm.

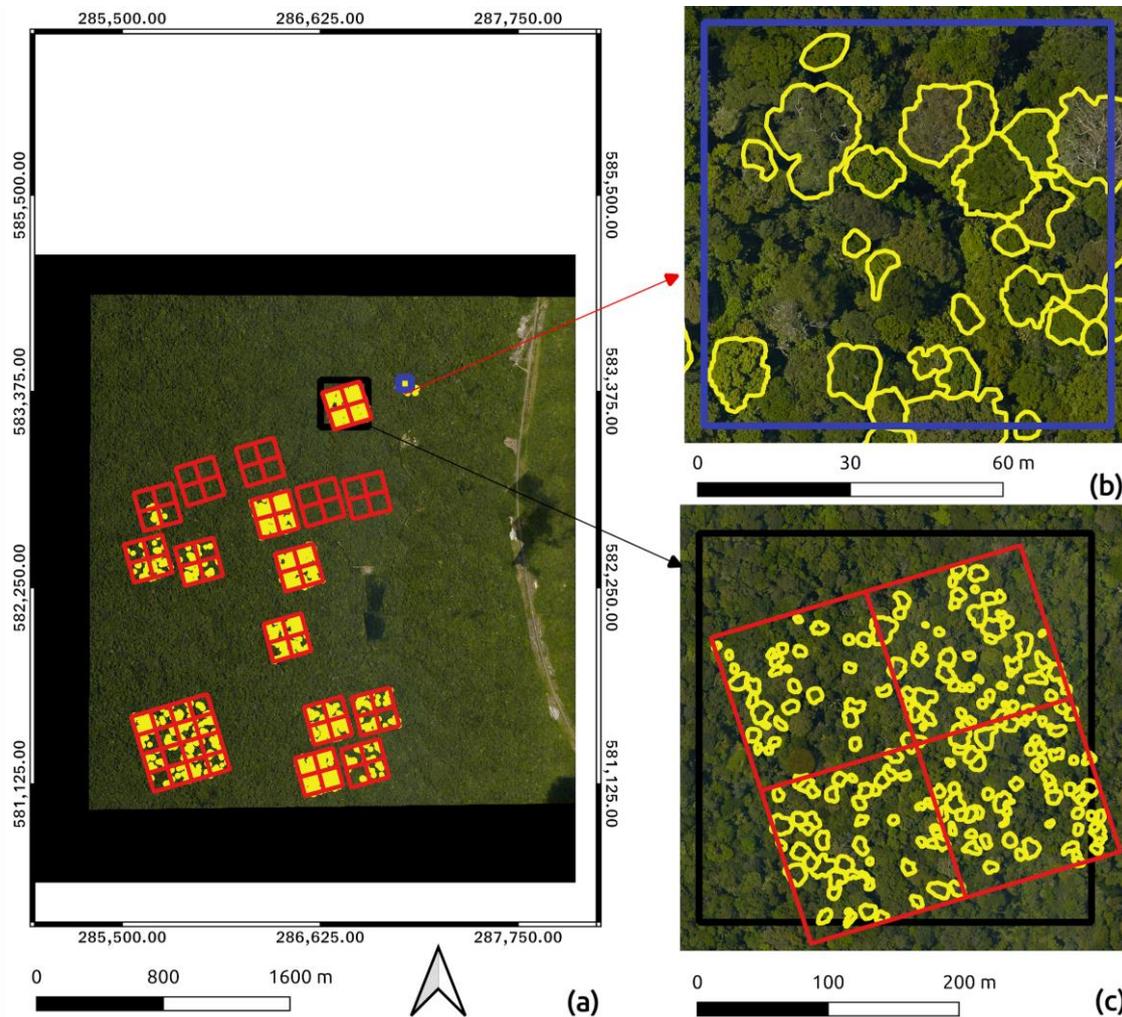


Figure 3-5: Illustration de données d'imagerie THRS acquise dans la zone d'étude. : (a) sur le site d'étude ; (b) Site A ; (c) Site B. Les couronnes d'arbres individuelles délimitées sont représentées par des polygones jaunes. Source : Ebengo (2021).

3.2.4. Couronnes individuelles délimitées

La délimitation manuelle des couronnes émergentes de la canopée a été réalisée sur la base d'une interprétation visuelle de l'image THRS, combinée à un modèle de hauteur de la canopée dérivé de l'ALS. L'identification des espèces correspondantes a été réalisée grâce aux données d'inventaires. Cette délimitation a été validée lors des relevés de terrain (Aubry-Kientz et al., 2019; Laybros et al., 2020, 2019). Plus de 1296 couronnes ont ainsi été délimitées dans la zone couverte par l'acquisition de l'image hyperspectrale. Le **Tableau 3-1** fournit les statistiques descriptives des couronnes individuelles délimitées (Individual Tree Crowns, ITC) caractérisant

chaque espèce. Notre analyse s'est concentrée sur les couronnes utilisées comme support aux activités de modélisation réalisées sur le site B. La Figure 3-6 illustre l'abondance des ITC de chaque espèce dans la zone d'étude et nos sites d'études.

Tableau 3-1 : Statistiques descriptives correspondant aux ITC délinéées dans les parcelles expérimentales de Paracou. Source : Ebengo (2021).

Species	Code	ITC abundance	Number of pixels	Min pixels	Max pixels	Means pixels per crown
<i>Bocoa prouacensis</i>	BP	24	1296	12	133	50
<i>Couratari multiflora</i>	CM	49	2472	8	178	50
<i>Dicorynia guianensis</i>	DG	111	10568	12	282	95
<i>Eperua falcata</i>	EF	108	7415	0	188	69
<i>Eperua grandiflora</i>	EG	74	5813	11	224	79
<i>Eschweilera sagotiana</i>	ES	146	6613	8	164	45
<i>Goupia glabra</i>	GB	26	3175	19	342	122
<i>Inga alba</i>	IA	26	2045	15	209	79
<i>Jacaranda copaia</i>	JC	24	924	15	93	38
<i>Licania alba</i>	LA	47	1940	0	104	41
<i>Licania heteromorpha</i>	LH	29	969	5	115	33
<i>Moronobea coccinea</i>	MC	28	1676	2	115	60
<i>Pradosia cochlearia</i>	PC	169	21039	8	673	124
<i>Qualea rosea</i>	QR	206	21348	10	341	104
<i>Recordoxylon speciosum</i>	RS	71	4653	19	123	66
<i>Sextonia rubra</i>	SR	34	3632	25	445	107
<i>Tachigali melinonii</i>	TM	51	4959	20	343	97
<i>Tapura capitulifera</i>	TC	32	724	5	47	23
<i>Vouacapoua americana</i>	VA	42	2497	12	142	59

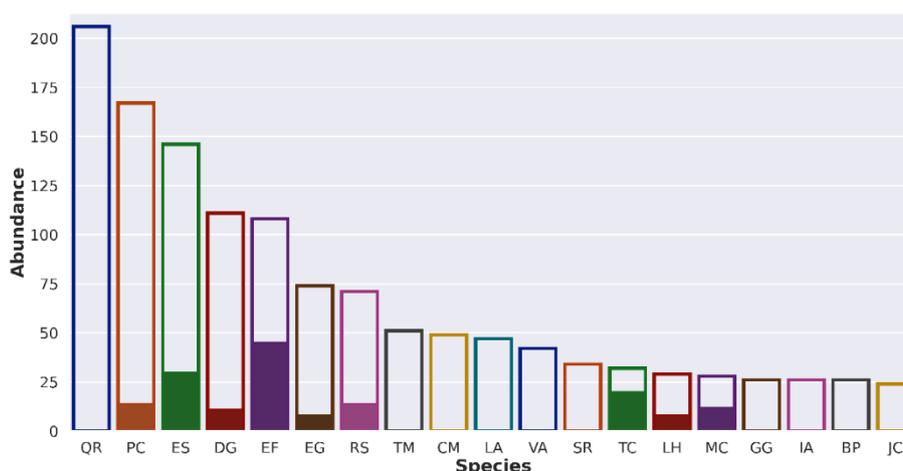


Figure 3-6: Abondance spécifique des couronnes émergente délinéées dans la canopée. Les rectangles colorés correspondent à l'abondance des ITC par espèce rencontrée sur le Site B. Les espèces utilisées dans les analyses sont caractérisées par des rectangles remplis. Source : Ebengo (2021).

Les analyses réalisées dans cette étude ont porté sur une partie des ITC correspondant aux Sites A et B (**Tableau 3-2** et Figure 3-6).

Tableau 3-2: Statistiques descriptives des ITC correspondant aux espèces délimitées dans les sites A et B. Source : Ebengo et al. (2021).

Species	Number of ITCs	Number of pixels	Mean number of pixels per ITC
Site A			
<i>Bocoa prouacensis</i>	1	72	72
<i>Dicorynia guianensis</i>	1	53	53
<i>Eschweilera sagotiana</i>	5	286	57
<i>Licania alba</i>	1	83	83
<i>Licania heteromorpha</i>	2	44	22
<i>Pradosia cochlearia</i>	2	433	216
<i>Sextonia rubra</i>	2	223	111
<i>Vouacapoua americana</i>	6	387	64
<i>Total</i>	20	1581	85
Site B			
<i>Dicorynia guianensis</i>	11	1147	104
<i>Eperua falcata</i>	45	3102	68
<i>Eperua grandiflora</i>	8	694	86
<i>Eschweilera sagotiana</i>	30	1270	42
<i>Licania heteromorpha</i>	8	251	31
<i>Moronobea coccinea</i>	12	609	50
<i>Pradosia cochlearia</i>	14	1538	109
<i>Recordoxylon speciosum</i>	14	944	67
<i>Tapura capitulifera</i>	20	707	35
<i>Total</i>	162	10262	66

3.3. Outils utilisés

3.3.1. Voxelisation de données ALS – AMAPVox

Pour générer des entrées pour la modélisation du transfert radiatif, les nuages de points ALS et les Modèles Numériques de Terrain (MNT) associés ont été traités avec la plateforme *AMAPVox v.1.7.3-BETA*¹¹, qui produit une représentation voxelisée d'une scène forestière à partir des données ALS ou TLS (Vincent et al., 2017). *AMAPVox* suit chaque impulsion laser à travers une grille 3D (espace voxelisé) du haut de la canopée jusqu'au dernier coup enregistré. La zone d'échantillonnage effective de chaque impulsion laser (ou fraction d'impulsion en cas de coups multiples) est calculée à partir de la section de faisceau théorique (une fonction de la distance du laser et de la divergence du faisceau laser) et de la fraction de faisceau restante entrant dans un voxel. Dans le cas où plus d'un coup est enregistré pour une impulsion donnée,

<http://amap-dev.cirad.fr/projects/amapvox>

alors on suppose que la surface interceptée par chaque coup (« hit area ») est égale à l'inverse du nombre total de coups multiplié par la section du faisceau. Ces informations sont combinées avec la longueur du chemin optique de chaque impulsion entrant dans un voxel pour calculer la transmittance locale par voxel.

3.3.2. *Simulation des propriétés optiques des feuilles – Modèle de feuilles PROSPECT (Leaf Optical Properties Spectra)*

Nous avons utilisé le modèle PROSPECT (Jacquemoud and Baret, 1990) pour simuler les propriétés optiques foliaires. PROSPECT permet de simuler la réflectance et la transmittance directionnelles-hémisphériques foliaires à partir d'un nombre limité de paramètres biophysiques et biochimiques. Il est basé sur le modèle de couche généralisé Allen et al. (1970) : une feuille est représentée comme un empilement de couches élémentaires identiques caractérisées par un coefficient d'absorption et un indice de réfraction, définis sur le domaine optique de 400 nm à 2500 nm. Les propriétés de diffusion de la feuille sont contrôlées par le paramètre de structure de la feuille (N), qui correspond au nombre de couches élémentaires dans la feuille, séparées par N-1 couches d'air. Le choix de ce modèle a été réalisé pour plusieurs raisons. Tout d'abord, ce modèle est le modèle le plus répandu pour la modélisation des propriétés optiques de la végétation foliaire, que ce soit seul pour des études à l'échelle de la feuille (Féret et al., 2011; le Maire et al., 2004), ou bien à l'échelle de la canopée lorsqu'il est couplé à des modèles de réflectance de canopée (Jacquemoud et al., 2009; Malenovsky et al., 2013; Q. Zhang et al., 2006). Plusieurs versions du modèle PROSPECT sont disponibles, différant par le nombre de constituants pris en compte pour la simulation des propriétés optiques : la version initiale du modèle PROSPECT (Jacquemoud and Baret, 1990) ne prend en compte que la chlorophylle et l'eau comme constituants foliaires, avec comme paramètres d'entrée le contenu surfacique en chlorophylle et le contenu surfacique en eau, autrement appelé Equivalent Water Thickness (EWT); plusieurs versions non distribuées au public intègrent les propriétés d'absorption de certains constituants de la matière sèche (cellulose, hémicellulose, amidon, protéines, lignine), individualisées ou regroupées permettant de définir un unique paramètre de contenu surfacique en matière sèche, correspondant au LMA; PROSPECT-5 (Feret et al., 2008) permet de prendre en compte les chlorophylles et les caroténoïdes de manière indépendante ; PROSPECT-D (Féret et al., 2017) introduit les anthocyanes en plus des chlorophylles et caroténoïdes ; enfin PROSPECT-PRO (Féret et al., 2021) permet de décomposer l'absorption associée au LMA en deux familles de constituants distinctes : les protéines et les constituants organiques, possédant un squelette carboné (Carbon

Based Constituants, CBC). Enfin, pour chacune de ces versions du modèle, un coefficient d'absorption spécifique correspondant aux pigments bruns (F. Baret, communication personnelle) peut être introduit afin de prendre en compte l'influence sur les propriétés optiques de ces pigments présents uniquement à la phase de senescence des feuilles.

Dans le cadre de ce travail, nous avons utilisé PROSPECT-D, complété par la prise en compte des pigments bruns afin de bénéficier du maximum de constituants foliaires disponibles influant sur le domaine spectral VNIR.

3.3.3. Outils de modélisation du transfert radiatif 3D – DART

Le modèle DART (2.4.5) a été utilisé pour simuler des données d'imagerie hyperspectrale aéroportée. Les scènes 3D utilisées pour ces simulations ont été obtenues par la voxelisation des données ALS par *AMAPVox*, suivie des post-traitements décrits en section 3.4.1. DART a été paramétré en mode « flux tracking » pour simuler la réflectance de canopée, avec le soleil et l'atmosphère comme seules sources de rayonnement (direct et diffus). La topographie a été définie avec un modèle numérique de surface produit à partir des données ALS. Un spectre de litière générique a été utilisé pour définir les propriétés optiques de la surface du sol (2.2.5.7). Le transfert radiatif a été simulé dans l'atmosphère, ce qui a permis de calculer la fraction de rayonnement diffus pour chaque bande spectrale. Des simulations ont été réalisées pour 135 bandes allant de 415 nm à 902 nm, suivant les caractéristiques instrumentales de l'acquisition aéroportée pour les sites A et B. Les informations spectrales correspondant aux bandes spectrales supérieure à 902 nm ont été éliminées en raison leur faible rapport signal/bruit. La hauteur et le champ de vision du capteur, les angles solaires zénithal ainsi que la résolution spatiale ont été réglés en fonction de la géométrie d'acquisition pendant la campagne aéroportée.

3.3.4. Plateforme de simulation PROSPECT et DART – *pytools4DART*

Le package python *pytools4dart* ¹² (F. de Boissieu) a été développé pour préparer des simulations ayant des dimensions, un nombre de paramètres ou un niveau de complexité non gérable avec l'interface graphique DART. Des exemples typiques sont la production de maquettes 3D de complexité importante ou d'objets et des milliers de propriétés optiques (par exemple des données LiDAR voxelisées intersectées avec des traits biochimiques spécifiques

de la couronne), ou la spécification de centaines de bandes spectrales pour simuler un capteur hyperspectral.

3.4. Méthodes

L'ensemble des méthodes décrites dans cette section ont pour objectif de tirer avantage des données et des outils de traitement et de modélisation présentés dans les sections précédentes, afin d'identifier les stratégies les plus appropriées permettant de mettre au point des simulations dites 'réalistes' au regard d'un certain nombre de critères de comparaison avec des données expérimentales. Nous décrivons ici les différentes étapes permettant de définir la structure 3D des scènes forestières, de valider la géométrie du système soleil – capteur, de prendre en compte la fraction de végétation non photosynthétique (fraction of Non Photosynthetic Vegetation, NPVf) (2.2.5.6) et la chimie foliaire de la fraction photosynthétique (2.2.5.1). Enfin, nous décrivons les critères qui nous permettront de comparer et juger du caractère réaliste des simulations obtenues en suivant les différents scénarios permettant de prendre en compte ces différentes composantes de la simulation.

3.4.1. *Reconstruction de la structure forestière : la Maquette 3D*

La structure forestière intégrée dans la maquette 3D permet de définir une densité de végétation (ou d'éléments à définir) pour chaque voxel. Pour estimer la densité de végétation, la transmittance issue de la voxelisation des données ALS a été convertie en densité de surface végétale par voxel (Plant Area Density, PAD - $m^2.m^3$) en appliquant l'approximation du milieu turbide de Beer-Lambert (Tymen et al., 2017) résultant de la distribution 3D de la densité de la végétation. Ici, nous avons utilisé une taille de voxel uniforme de $1 m^3$ (1 m x 1 m x 1 m), compatible avec la résolution spatiale de l'acquisition hyperspectrale. La distribution 3D brute de PAD obtenue à partir d'AMAPVox nécessite d'appliquer deux étapes de post-traitement pour améliorer la description de la structure horizontale et verticale de la canopée (Pimmasarn et al., 2020; Schneider et al., 2019; Vincent et al., 2017). Les deux étapes de post-traitement appliquées aux maquettes produites avec AMAPVox sont les suivantes :

- **Correction des phénomènes d'occlusion des voxels de la partie inférieure de la canopée :** ces voxels sont souvent mal échantillonnés en raison de l'extinction progressive du faisceau laser (occlusion) lors de sa progression dans les couches de la canopée. Cela se traduit par une variance d'échantillonnage élevée et conduit à une grande incertitude sur l'estimation de la transmittance locale et du PAD correspondant.

Une ré-estimation hiérarchique de la transmittance basée sur un modèle linéaire mixte a été réalisée afin de minimiser cette incertitude et d'ajuster le PAD.

- **Application d'un facteur d'atténuation** : afin de compenser la pénétration limitée obtenue par le LiDAR LMS Q780 à 900 m qui pourrait conduire à une surestimation de la densité de végétation, un facteur d'atténuation de 0.8 a été appliqué aux PAD après correction des phénomènes d'occlusion. Ce facteur a été fixé de manière à s'adapter au profil d'extinction obtenu sur la même zone en opérant à basse altitude (450 m) (G. Vincent, en préparation).

Différentes procédures sont proposées dans le logiciel *AMAPVox* pour l'estimation de la transmittance locale (Vincent et al., 2021). Dans la présente étude, nous avons utilisé une résolution numérique pour calculer, pour chaque voxel la transmittance, ou probabilité d'écart *Pgap*, à partir des **Equations (4) et (5)**.

La probabilité d'écart par unité de longueur de trajet par direction de vue θ ne dépend que du rapport de projection du feuillage et de la densité de la surface végétale PAD ($m^2.m^{-3}$). L'**Equation (5)** n'a pas de solution analytique. Une solution numérique permet ainsi de la résoudre l'**Equation (4)**.

$$Pgap = e^{-G(\theta)*PAD} \quad (4)$$

La fonction de projection $G(\theta)$ dépend aussi du LIDF qui compte également parmi les facteurs importants, influençant les propriétés de la structure de la canopée **(2.2.5.6)** (Li et al., 2018; J. Liu et al., 2019; Schneider et al., 2014). Cependant, les données disponibles n'ont pas permis d'inclure la LIDF estimée dans nos simulations, et nous avons utilisé un LIDF uniforme correspondant à la distribution sphérique. C'est la fonction la plus largement utilisée car elle offre un calcul simple de la fonction de projection, égale à 0.5 dans n'importe quelle direction (J. Liu et al., 2019).

$$\sum_i^n BFent_i * S_i * Pgap^{l_i} = \sum_i^n BFout_i * S_i \quad (5)$$

Avec : *Pgap* la transmittance par unité de longueur de trajet optique.

l_i la longueur de trajet optique potentiel de l'impulsion i (du point d'entrée au point de sortie attendu).

S_i la section croisée de l'impulsion i , calculée au centre du voxel.

BFent and *BFout* étant la fraction de surface du faisceau entrant et sortant du voxel.

L'équation ci-dessus montre que la P_{gap} estimé par unité de longueur d'un voxel est la valeur qui donne le taux de transmission de la lumière (étant donné la longueur de trajet réelle et la surface effective de toutes les impulsions contributives). Il est égal au taux de transmission observé.

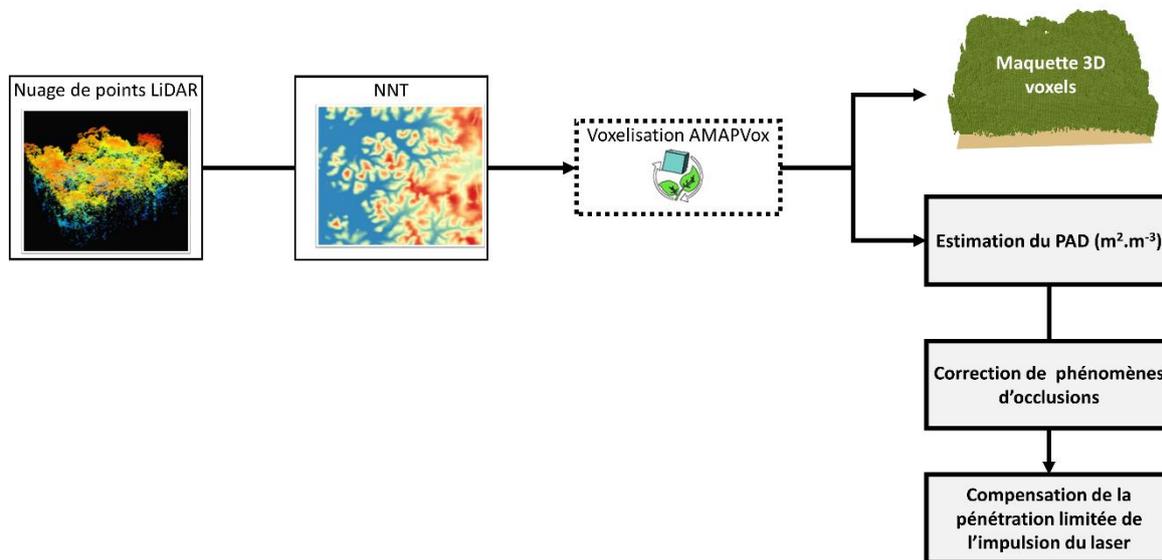


Figure 3-7: Procédure suivie pour la reconstruction de la structure forestière en 3D à partir de données ALS ; Source : Ebengo (2021).

3.4.2. Définition de la géométrie d'acquisition

La prise en compte précise de la géométrie d'acquisition est un paramètre clé dans la production de simulations réalistes, que nous cherchons à valider à l'aide de données d'imagerie aéroportées. Cette géométrie d'acquisition définit notamment la présence et la position des zones d'ombre qui comptent parmi les principales sources de variation de la réflectance de la canopée. Alors que l'angle zénithal du soleil est fonction de l'heure et de la localisation géographique, la définition de l'angle azimutal décrivant la position du soleil par rapport à une référence dans le plan horizontal nécessite une attention particulière lors d'une simulation réalisée avec DART. En effet l'orientation géométrique utilisée dans le système de navigation terrestre définit un angle azimutal croissant en suivant le sens des aiguilles d'une montre, avec une référence (0°) définie dans la direction Nord, alors que l'orientation géométrique définie dans DART définit un angle azimutal croissant en suivant le sens inverse des aiguilles d'une montre, avec une référence (0°) définie dans la direction sud (**Figure 3-8**).

Nous avons effectué une série de simulations permettant de quantifier l'influence de la géométrie solaire sur la position des ombres. L'objectif de cette analyse de sensibilité est de vérifier que la position du soleil telle que définie d'après l'heure de l'acquisition et sa

localisation permet de minimiser les différences existant entre mesure et simulation pour la distribution des ombres. Pour cela, nous avons d’abord défini l’angle de zénith solaire d’après la position solaire calculée au moment de l’acquisition, soit 23.5 degrés par rapport à l’axe normal à la surface. Puis nous avons couvert l’ensemble des angles azimutaux solaires entre 0.0 et 360.0 degrés avec un pas de 5.0 degrés, soit 72 valeurs d’angles azimutaux.

Les sites étudiés présentant une densité de végétation importante (cf. section 2.2.5), il est attendu que le niveau d’ensoleillement des pixels influence particulièrement la réflectance dans le domaine NIR. Nous avons donc défini un seuil de réflectance de 20% pour différencier les pixels à l’ombre des pixels ensoleillés (Ferreira et al., 2018), pour les données expérimentales comme pour les données simulées. Dans nos analyses nous avons utilisé les pixels éclairés par le soleil dans les simulations DART et l’acquisition hyperspectrale afin de réduire la confusion induite par un faible éclairage (Asner, 2008). Les pixels ensoleillés ont été définis comme des pixels avec une réflectance à 874 nm supérieure à 20%.

Pour chacune des 72 géométries identifiées, nous avons produit des simulations avec DART à partir de la scène 3D correspondant au site B, pour la bande spectrale centrée à 874.0 nm. Nous avons ensuite comparé la distribution spatiale des pixels à l’ombre obtenue à partir de l’acquisition expérimentale avec celle obtenue pour chaque simulation en utilisant deux critères :

- La proportion de pixels identifiés à l’ombre dans les données expérimentales et dans les données simulées. Ce critère est supposé atteindre une valeur maximum lorsque l’angle azimutal solaire de la simulation correspond à celui de la prise de vue.
- La proportion de pixels ensoleillés dans les données expérimentales et ombragés dans la simulation. Ce critère est supposé atteindre une valeur minimum lorsque l’angle azimutal solaire de la simulation correspond à celui de la prise de vue.

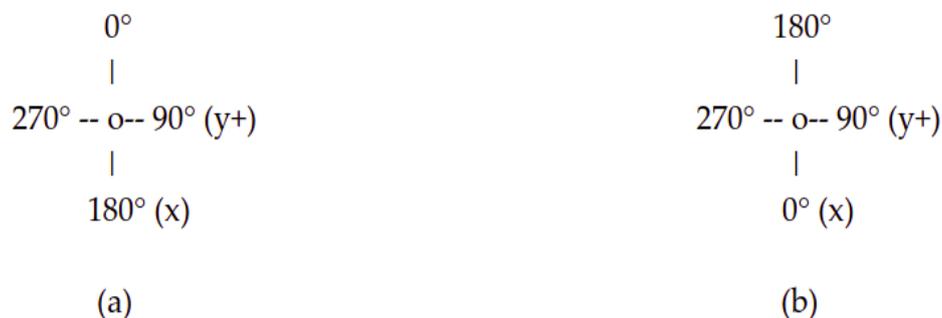


Figure 3-8: Orientation des scènes dans le système de navigation terrestre (a) et dans le système DART (b). Source : Ebengo et de Boissieu (2021).

3.4.3. Définition de la phénologie des arbres

Le stade de développement des arbres doit être pris en compte lors du calcul d'indices spectraux en vue de déterminer la teneur en différents pigments du feuillage. En effet, le calcul d'indices spectraux visant à estimer la teneur en pigments foliaires à des individus partiellement ou totalement défoliés risque de fournir des résultats incohérents, et de provoquer un biais dans l'analyse de la distribution de cette teneur en pigments associée. Nous avons donc décidé de différencier les arbres foliés et les arbres défoliés préalablement à notre analyse. Pour ce faire, nous avons d'abord identifié un ensemble d'ITC correspondant à des individus défoliés et foliés sur la base d'une analyse visuelle d'imagerie THRS. Cette identification visuelle a abouti à une identification non ambiguë et l'élaboration d'une base de données (SDA.db) de 10 individus défoliés, et 20 individus comme étant entièrement foliés et non sénescents. Ensuite nous avons utilisé la distribution du NDVI des arbres foliés et défoliés pour en dériver des intervalles associés en vue de répartir l'ensemble de pixels d'individus foliés et défoliés. Nous avons aussi utilisés ces 10 individus défoliés, et 20 individus foliés dans la définition de la végétation non photosynthétique (voir 3.4.4.1).

3.4.4. Intégration des éléments non photosynthétiques

Chaque voxel de la scène 3D est caractérisé par un PAD spécifique. Ce PAD correspond à la surface totale de végétation par voxel, y compris les feuilles, les branches et les tiges. L'intégration verticale du PAD correspond au Plant Area Index (PAI) (Bréda, 2003; Calders et al., 2018). Le PAI est également défini comme la somme du LAI et de l'indice de surface boisée (Wood Area Index, WAI), sous l'hypothèse d'un couvert homogène, à l'exclusion des effets d'agrégation des feuilles, ou « clumping » (Bréda, 2003). Le LAI est un paramètre clé à considérer pour les études physiologiques, écologiques et climatologiques (Chen and Black, 1992). Les forêts primaires sont caractérisées par une NPVf correspondant aux feuilles mortes et aux éléments ligneux comme les troncs, les branches réparties dans les cimes des arbres, les brindilles et le bois mort sur pied (Siitonen, 2001). Zhu et al. (2018) ont montré une surestimation du LAI par un LiDAR terrestre, allant de 3.0 % à 31.9 % selon que les éléments ligneux étaient considérés ou non, avec des différences observées entre divers types de forêts. Calders et al., (2018) ont analysé la relation entre le PAI effectif (ePAI), le LAI effectif (eLAI) et le WAI effectif (eWAI), qui corrige l'effet du clumping, en utilisant le modèle de lancer de rayon *librat* Monte Carlo. Ils ont obtenu une relation linéaire entre eLAI et la différence entre ePAI et eWAI. Cependant, aucune complémentarité stricte n'a été obtenue entre ces trois

indices de surface, la structure ligneuse étant préférentiellement masquée par les feuilles. La prise en compte de l'effet relatif de ces éléments ligneux est particulièrement difficile lors de l'utilisation de la modélisation par transfert radiatif (Woodgate et al., 2016) car il s'agit d'importants composants qui absorbent et diffusent les photons (Asner, 1998). La prise en compte de leur réponse spectrale et leur distribution 3D dans une scène forestière doit être considérée dans les approches de transfert radiatif.

Dans notre étude, nous proposons deux approches permettant de prendre en compte le NPVf dans nos simulations, qui se basent sur deux hypothèses distinctes.

- Hypothèse 1 ('hypothèse de NPVf constant'): ici, on fait l'hypothèse que le NPVf correspond à une proportion relativement stable du PAD dans les voxels végétalisés, dans le cas où les arbres ne montrent pas de signes de défoliation ou de senescence. Cette hypothèse permet donc d'envisager de dériver un WAD moyen à partir de la distribution de PAD obtenue pour les couronnes défoliées. Les maquettes dérivées des mesures LiDAR peuvent permettre de dériver un NPVf moyen à partir du rapport entre le PAD moyen obtenu pour une sélection de couronnes défoliées et le PAD moyen obtenu pour une sélection de couronnes foliées sans signe de défoliation ni de senescence.
- Hypothèse 2 ('hypothèse de radiométrie') : les éléments non photosynthétiques contribuent à la réflectance de la canopée et peuvent être quantifiée comme d'autres propriétés biophysiques, par exemple à l'aide de méthodes simples comme des indices spectraux.

Chacune de ces hypothèses présente des limites dues aux approximations sur lesquelles elles reposent. Cependant, dans une logique d'intégration du NPVf à nos simulations, afin de tester l'hypothèse 1, il est nécessaire d'identifier dans un premier temps un jeu de couronnes foliées et un jeu de couronnes défoliées (voir **3.4.3**).

Dans le cas de l'hypothèse 2, la contribution du NPVf à la réflectance est ajustée en fonction d'un critère radiométrique à définir. Cette NPVf peut être définie par le biais d'un constituant avec des propriétés optiques propres complémentaire du feuillage, ou bien par le biais d'un constituant foliaire caractérisé par un coefficient d'absorption spécifique permettant de reproduire les propriétés d'absorption des constituants non photosynthétiques. Comme mentionné en section **3.3.2**, le modèle PROSPECT inclut une famille de constituants foliaires permettant de simuler les propriétés optiques de feuilles sénescents, les pigments bruns. L'ajustement du contenu en pigments bruns foliaire pour prendre en compte l'effet du NPVf sur la réflectance simulée permet d'ajuster plus finement la composition en un constituant en

fonction de considérations radiométriques, et non pas structurales, ce qui semble a priori plus favorable à des simulations réalistes, sous réserve que les propriétés d'absorption des pigments bruns n'induisent pas de phénomènes d'absorption non désirés, aboutissant à des artefacts ou des biais systématiques. Cette hypothèse ne prend pas en compte explicitement la présence d'éléments 'bois' dans le couvert, et suppose donc l'égalité entre PAI et LAI.

Nous avons également défini un scénario de référence permettant de comparer l'effet de ces deux approches. Dans ce scénario de référence, le PAD est exclusivement défini par des feuilles dont la teneur en pigments bruns est nulle. Ce scénario identifié comme $NPVf_0$ correspond donc à une $NPVf$ nulle. Le scénario correspondant à la première hypothèse est identifié comme $NPVf_{WAD}$, et le scénario correspondant à la seconde hypothèse est identifié comme $NPVf_{C_{brown}}$. Chacun des scénarios relatifs aux différentes hypothèses est développé dans la suite de cette section.

3.4.4.1. Hypothèse de $NPVf$ constant

La définition du WAD à partir de la maquette voxelisée repose sur deux hypothèses. Premièrement, le PAD est défini comme la somme de la densité de la superficie boisée (Wood Area Density, WAD) et du LAD ; bien que la littérature ait montré que cette hypothèse est incorrecte lors de la prise en compte de l'agrégation des feuilles et des branches (Bréda, 2003; Calders et al., 2018). Nous avons utilisé une représentation forestière 3D basée sur des voxels individuels caractérisés par un milieu turbide sans prendre en compte cette agrégation. Deuxièmement, la contribution du WAD au PAD est supposée proportionnellement constante. Cette hypothèse n'est pas validée par des observations expérimentales, mais cette simplification est imposée par l'impossibilité de différencier avec précision le bois et les feuilles à partir des données ALS.

Afin d'ajuster la proportion de WAD dans chaque voxel, nous avons d'abord identifié un ensemble d'ITC correspondant à des individus défoliés et foliés sur la base d'une analyse visuelle d'imagerie THRS. Cette identification visuelle a abouti à une identification non ambiguë de 10 individus défoliés, et 20 individus comme étant entièrement foliés et non sénescents. Ensuite, nous avons extrait le PAD correspondant aux trois voxels les plus élevés de la maquette 3D, et nous avons calculé le PAD moyen à partir des voxels foliés et défoliés. Nous avons défini le WAD de référence comme le rapport entre le PAD moyen des voxels défoliés et le PAD moyen des voxels foliés, en supposant que le WAD correspondant au PAD pour les couronnes défoliées était représentatif du WAD correspondant aux couronnes foliées. Afin de tenir compte du fait que la structure ligneuse est préférentiellement masquée par les

feuilles, nous avons également testé un rapport WAD / PAD intermédiaire correspondant à la moitié du rapport WAD / PAD de référence. Ce scénario intermédiaire sera appelé $NPVf_{WAD/2}$.

3.4.4.2. Hypothèse de radiométrie

Dans la seconde approche, nous avons fait l'hypothèse d'une végétation composée uniquement de feuilles. En suivant cette hypothèse, le PAI était donc assimilable au LAI, et nous avons défini un indice spectral afin d'estimer la teneur en pigments bruns correspondant à chaque pixel à partir de la réflectance mesurée. Cette approche est basée sur l'hypothèse que la contribution radiométrique des éléments non photosynthétiques dans un voxel peut être comparée à la contribution radiométrique des pigments bruns, qui absorbent dans le domaine VIS-NIR. L'introduction de pigments bruns entraîne une diminution du pic de réflectance observé dans le domaine spectral correspondant au vert, et plus remarquablement une augmentation moins brusque de la réflectance dans le red-edge. L'influence des pigments bruns dans le domaine du red-edge peut être utilisée pour définir un indice spectral reliant la réflectance de la canopée à la teneur en pigments bruns des feuilles. La définition de cet indice spectral et la procédure utilisée pour ajuster le modèle de régression liant la réflectance du couvert à la teneur en pigment des feuilles sont décrites dans la section **3.4.5**.

3.4.5. Estimation de teneurs en pigments

3.4.5.1. Estimation de teneurs en pigments foliaires

Le contenu en pigments foliaires est l'un des principaux facteurs influençant les propriétés optiques mesurées à l'échelle de la feuille et à l'échelle de la canopée, dans le domaine visible du spectre électromagnétique, et dans une moindre mesure dans le domaine du proche infrarouge (Asner, 1998). Une grande variété de méthodes a été proposée pour permettre d'estimer la teneur en pigment foliaire à partir de la réflectance de la canopée. Verrelst et al. (2019) ont proposé une classification de ces méthodes en quatre catégories (**Figure 3-9**) :

- (i) les régressions paramétriques, qui s'appuient sur des relations simples (type relation linéaire ou polynomiale) existant entre un indicateur calculé à partir des données de réflectance, comme un indice spectral, et une propriété biophysique de la végétation ;
- (ii) les régressions non paramétriques, basées sur des méthodes statistiques multivariées ou d'apprentissage automatique qui permettent d'ajuster un modèle directement à partir des données spectrales et des variables biophysiques;

(iii) les inversions de modèle de transfert radiatif (RTM) utilisant l'optimisation numérique et les approches dites look-up table et

(iv) les méthodes hybrides, qui combinent l'utilisation d'un RTM pour simuler une base de donnée d'apprentissage avec un modèle statistique ou d'apprentissage automatique s'appuyant sur ces simulations pour ajuster un modèle de régression plus ou moins complexe appartenant à l'une des deux premières catégories.

Les régressions paramétriques basées sur des indices de végétation et des modèles linéaires ou polynomiaux ajustés à partir de données expérimentales sont les méthodes les plus simples dans leur mise en œuvre pour estimer la teneur en pigment (Blackburn, 1998; Gitelson and Solovchenko, 2018; Gitelson et al., 2009). Cependant, l'ajustement de ces modèles empiriques nécessite une grande quantité de données de terrain. Les approches hybrides fournissent un moyen de surmonter cette dépendance aux données de terrain dans la phase d'ajustement du modèle. Ces approches nécessitent malgré tout d'employer une stratégie d'échantillonnage et un algorithme d'apprentissage appropriés. Les mesures de terrain restent cependant importantes pour la validation de ces modèles de régression.

Dans le cadre de ce travail, n'ayant pas accès aux mesures terrain permettant d'ajuster des modèles de régression à partir de données expérimentales, nous avons mis en place une **méthode hybride** en privilégiant la simplicité de mise en œuvre pour l'estimation de la teneur en pigments foliaires à partir des données d'imagerie hyperspectrale.

Tout comme la réflectance, les indices spectraux sont sensibles à de multiples facteurs. Si judicieusement définies, la forme de l'indice et les bandes spectrales sélectionnées permettent cependant de maximiser la sensibilité à une propriété d'intérêt, tout en réduisant la sensibilité aux autres facteurs. La méthode proposée pour l'estimation de pigments foliaires s'appuie sur la définition 1) d'indices spectraux sensibles à la composition des feuilles en constituants d'intérêt, ici les pigments foliaires chlorophylle, caroténoïdes, anthocyanes et pigments bruns ; 2) d'une stratégie d'échantillonnage des combinaisons de pigments foliaires ; 3) d'une stratégie d'intégration dans des simulations permettant de produire des données de réflectance de canopée correspondant au milieu étudié avec le modèle DART. Cette méthode est décrite dans la section suivante.

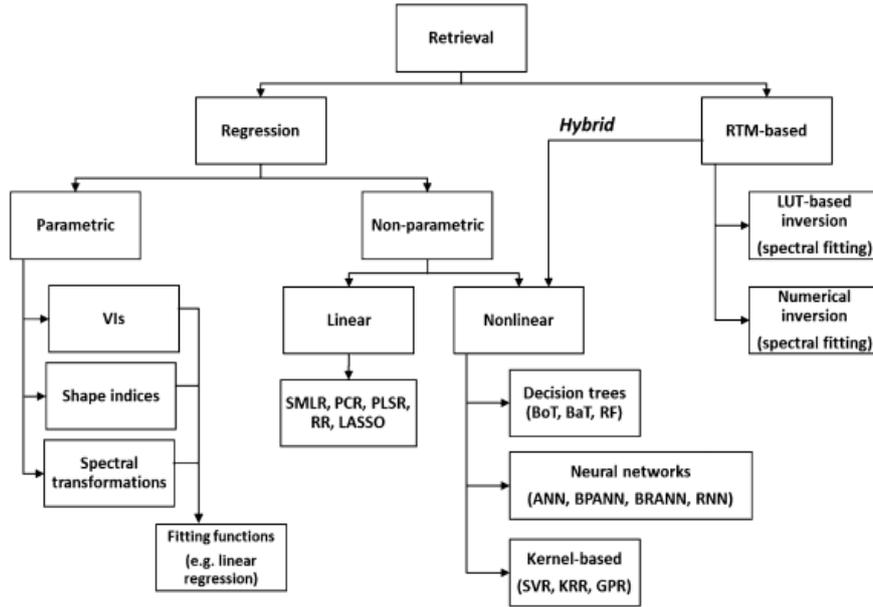


Figure 3-9: Méthode d'estimation des teneurs en pigments par télédétection. Source : Verrelst et al. (2019).

3.4.5.2. Définition des indices spectraux pour l'estimation des pigments foliaires

Des modèles à trois bandes ont été proposés dans la littérature pour estimer C_{ab} , C_{xc} et C_{anth} à partir de données de télédétection (Gitelson et al., 2006). Ces indices spectraux ont été appliqués à un large éventail d'écosystèmes, y compris les forêts (Schneider et al., 2017; Zheng et al., 2021). Dans notre étude, nous avons émis l'hypothèse que C_{ab} pouvait être estimé sur la base de l'indice de chlorophylle (Chlorophyll Index, CI) (**Equation (6)**), C_{xc} pourrait l'être sur la base de l'indice de réflectance des caroténoïdes (Carotenoid Reflectance Index, CRI) (**Equation (7)**) et C_{anth} pourrait être estimé sur la base de l'indice d'anthocyanes (Anthocyanin Reflectance Index, ARI) (**Equation (8)**) (Gitelson et al., 2006).

$$CI = \frac{R_{760-800}}{R_{690-725}} - 1 \quad (6)$$

$$CRI = \left(\frac{1}{R_{510-520}} - \frac{1}{R_{690-710}} \right) \times R_{760-800} \quad (7)$$

$$ARI = \left(\frac{1}{R_{530-570}} - \frac{1}{R_{690-710}} \right) \times R_{760-800} \quad (8)$$

avec $R_{\lambda_1-\lambda_2}$ la réflectance moyenne dans le domaine spectral défini par λ_1 et λ_2 en nm.

En raison du manque d'indice spectral de C_{brown} documenté dans la littérature, nous avons défini un indice de réflectance des pigments bruns (Brown Pigment Index, BPI) (**Equation (9)**) basé sur la réflectance mesurée dans les domaines red-edge et NIR. La bande spectrale sélectionnée dans le red-edge était centrée à 750 nm, ce qui conduit à une absorption négligeable de C_{ab} par rapport à C_{brown} .

$$BPI = \frac{R_{850} - R_{750}}{R_{850} + R_{750}} \quad (9)$$

Hormis les teneurs en pigments, toutes les autres propriétés chimiques et structurales des feuilles correspondant aux paramètres d'entrée PROSPECT-D ont été fixées à une valeur par défaut uniforme sur toute la scène ($N=1.8$, $LMA = 0.012 \text{ g.cm}^{-1}$, $EWT=0.012 \text{ cm}^{-1}$).

3.4.5.3. *Echantillonnage des combinaisons de pigments foliaires*

Les distribution et co-distribution de contenu en pigments foliaires issues de différentes bases de données expérimentales (Féret et al., 2011) ont été utilisées dans le cadre de cette étude pour générer un jeu de données synthétiques suite au manque de données terrain suffisamment représentatives pour estimer les teneurs en pigments foliaires. Un ensemble de combinaisons de contenu en chlorophylles a+b par unité de surface foliaire (C_{ab}) et en caroténoïdes par unité de surface foliaire (xanthophylles – carotènes : C_{xc}) a été tiré aléatoirement en suivant une distribution normale multivariée afin de prendre en compte la corrélation importante entre ces deux pigments dans la végétation. Le contenu en anthocyanes par unité de surface foliaire (C_{anth}) a été défini par tirage aléatoire suivant une distribution log normale sans prendre en compte de co-distributions. Enfin, Le contenu en pigments bruns par unité de surface foliaire (C_{brown}) a été défini par tirage aléatoire suivant une distribution normale, là aussi sans prendre en compte de co-distributions.

3.4.5.4. *Simulations de réflectance de canopée correspondant au contexte de notre étude.*

La finalisation des simulations utilisées pour produire une base de données permettant d'ajuster des modèles de régression pour l'estimation du contenu en pigments foliaires, nécessitait l'utilisation de paramètres de canopée comparables à ceux de nos données. Nous avons donc

utilisé le site A comme site dédié aux simulations pour l'ajustement des modèles de régression reliant la valeur des indices spectraux aux contenus en pigments foliaires. Nous avons tiré profit des données ALS permettant une description précise du LAI, de la structure 3D et des conditions géométriques d'acquisition de la végétation. Nous avons effectué des simulations DART afin d'ajuster les modèles de régression liant les indices de végétation à la teneur en pigment des feuilles dans le contexte d'un couvert hétérogène. Nous avons suivi les indications de paramétrage global pour la configuration instrumentale et la définition de la structure de la canopée définie ci-dessus afin de produire un ensemble de données de formation nécessaire pour ajuster les modèles de régression pour l'estimation de la teneur en pigment foliaires basé sur la structure de la canopée définie pour le site A.

Nous avons généré 6400 combinaisons de teneurs en pigments (C_{ab} , C_{xc} , C_{anth} , C_{brown} ,) que nous avons ensuite attribuées à chacun des pixels de la scène de 80x80 m décrivant le site A. Les mêmes teneurs en pigments ont été attribuées à tous les voxels à la verticale de chacun des pixels de l'image. Une fois les combinaisons de pigments associées à chaque voxel, nous les avons intégrées dans les différents scénarios permettant de prendre en compte la NPVf (cf. section 3.4.4) et nous avons fait tourner les simulations correspondant à chacune des configurations étudiées. Les simulations ainsi obtenues nous ont permis de calculer pour chaque pixel dont la teneur en pigment était connue chacun des indices spectraux définis plus tôt, puis d'ajuster une relation pour chaque pigment et chaque scénario de NPVf.

3.4.5.5. *Application des modèles pour l'estimation de la teneur en pigments*

Une fois les modèles de régression ajustés, nous les avons appliqués au site B afin de déterminer la teneur en pigments de chacun des pixels selon les différentes modalités de prise en compte de la NPVf. Nous avons ensuite produit une base de données de propriétés optiques foliaires correspondant à ces différentes combinaisons à l'aide de *pytools4dart*. Cette base de données est directement assimilable par DART, grâce au paramétrage de *pytools4dart* qui permet d'associer des propriétés optiques foliaires à chaque voxel de la scène 3D.

Une fois les combinaisons de pigments associées à chaque pixel, nous les avons intégrées dans les différents scénarios tenant compte de la NPVf lors de la simulation de l'acquisition hyperspectrale sur le site A, y compris l'ajustement d'un modèle pour C_{ab} , C_{xc} , et C_{anth} pour $NPVf_0$, $NPVf_{WAD}$ et $NPVf_{WAD/2}$, et un ajustement supplémentaire d'un modèle pour C_{brown} pour $NPVf_{C_{brown}}$. Une fois les pigments des feuilles estimés, nous les avons intégrés dans PROSPECT-D à l'aide de *pytools4dart* pour simuler les propriétés optiques foliaires. Ensuite,

nous avons effectué des simulations DART en utilisant les quatre scénarios NPVf afin de simuler les données d'imagerie hyperspectrale.

Nous avons ajusté les modèles de régression linéaire entre la teneur en pigment des feuilles et chacun des indices spectraux calculés à partir de la réflectance de la canopée en utilisant uniquement des pixels éclairés par le soleil. La différence entre les pixels ombragés et éclairés par le soleil est basée sur un seuil de réflectance de 20% dans la bande spectrale NIR centrée à 800 nm. La **Figure 3-10** illustre la procédure utilisée pour ajuster les modèles de régression pour l'estimation de la teneur en pigments des feuilles à partir d'indices spectraux, et pour estimer les teneurs en pigments à partir de l'image hyperspectrale aéroportée sur le site B sur la base de ces modèles de régression.

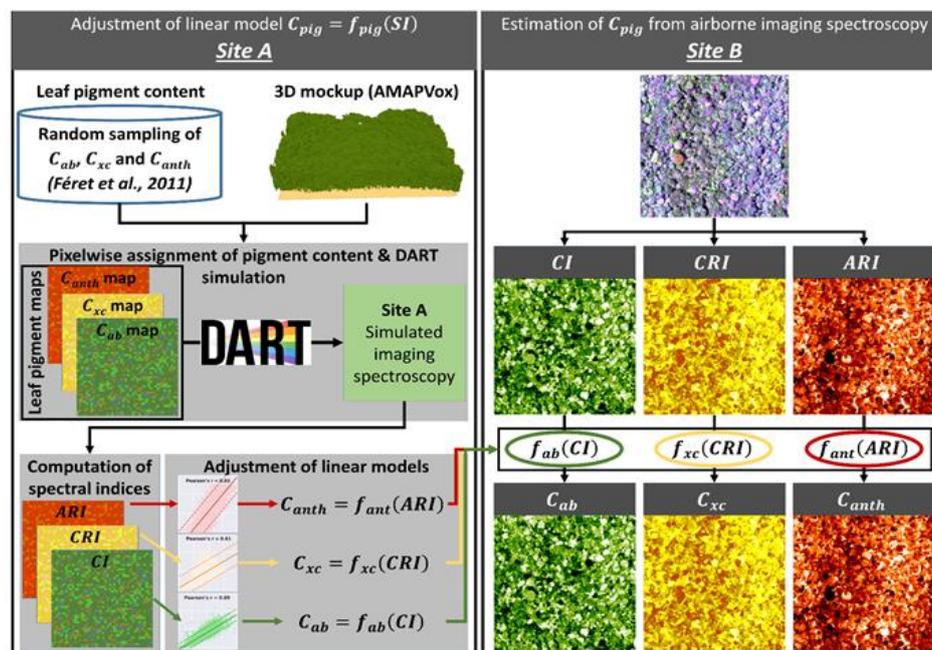


Figure 3-10: Procédure suivie pour attribuer la teneur en pigment des feuilles aux simulations. Le panneau de gauche décrit l'ajustement des modèles linéaires liant la teneur en pigment aux indices spectraux correspondant sur base des simulations DART réalisées sur le site A. Le panneau de droite décrit l'estimation des teneurs en pigment sur base de l'imagerie hyperspectrale aéroportée acquise sur le site B, à partir des modèles linéaires ajustés sur le site A. Source : Ebengo et al. (2021).

3.4.6. Définition de scénarios d'intégration de l'hétérogénéité des propriétés optiques des feuilles

La variabilité spatiale de la réflectance de la canopée à l'échelle intra-individu, intraspécifique et interspécifique a été rapportée dans la littérature (Zhang et al., 2006). La simulation de la variabilité dans la réflectance de la canopée mesurée avec une très haute résolution spatiale nécessite de déterminer l'échelle à laquelle l'hétérogénéité spatiale des propriétés optiques

foliaires doit être prise en compte. Nous avons réalisé une étude de sensibilité pour analyser l'influence de l'hétérogénéité spatiale des propriétés optiques foliaires sur la variabilité spectrale dans la réflectance de canopée. Pour cela, nous avons exploité les informations relatives aux teneurs en pigments estimées à l'échelle du pixel grâce aux modèles issus d'indices spectraux ajustés par notre méthode hybride (**section 3.4.5**). En combinant ces cartes de teneurs en pigments définies à l'échelle du pixel, et la base de données de couronnes individuelles délinées, nous avons alors défini trois échelles d'intégration de l'hétérogénéité spatiale des propriétés optiques foliaires (Leaf Optical Properties, LOP) dans des simulations de transfert radiatif :

- Échelle du pixel (LOP_{pixel}) : les propriétés optiques foliaires assignées à chaque pixel dans la simulation s'appuient sur les teneurs en pigments définie pour ce pixel.
- Échelle de la couronne d'un individu (LOP_{TC}) : les propriétés optiques foliaires sont identiques pour chacun des pixels compris dans les couronne ayant fait l'objet d'une délinéation. Pour cela, la teneur en chacun des pigments moyenne à l'échelle de la couronne est calculée, puis les propriétés optiques communes sont définies sur la base de ces valeurs moyennes.
- Échelle de l'espèce (LOP_{species}) : les propriétés optiques foliaires sont identiques pour chacun des pixels de chaque individu d'une même espèce, pour l'ensemble de couronnes ayant fait l'objet d'une délinéation. Pour cela, la teneur en chacun des pigments moyenne à l'échelle de l'espèce est calculée, puis les propriétés optiques communes sont définies sur la base de ces valeurs moyennes.

La **Figure 3-11** illustre ces différents scénarios. Nous avons ensuite comparé la réflectance de canopée simulée par le modelé DART en suivant les différents scénarios avec les acquisitions expérimentales correspondantes en nous basant sur un certain nombre de critères définis dans la section suivante.

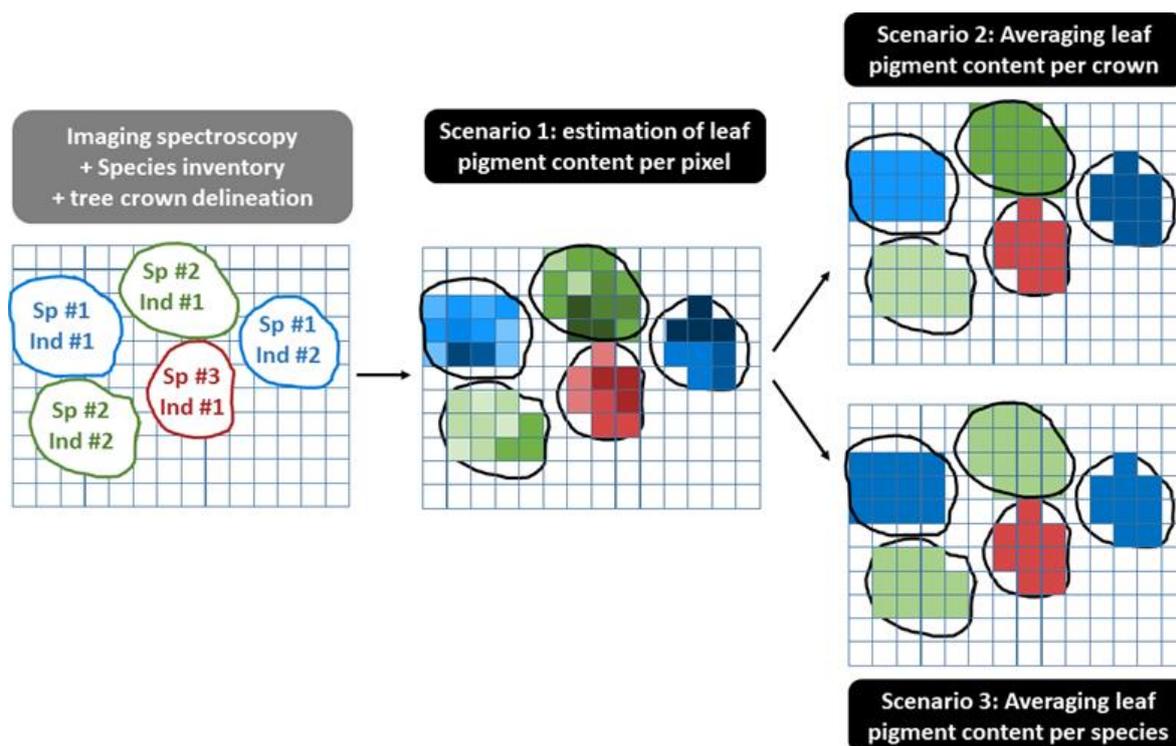


Figure 3-11: Scenarios d'intégration de propriétés optiques foliaires aux simulations. Source : Ebengo et Féret (2021).

3.4.7. Comparaison des simulations aux données expérimentales

Nous avons comparé l'acquisition hyperspectrale aux données simulées à l'aide de différents niveaux d'information. Le premier niveau d'information s'appuie uniquement sur une comparaison radiométrique 'directe', incontournable dans la perspective de la validation de données simulées, en comparant la réflectance simulée pour chaque pixel avec celle de ce même pixel issu des données expérimentales. La dimension appliquée de notre travail requiert d'investiguer plus en détail certaines propriétés relatives aux acquisitions réalisées en milieu de forêts tropicales, et de définir des indicateurs compatibles avec la composante radiométrique et les attentes écologiques. Comme décrit dans le **Chapitre 1**, l'imagerie hyperspectrale a démontré une capacité pour la discrimination des espèces d'arbres en milieu de forêt tropicale au cours de deux dernières décennies (Baldeck et al., 2015; Clark et al., 2005; Féret and Asner, 2012; Laybros et al., 2019). Les performances obtenues pour cette application restent toutefois dépendantes de nombreux facteurs, la discrimination de certaines espèces montrant de très bonnes performances, quand d'autres montrent une très forte probabilité de confusion avec d'autres espèces, indépendamment de la quantité de données d'apprentissage. L'hétérogénéité spectrale au niveau intra individuel et intra spécifique peut expliquer en partie l'échec ou le succès d'une identification correcte. Nous avons donc mis en place i) un critère permettant de comparer la variabilité intra-individus, inter-individus au sein d'une espèce, et inter-espèce, et

ii) un critère permettant de quantifier la capacité de discrimination entre espèces à l'aide d'un algorithme de classification supervisée.

3.4.7.1. *Comparaison radiométrique*

Nous avons utilisé différents critères statistiques pour comparer la réflectance simulée par DART pour les différents scénarios avec l'image hyperspectrale dans le domaine spectral VNIR. Il s'agit de l'erreur quadratique moyenne (RMSE, **Equation (10)**) et du coefficient de détermination (R^2 , **Equation (11)**), calculés comme suit pour chaque bande spectrale du capteur :

$$RMSE(\lambda) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (R_{DART,\lambda}(i) - R_{SENSOR,\lambda}(i))^2}{n}} \quad (10)$$

$$R^2(\lambda) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (R_{DART,\lambda}(i) - R_{SENSOR,\lambda}(i))^2}{\sum_{i=1}^n (R_{SENSOR,\lambda}(i) - \overline{R_{SENSOR,\lambda}})^2} \quad (11)$$

Où $R_{SENSOR,\lambda}$ correspond à la réflectance acquise avec le capteur aéroporté pour la bande spectrale λ , $R_{DART,\lambda}$ correspond à la réflectance simulée avec DART pour la bande spectrale λ , et n correspond au nombre total de pixels ensoleillés disponibles pour la comparaison.

3.4.7.2. *Analyse de la dissimilarité spectrale*

Un certain nombre de métriques statistiques permettant de comparer l'information spectrale ou de calculer la variabilité existant au sein d'un ensemble de pixels peuvent être utilisées pour relier la diversité spectrale à la diversité végétale (Wang and Gamon, 2019). Nous avons utilisé l'angle spectral (**Equation (12)**) (Price, 1994) pour comparer la dissimilarité spectrale entre les données expérimentales et les données simulées sur les 135 bandes spectrales disponibles dans le domaine NIR. L'angle spectral a ensuite été calculé sur des pixels ensoleillés pour l'acquisition hyperspectrale et les simulations DART selon trois niveaux: (i) intracouronne : pour chaque couronne, l'angle spectral issu de toutes les combinaisons de paires 'mesure vs. simulation' a été calculé, (ii) intraspécifique : au sein des espèces pour toutes les combinaisons par paires entre la réflectance d'un individu et celle des autres individus de la même espèce, et (iii) parmi les espèces, pour toutes les combinaisons par paires entre la réflectance des couronnes d'une espèce donnée et celles de toutes les autres espèces.

Des matrices de dissimilarité ont été calculées pour l'acquisition hyperspectrale et les simulations DART. Les résultats ont été comparés entre les acquisitions aéroportées et les simulations DART en utilisant le coefficient de corrélation de Pearson et RMSE pour la dissimilarité spectrale au sein des couronnes, au sein des espèces et entre les espèces.

$$\text{Spectral angle [radian]} = \arccos \left(\frac{\int_{\lambda_a}^{\lambda_b} S_i(\lambda) \cdot S_j(\lambda) d\lambda}{\left[\int_{\lambda_a}^{\lambda_b} S_i(\lambda)^2 d\lambda \right]^{\frac{1}{2}} \cdot \left[\int_{\lambda_a}^{\lambda_b} S_j(\lambda)^2 d\lambda \right]^{\frac{1}{2}}} \right) \quad (12)$$

Où l'angle spectral entre la couronne S_i et la couronne S_j dans l'intervalle spectral compris entre λ_a et λ_b est calculé pour tous les pixels par paires de S_i et S_j . Les résultats présentés dans ce document expriment l'angle spectral en degrés. Nous avons donc appliqué un facteur multiplicatif de $180/\pi$ afin de convertir les valeurs issues de l'équation (12) en degrés.

3.4.7.3. *Discrimination d'espèces*

Un grand nombre de publications ont mis en évidence l'intérêt des données hyperspectrales pour la discrimination entre les espèces, même pour les forêts tropicales très diversifiées (Baldeck et al., 2015; Cao et al., 2016; Clark et al., 2005; Feret and Asner, 2012; Ferreira et al., 2016; Laybros et al., 2019). Cette capacité à discriminer les espèces à partir d'informations spectrales est également une propriété fondamentale des méthodes visant à estimer les indices de diversité à partir de l'hétérogénéité des informations spectrales (Féret and Asner, 2014; Schneider et al., 2017; Zheng et al., 2021). Nous avons utilisé les performances de la classification des espèces comme un indicateur du réalisme de nos données de spectroscopie d'imagerie simulée. La discrimination d'une espèce parmi d'autres ou la confusion entre espèces s'explique par l'expression de traits de végétation. Dans notre étude, nous avons appliqué la classification supervisée des espèces sur les données de spectroscopie d'imagerie expérimentales et simulées, en émettant l'hypothèse que des simulations réalistes conduiraient à une similitude dans la matrice de confusion dérivée de la classification par rapport à la matrice de confusion dérivée de données expérimentales. Nous avons utilisé l'analyse discriminante linéaire (Linear Discriminant Analysis, LDA) comme algorithme de classification supervisée afin d'effectuer la classification des espèces.

La LDA est un algorithme de classification largement utilisé en forêt tropicale (Clark et al., 2005; Ferreira et al., 2016; Laybros et al., 2019). C'est une méthode de classification paramétrique basée sur l'hypothèse de normalité des variables d'entrée. Elle vise à maximiser

la variance interclasse et minimiser la variance intraclasse, grâce à une fonction discriminante linéaire. Dans notre étude, nous avons effectué une classification sur les couronnes correspondant aux neuf espèces les plus abondantes détaillées dans le **Tableau 3-2**. Nous avons d'abord divisé le jeu de données ITC en deux jeux équilibrés en terme de nombre de couronnes. Les pixels correspondant à une moitié des couronnes de chaque espèce ont été utilisés pour la phase d'apprentissage, tandis que les pixels correspondant à l'autre moitié des couronnes de cette espèce ont été utilisés pour la validation. Cette division du jeu de données a abouti à l'utilisation de 4 à 23 couronnes par espèce pour l'apprentissage et de 4 à 22 couronnes par espèce pour la validation. La définition des jeux de données d'apprentissage et de validation au niveau de la couronne était importante afin d'éviter les phénomènes de corrélation spatiale existant entre les pixels d'une même couronne, pouvant aboutir à des performances surestimées lors de la phase de validation.

La procédure de classification impliquant la définition d'un jeu de données d'apprentissage et d'un jeu de données de validation a été répétée 100 fois afin de tenir compte de l'influence de la sélection aléatoire pour les ensembles de données d'apprentissage et de test, et la sélection des pixels utilisés pour l'apprentissage et la validation était identique entre les données de spectroscopie d'imagerie expérimentales et simulées. Des matrices de confusion moyennes ont été utilisées pour comparer le potentiel de classification des espèces à l'aide de simulations DART et l'imagerie hyperspectrale. La comparaison a été faite en utilisant le coefficient de corrélation de Pearson. Deux analyses de corrélation ont été réalisées, l'une pour comparer l'accord de la classification en utilisant les éléments de la diagonale de la matrice de confusion (précision), et une autre comparant le taux de confusion entre les espèces et en utilisant les éléments non repris dans la diagonale (erreurs de commission et d'omission). L'ensemble des résultats est présenté au chapitre suivant.

CHAPITRE 4 : Résultats : simulation de la réflectance de canopée et analyse comparative

Résumé

Dans ce chapitre nous décrivons les principaux résultats obtenus dans le cadre des travaux de cette thèse. Ces résultats sont présentés sous forme de deux parties distinctes. Dans la première partie, nous décrivons l'ensemble des résultats intermédiaires permettant de mettre en place les simulations DART et de finaliser la définition des paramètres que nous utiliserons ensuite dans la seconde partie dans le cadre d'études de sensibilité. Dans la seconde partie, nous analysons l'influence de deux facteurs de variation des propriétés de végétation sur le réalisme des simulations DART, qui sont la prise en compte des éléments non photosynthétiques de la végétation dans les simulations, et l'intégration de l'hétérogénéité spatiale des propriétés optiques foliaires.

Le travail de paramétrage fin relatif à l'intégration de l'information 3D dérivée des données LiDAR, à la validation de la géométrie d'acquisition pour obtenir une cohérence dans les zones ombragées entre mesure et simulations, ainsi qu'à la prise en compte du stade de développement des arbres a permis de tirer parti au mieux des données disponibles et de réduire les risques associés à des incertitudes fortes concernant la capacité des modèles à simuler correctement des zones à l'ombre ou des arbres défoliés. Il a aussi permis de finaliser les scénarios mis en place dans les analyses de sensibilité.

Concernant l'intégration des éléments non photosynthétiques dans les simulations, l'analyse de sensibilité a montré que le scénario s'appuyant sur l'utilisation de pigments bruns foliaires (3.4.4.2) était le plus réaliste en se basant sur les indicateurs radiométriques. Ceux s'appuyant sur l'hypothèse de NPVf constant (3.4.4.1) se sont avérés moins réalistes, avec une limite importante associée à l'impossibilité de notre méthode d'ajuster la densité de bois localement en fonction de critères radiométriques ou structuraux. La capacité à prendre en compte les dimensions structurales et radiométriques de la végétation non photosynthétique par la description des éléments ligneux et foliaires représente sans doute le scénario le plus réaliste, mais un certain nombre de défis techniques restent à relever pour cela, et le compromis proposé ici, basé sur l'absorption par les pigments bruns foliaires définie à l'aide d'un simple indice spectral apparaît ici comme un compromis acceptable.

La prise en compte de l'hétérogénéité des propriétés optiques foliaires à l'échelle du pixel a permis la production de simulations de scènes forestières montrant un niveau de réalisme satisfaisant selon nos critères. Cette analyse a aussi permis de mettre en évidence l'importance de considérer la variabilité des traits foliaires et des propriétés optiques intraespèce et intracouronne : l'hypothèse souvent utilisée dans les simulations s'appuyant sur des propriétés optiques foliaires homogènes au sein d'une espèce conduit à une surestimation extrême de la capacité de discrimination des espèces.

4.1. Partie 1: Simulation de la réflectance de canopée

4.1.1. Ajustement des paramètres de DART

Ici, par paramètres de DART nous faisons référence aux entrées du modèle dont les caractéristiques sont restées homogènes dans l'ensemble de simulations. Il s'agit de différents éléments dont:

- Les caractéristiques instrumentales
- La géométrie d'acquisition
- Le stade de développement des arbres
- La topographie
- La structure forestière 3D

Nous présentons les résultats de la reconstitution de la structure forestière 3D, de la définition de la géométrie d'acquisition et la définition du stade de développement des arbres.

4.1.1.1. Définition de la structure forestière 3D

La voxelisation des données ALS a permis de définir le profil 3D de la structure forestière et d'estimer le PAD de chaque voxel. Le PAI a été calculé pour chaque pixel des sites A et B, d'abord à partir de la maquette produite par AMAPvox, puis après chacune des étapes de post-traitement appliquées à cette maquette, d'abord pour corriger les phénomènes d'occlusion par ré-estimation hiérarchique de la transmittance, puis pour appliquer un facteur d'atténuation. Ces trois maquettes 3D correspondent aux niveaux 1, 2, et 3 d'ajustement du PAD. La **Figure 4-1** illustre la distribution du PAI résultant de ces différents niveaux d'ajustement du PAD. Le PAI variait entre 1.0 et 84.1 m²/m² pour le niveau 1, avec une valeur moyenne de 14.6 m²/m². Les ajustements successifs du niveau 2 au niveau 3 ont chacun entraîné une diminution globale du PAI. La ré-estimation hiérarchique de la transmittance a abouti à un PAI inférieur, avec des valeurs comprises entre 0.0 m²/m² et 66.0 m²/m², et une valeur moyenne de 11.8 m²/m². L'étude de la littérature suggère que les valeurs de PAI obtenues avant les étapes de réajustement appliquées à la maquette 3D produite par AMAPVox étaient peu réalistes, et que ces réajustements successifs ont permis de modifier la distribution vers des niveaux plus réalistes (Pimmasarn et al., 2020; Tymen et al., 2017; Vincent et al., 2017).

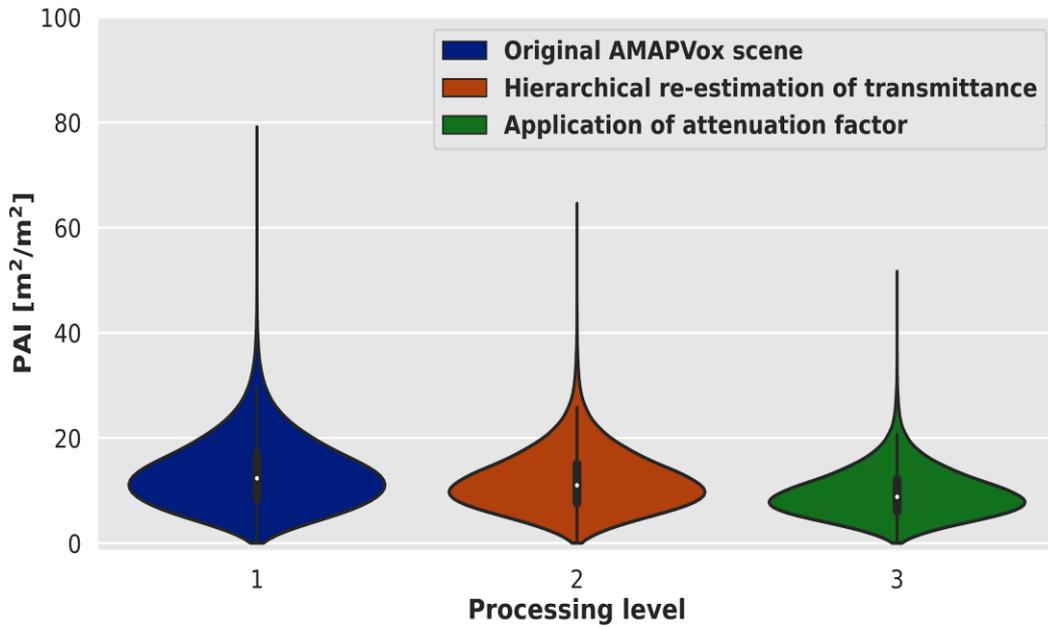


Figure 4-1: Evolution de la distribution du PAI en fonction des ajustements successifs du PAD. Les points blancs représentent les valeurs médianes du PAI. Source : Ebengo (2021).

4.1.1.2. Définition de la géométrie d'acquisition

La configuration optimale de la géométrie solaire est obtenue pour un angle azimutal de 190° selon le référentiel DART (**Figure 4-2**). Cette configuration optimale est définie comme étant la configuration maximisant les zones de chevauchement dans les ombres des données simulées et expérimentales, et minimisant la proportion d'ombres uniquement observées dans les données simulées.

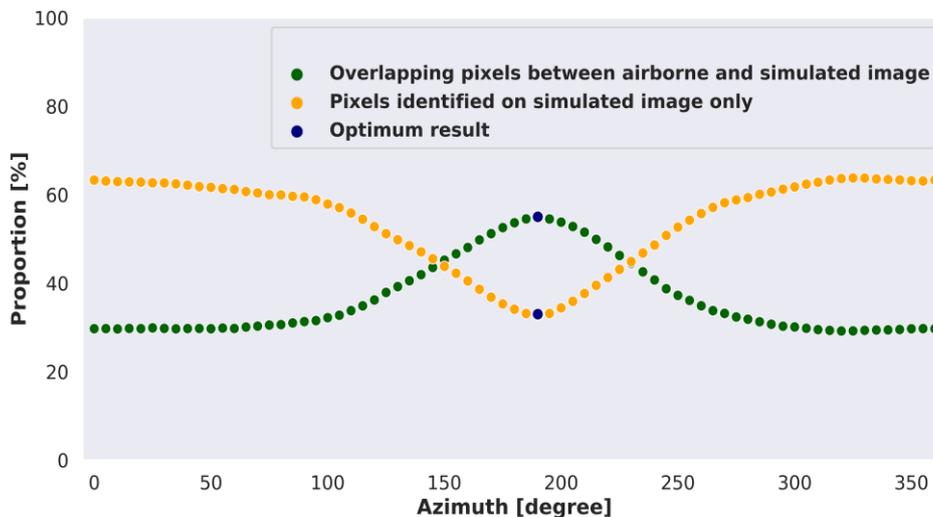


Figure 4-2: Effet de l'azimut solaire sur la distribution des ombres. Source : Ebengo (2021).

La **Figure 4-3** illustre la répartition des pixels à l'ombre et ensoleillés observés dans les simulations et les données expérimentales. La réflectance correspondant aux arbres défoliés étant très faible dans le NIR, ceux-ci étaient aussi détectés comme zones d'ombre. Dans les autres analyses notamment celles correspondant aux données spectrales, seuls les pixels ensoleillés observés à la fois dans les données simulées et expérimentales ont été pris en compte. Ils représentent 85 % de la scène étudiée.

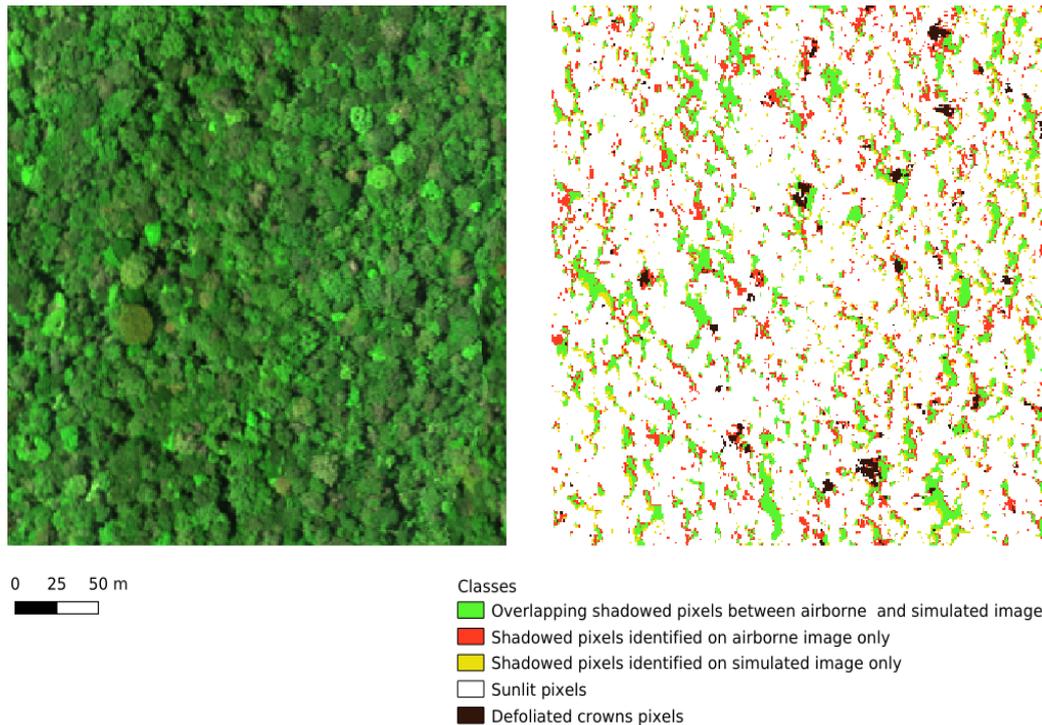


Figure 4-3: Carte de la distribution des pixels ombragés et ensoleillés à gauche : Composition colorée RVB vrai couleur de l'image hyperspectrale, à droite : carte de répartition des ombres et pixels ensoleillés. Source : Ebengo (2021).

4.1.1.3. Définition de la phénologie des arbres

La distribution de NDVI correspondant aux couronnes foliées et défoliées, identifiées et délimitées par interprétation visuelle des données d'imagerie de très haute résolution spatiale est présentée en **Figure 4.4**. La comparaison de ces distributions montre une distribution de valeurs de NDVI plus faible pour les arbres défoliés, avec des valeurs allant de 0.2 à 0.8, et une valeur moyenne de 0.6, avec une distribution normale, alors que les valeurs de NDVI obtenues pour les arbres foliés sont comprises entre 0.6 et 1.0.

Pour cette étude, il était nécessaire de pouvoir distinguer les couronnes foliées et défoliées à partir d'un critère simple. Sur la base de ces distributions de NDVI observées pour un nombre limité de ces couronnes, nous avons donc fixé un critère de défoliation basé sur la valeur de

NDVI et correspondant à 0.7, valeur en dessous de laquelle une couronne était considérée comme défoliée.

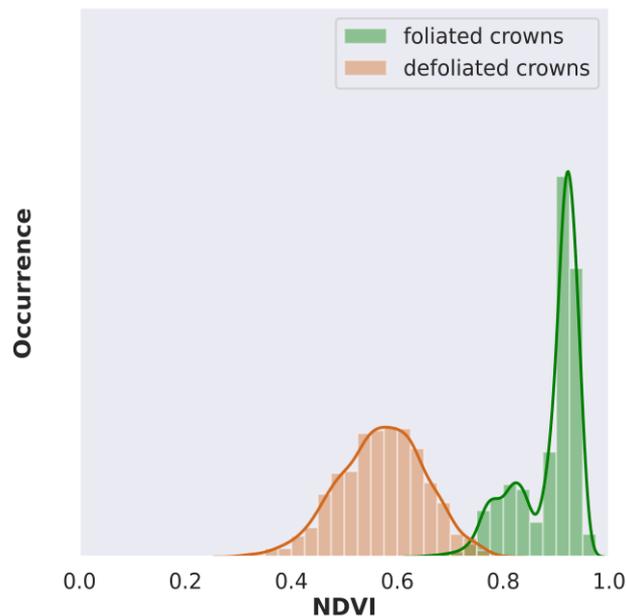


Figure 4-4: Distribution du NDVI d'une sélection d'arbres foliées et défoliés. Source : Ebengo (2021).

4.1.2. Estimation de la NPVf

4.1.2.1. NPVf dérivé du WAD

Le PAD non nul de trois voxels supérieurs d'une sélection de couronnes d'arbres foliés et défoliés (SDA.db) a été moyenné afin d'estimer le WAD. Le PAD moyen correspondant aux arbres défoliés et foliés était respectivement de $0.3 \text{ m}^2.\text{m}^{-3}$ et $1.5 \text{ m}^2.\text{m}^{-3}$ (**Figure 4-5**). La NPVf_{WAD} défini comme le rapport de ces deux densités moyennes a donc été fixé à 21% pour les simulations DART prenant en compte la fraction de végétation non photosynthétique à partir du WAD. D'autres études ont rapporté que la NPVf variait entre 10 % et 50 % selon le type et le stade de la forêt (Gower et al., 1999; Verrelst et al., 2010).

Afin de tenir compte de l'ombrage potentiel des éléments ligneux par les feuilles et vice-versa (Laybros et al., 2019), nous avons également testé un scénario correspondant à 50 % du scénario NPVf_{WAD} ci-après dénommé $\text{NPVf}_{\text{WAD}/2}$. Pour chacun de ces scénarios, les propriétés optiques correspondant aux propriétés optiques génériques du bois ont été affectées à une proportion constante de PAD définie comme NPVf_{WAD} ou $\text{NPVf}_{\text{WAD}/2}$.

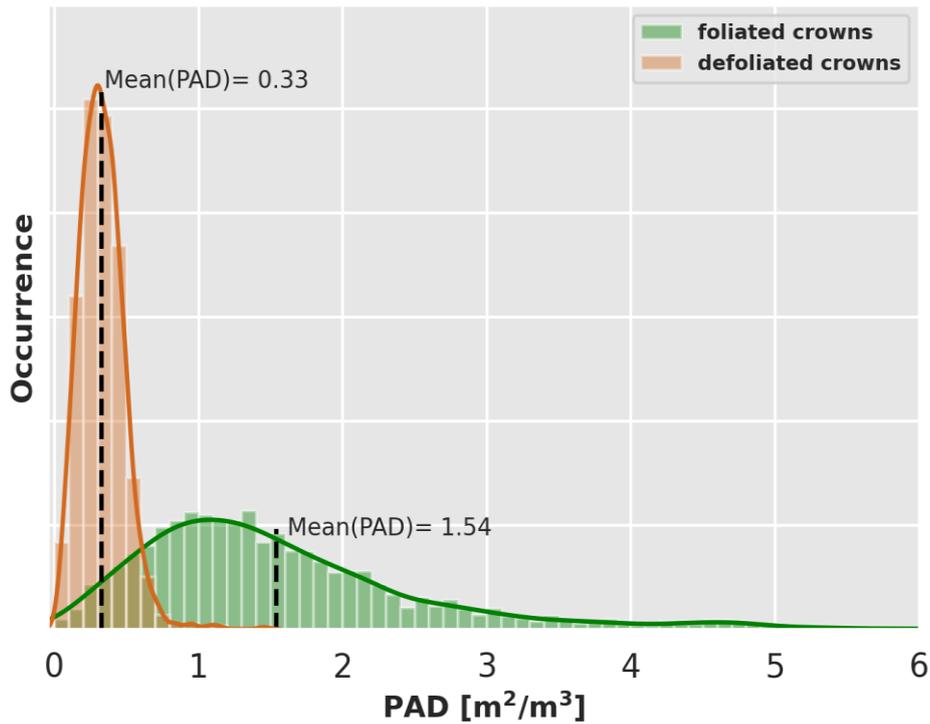


Figure 4-5: Distribution du PAD moyen des trois voxels supérieurs non nuls correspondant aux couronnes des arbres foliés et défoliés, délinés à partir de l'interprétation des données THRS.
Source : Ebengo et al. (2021).

4.1.2.2. *NPVf dérivé de C_{brown}*

Un modèle de régression linéaire a été ajusté afin de décrire la relation entre BPI et C_{brown} sur la base de la simulation DART sur le site A. Le coefficient de corrélation de Pearson (r) correspondant à cette relation linéaire était de 0.67 (**Figure 4-6a**). Le modèle linéaire a ensuite été appliqué aux pixels ensoleillés du site B afin de tenir compte de la végétation non photosynthétique dans le scénario considérant le PAD comme équivalent au LAD. La valeur de C_{brown} variait entre 0 et 0.6 en unité arbitraire (**Figure 4-6b**).

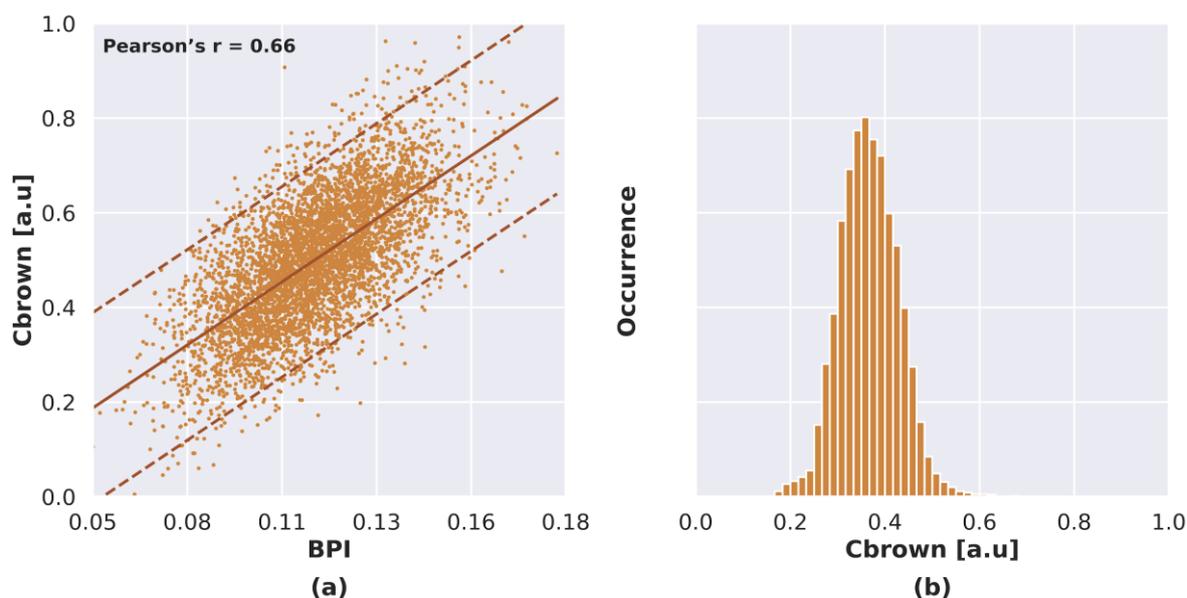


Figure 4-6: Relation entre BPI et C_{brown} obtenue à partir de la simulation DART sur le site A : le trait plein correspond à la relation linéaire, et les traits pointillés correspondent à l'écart type de cette relation ; (b) C_{brown} calculé pour le site B, basé sur des modèles linéaires reliant BPI à C_{brown} , ajusté à partir des scénarios NPVf_{C_{brown}} appliqués sur le site A. Source : Ebengo et al. (2021).

4.1.3. Estimation des teneurs en pigments

Les teneurs en pigments foliaires ont été estimées pour les différents scénarios de NPVf suivant l'approche définie dans la section 3.4.5. Une fois que les simulations de chaque scénario ont été effectuées, les indices spectraux ont été calculés et mis en lien avec les teneurs en pigments synthétiques issues de bases de données en utilisant des régressions linéaires simples. Les relations obtenues ont été appliquées sur le site B pour les analyses suivantes. Nous décrivons dans les points suivants l'estimation de chaque pigment de manière détaillée.

4.1.3.1. Chlorophylles

a) Relation entre C_{ab} et CI

Une relation linéaire positive est observée en C_{ab} et CI pour l'ensemble des scénarios de NPVf. Une corrélation forte entre C_{ab} et CI est observée pour chacun des scénarios d'intégration de la NPVf au sein des simulations (coefficient de corrélation de Pearson compris entre 0.89 et 0.93). Cependant, la correspondance entre C_{ab} et CI variait selon les scénarios utilisés pour prendre en compte la NPVf : NPVf_{WAD} et NPVf_{WAD/2} ont entraîné une diminution importante de la plage de CI (**Figure 4-7**, axe X). Cela est dû à la diminution de l'effet de l'absorption de la chlorophylle sur le signal suite au mélange entre feuilles et éléments non photosynthétiques.

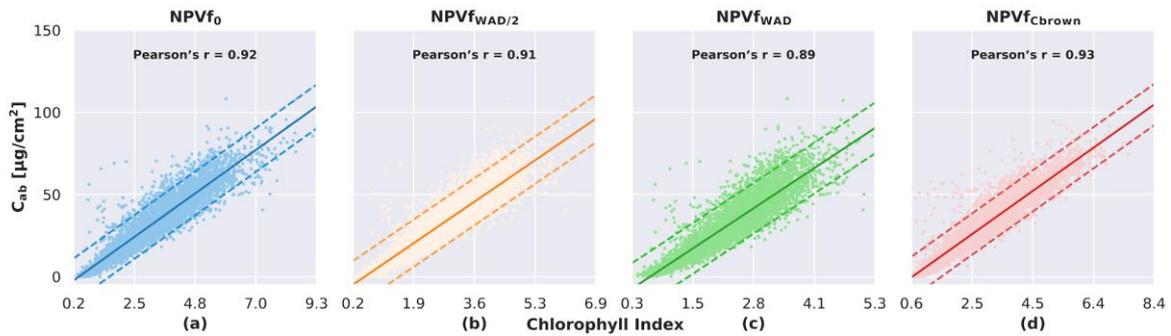


Figure 4-7: Relation entre CI et C_{ab} obtenue à partir de la simulation DART sur le site A. (a) $NPVf_0$; (b) $NPVf_{WAD/2}$; (c) $NPVf_{WAD}$ et (d) $NPVf_{Cbrown}$.

b) Distribution de C_{ab}

Les modèles de régression entre C_{ab} et CI obtenus pour chaque NPVf dans la section précédente ont été appliqués sur le Site B pour l'estimation des teneurs en pigments. La **Figure 4-8** illustre la distribution des teneurs en C_{ab} des couronnes délinéées. C_{ab} varie de 2.9 à 82.7 $\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ avec une moyenne de $35.2 \pm 10.1 \mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ pour $NPVf_0$ et de 0.9 à 93.7 $\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ avec une valeur moyenne de $38.5 \pm 11.7 \mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ pour $NPVf_{Cbrown}$. Les deux scénarios $NPVf_{WAD}$ et $NPVf_{WAD/2}$ ont entraîné une augmentation de C_{ab} allant de 1.6 à 105.4 $\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ avec une moyenne de $43.7 \pm 13.1 \mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$, et de 1.1 à 133.6 $\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ avec une valeur moyenne de $54.8 \pm 16.7 \mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$, respectivement.

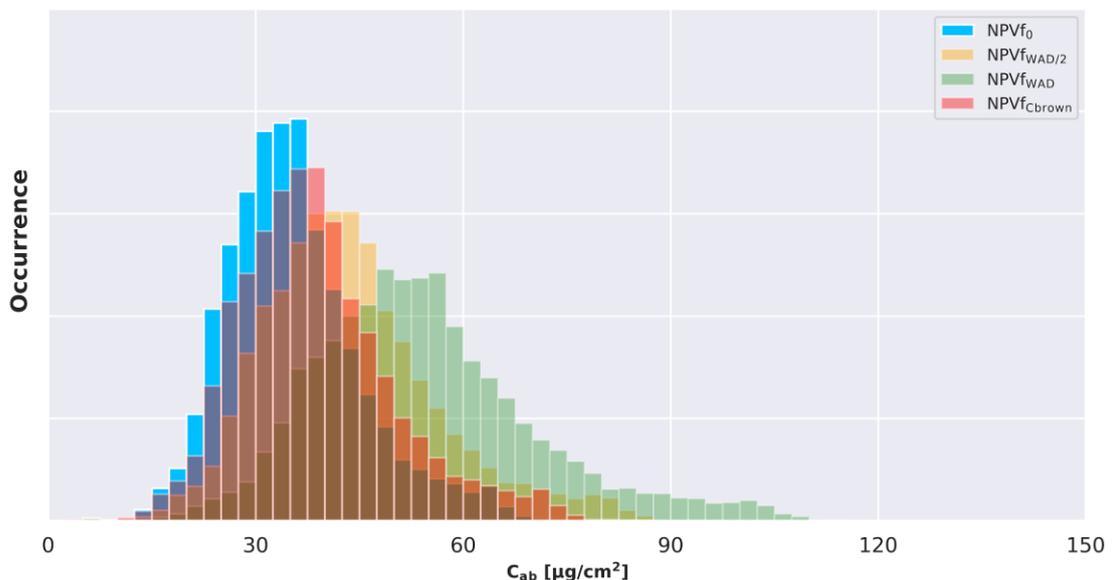


Figure 4-8: Distribution de teneurs en C_{ab} pour le site B, sur la base de modèles linéaires reliant les indices spectraux à la teneur en pigments, ajustés à partir des quatre scénarios NPVf appliqués sur le site A. Source : Ebengo et al. (2021).

La comparaison de la distribution spatiale de C_{ab} montre des valeurs élevées pour le scénarios $NPV_{f_{WAD}}$ et $NPV_{f_{WAD/2}}$ en comparaison aux scénarios NPV_{f_0} et $NPV_{f_{Cbrown}}$. Ces résultats mettent aussi en évidence une variabilité spatiale de C_{ab} pour l'ensemble des scénarios. Cela a pour corollaire une potentielle hétérogénéité dans la réflectance de canopée simulée *a posteriori* vu que C_{ab} contribue de manière significative à la réflectance dans le domaine visible.

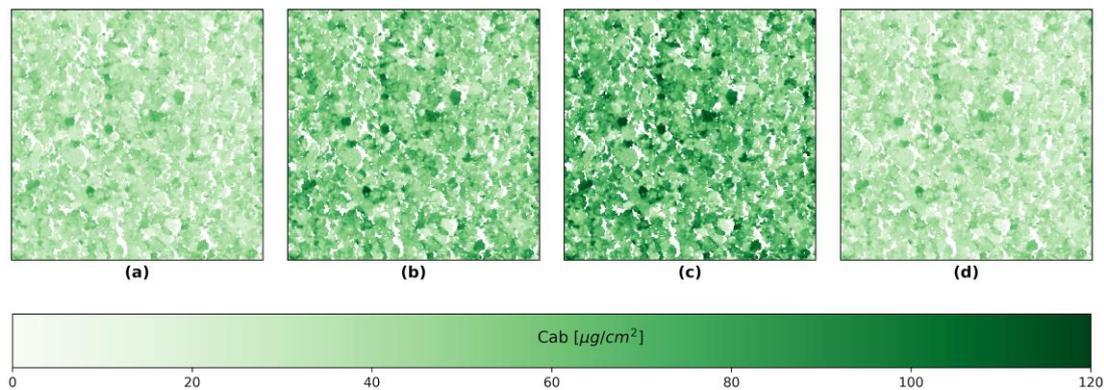


Figure 4-9: Distribution spatiale de C_{ab} calculées pour le site B, sur la base de modèles linéaires reliant les indices spectraux à la teneur en pigments, ajustés à partir des quatre scénarios NPVf appliqués sur le site A. (a) NPV_{f_0} ; (b) $NPV_{f_{WAD}}$; (c) $NPV_{f_{WAD/2}}$ et (d) $NPV_{f_{Cbrown}}$. Source : Ebengo (2021).

c) Variabilités intra et interspécifique de C_{ab}

La première analyse sur la séparabilité d'espèces est effectuée par comparaison de la distribution intra et interspécifique de C_{ab} pour les deux principaux scénarios d'intégration de NPVf (**Figure 4-10**). Le scénario $NPV_{f_{WAD}}$ présente une amplitude assez large dans la distribution intraspécifique de C_{ab} . Pour le scénario $NPV_{f_{Cbrown}}$, la majorité d'espèces présentent des faibles gammes de variations de C_{ab} . Bien qu'un certain nombre d'espèces présentent des valeurs médianes proches, de manière générale il existe une importante variabilité interspécifique traduite ici par les différences entre le premier et le troisième quartile (trait noir). La plus grande variabilité de la teneur en pigments de la canopée est obtenue pour RS à la fois à l'échelle des pixels et des couronnes pour tous les pigments. EG montre une faible variabilité à l'échelle des couronnes.

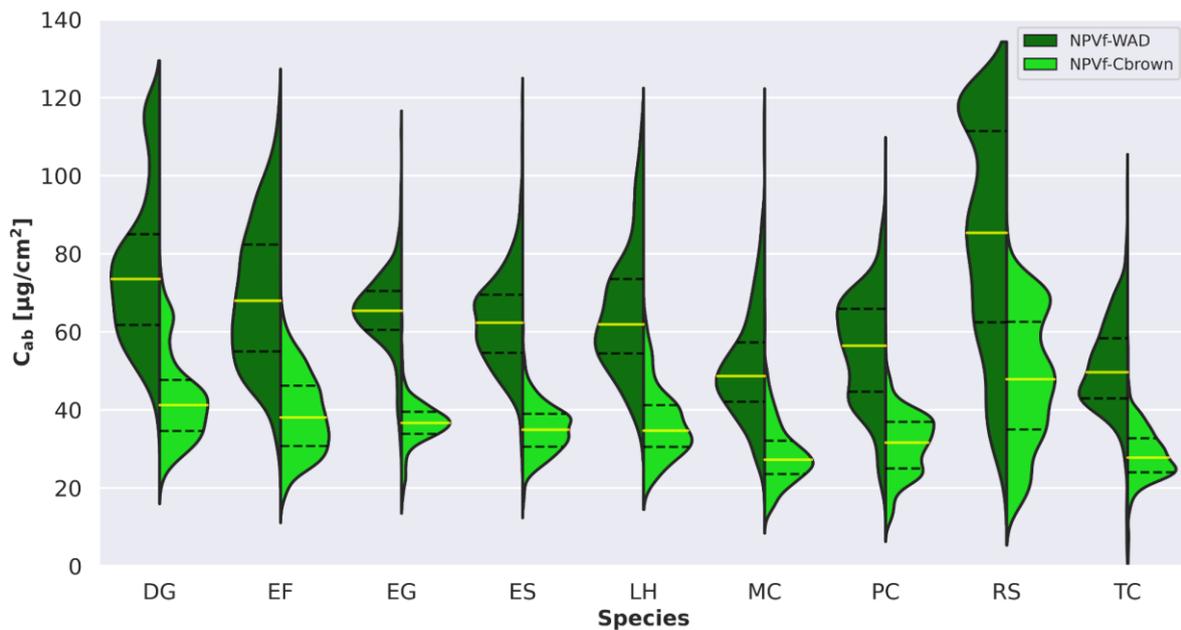


Figure 4-10: Diagramme en violon de la distribution de C_{ab} par espèce pour les scénarios NPVf_{WAD} et NPVf_{Cbrown}: les traits jaunes correspondent à la médiane et les traits noirs aux premiers et troisièmes quartiles. La longueur fait référence à la plage de variation du pigment. Source : Ebengo (2021).

4.1.3.2. Caroténoïdes

a) Relation entre C_{xc} et CRI

De même que pour l'estimation de C_{ab} , une relation linéaire simple est observée entre CRI et C_{xc} pour l'ensemble des scénarios de NPVf (**Figure 4-11**). Des corrélations modérées sont obtenues dans l'estimation de C_{xc} en comparaison de C_{ab} . Le coefficient de corrélation de Pearson varie entre 0.55 et 0.65. La corrélation la plus élevée entre le CRI et C_{xc} est obtenue lorsque la végétation non photosynthétique n'est pas prise en compte ($r = 0.65$), et l'introduction de cette fraction non photosynthétique aboutit à une légère réduction de cette corrélation, avec des valeurs comprises entre 0.55 et 0.61 selon le scénario utilisé pour prendre en compte la végétation non photosynthétique.

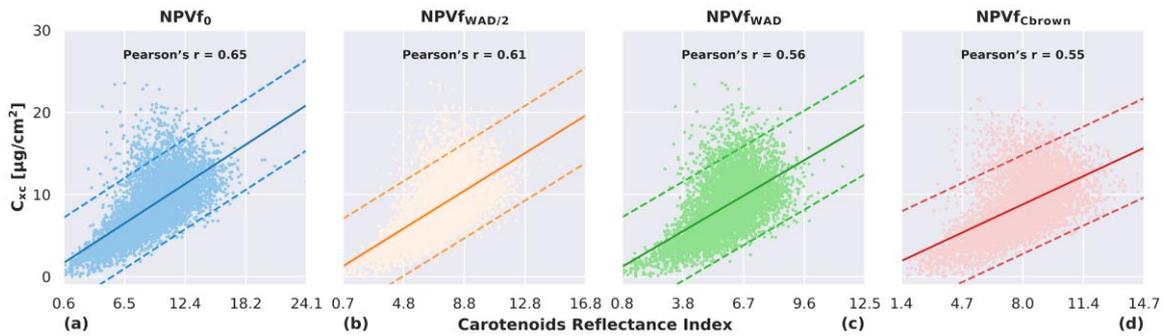


Figure 4-11: Relation entre CRI et C_{xc} obtenue à partir de la simulation DART sur le site A. (a) $NPVf_0$; (b) $NPVf_{WAD}$; (c) $NPVf_{WAD/2}$ et (d) $NPVf_{Cbrown}$. Source : Ebengo et al. (2021).

b) Distribution de C_{xc}

La teneur en caroténoïdes a été estimée sur le Site B à partir des calibrations obtenues sur le Site A (**Figure 4-12**). La distribution de C_{xc} est similaire pour $NPVf_0$ et $NPVf_{Cbrown}$. C_{xc} varie de 1.5 à 17.9 $\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ avec une valeur moyenne de $7 \pm 2.4 \mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ pour $NPVf_0$ et de 1.7 à 23.7 $\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ avec une valeur moyenne de $9.1 \pm 3.2 \mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ pour $NPVf_{Cbrown}$. L'amplitude de la distribution de C_{xc} s'est élargie pour les scénarios $NPVf_{WAD}$ et $NPVf_{WAD/2}$.

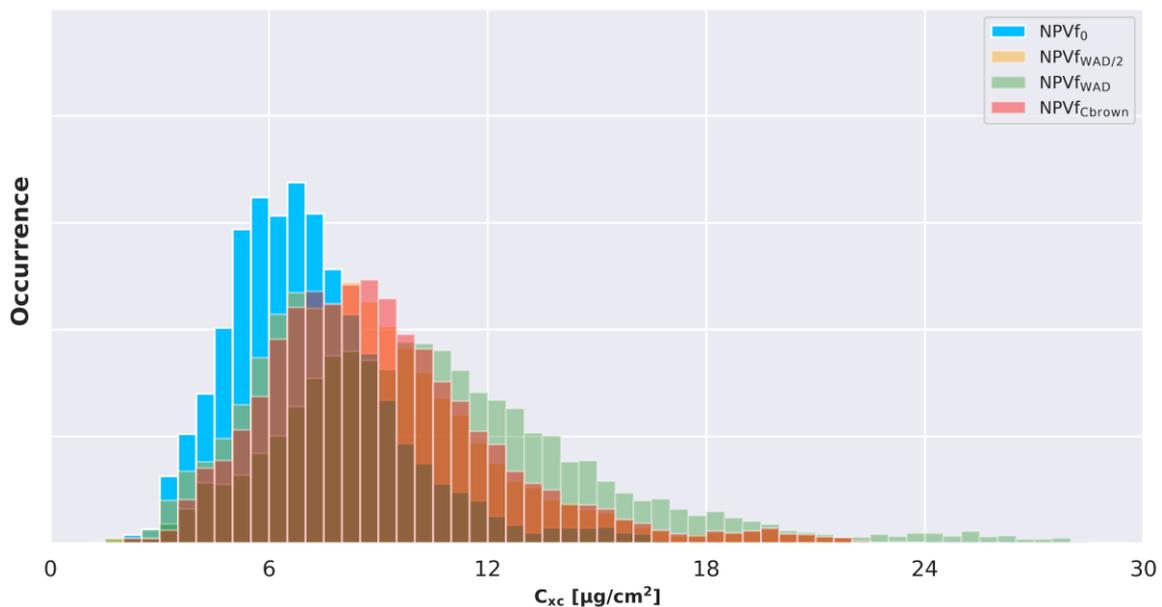


Figure 4-12: Distribution de C_{xc} pour le site B, sur la base de modèles linéaires reliant les indices spectraux à la teneur en pigments, ajustés à partir des quatre scénarios NPVf appliqués sur le site A. Source : Ebengo et al. (2021).

De même que C_{ab} , la distribution spatiale de C_{xc} est asymétrique, avec un décalage vers des faibles valeurs pour les scénarios $NPVf_0$ et $NPVf_{Cbrown}$ en comparaison aux scénarios $NPVf_{WAD}$ et $NPVf_{WAD/2}$. Les scénarios $NPVf_0$ et $NPVf_{Cbrown}$ présentent visuellement en outre une hétérogénéité spatiale modérée par rapport aux deux autres scénarios (**Figure 4-13**).

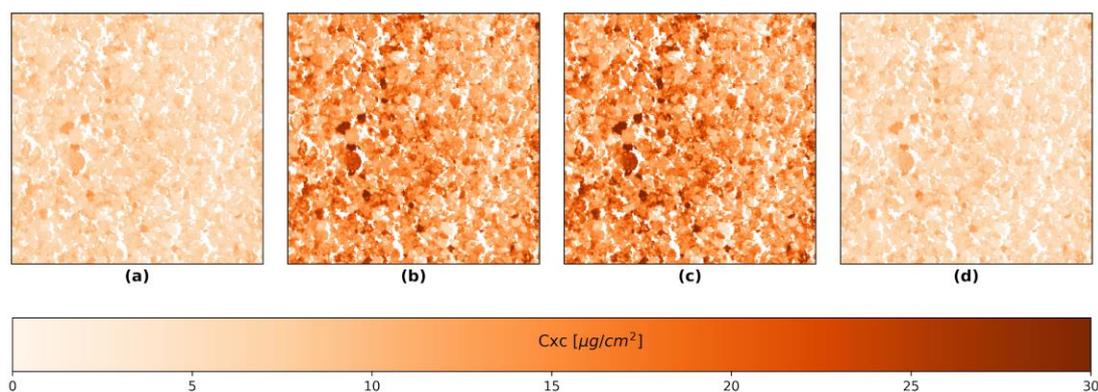


Figure 4-13: Distribution spatiale de C_{xc} calculées pour le site B, sur la base de modèles linéaires reliant les indices spectraux à la teneur en pigments, ajustés à partir des quatre scénarios NPVf appliqués sur le site A. (a) NPVf₀ ; (b) NPVf_{WAD}; (c) NPVf_{WAD/2} et (d) NPVf_{Cbrown}. Source : Ebengo (2021).

c) Variabilités intra et interspécifique de C_{xc}

La **Figure 4-14** illustre la variabilité intra et interspécifique de C_{xc} du scénario NPV_{WAD} et NPV_{Cbrown}. De même que C_{ab} , une forte variabilité intraspécifique est observée pour le scénario NPV_{WAD} en comparaison au scénario NPV_{Cbrown}. Pour les deux scénarios une variabilité interspécifique de C_{xc} est observée (voir premier et troisième quartile).

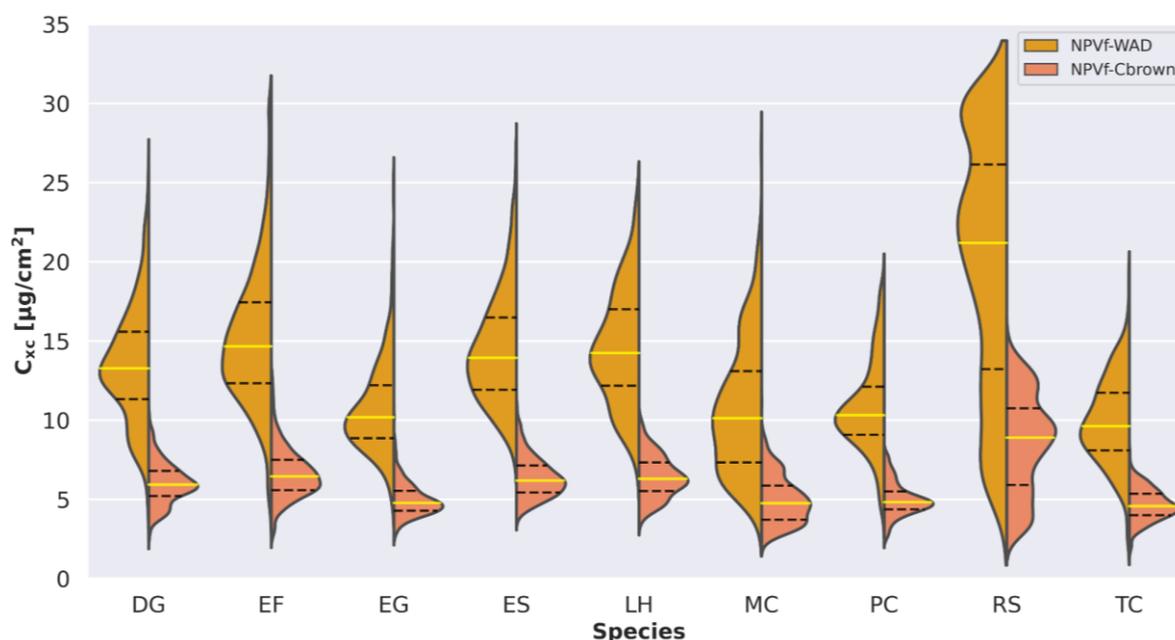


Figure 4-14: Diagramme en violon de la distribution de C_{xc} par espèce pour les scénarios NPVf_{WAD} et NPVf_{Cbrown}: les traits jaunes correspondent à la médiane et les traits noirs aux premiers et troisièmes quartiles. La longueur fait référence à la plage de variation du pigment. Source : Ebengo (2021).

4.1.3.3. Anthocyanes

a) Relation entre C_{anth} et ARI

Pour l'estimation de C_{anth} , un comportement relativement différent est observé dans la relation entre C_{anth} et ARI comparativement aux estimations de C_{ab} et C_{xc} : le coefficient de corrélation de Pearson est similaire pour $NPVf_0$ et $NPVf_{Cbrown}$ (0.83 – 0.82), alors qu'il augmente à 0.91 – 0.90 pour $NPVf_{WAD}$ et $NPVf_{WAD/2}$ avec une réduction de la gamme de variation de l'ARI (Figure 4-15).

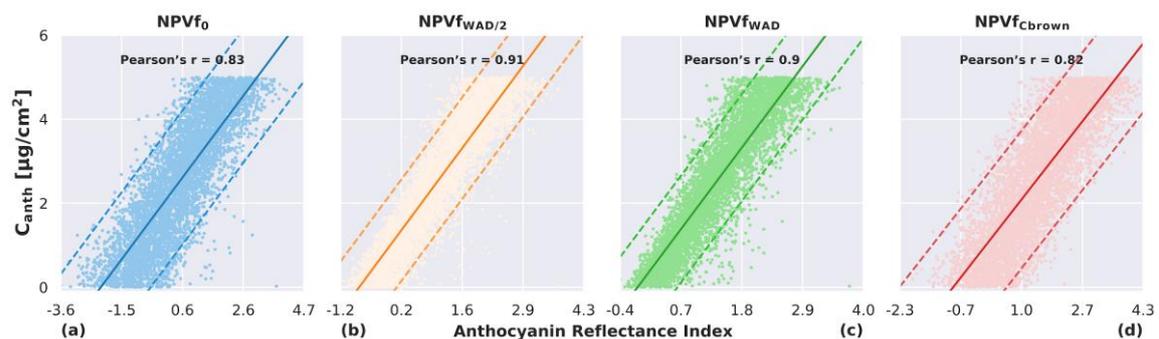


Figure 4-15: Relation entre ARI et C_{anth} obtenue à partir de la simulation DART sur le site A. (a) $NPVf_0$; (b) $NPVf_{WAD}$; (c) $NPVf_{WAD/2}$ et (d) $NPVf_{Cbrown}$. Source : Ebengo et al. (2021).

b) Distribution de C_{anth}

L'influence des différents scénarios de NPVf sur l'estimation de C_{anth} diffère de l'influence observée pour les pigments photosynthétiques. La Figure 4-16 illustre la distribution de C_{anth} pour les différents scénarios de NPVf. Après application des modèles ajustés sur le Site A au Site B, des distributions de C_{anth} comprenant des valeurs négatives ont été obtenues pour tous les scénarios avec diverses occurrences, suggérant des divergences entre la réflectance simulée et mesurée pour le domaine spectral utilisé pour calculer l'ARI.

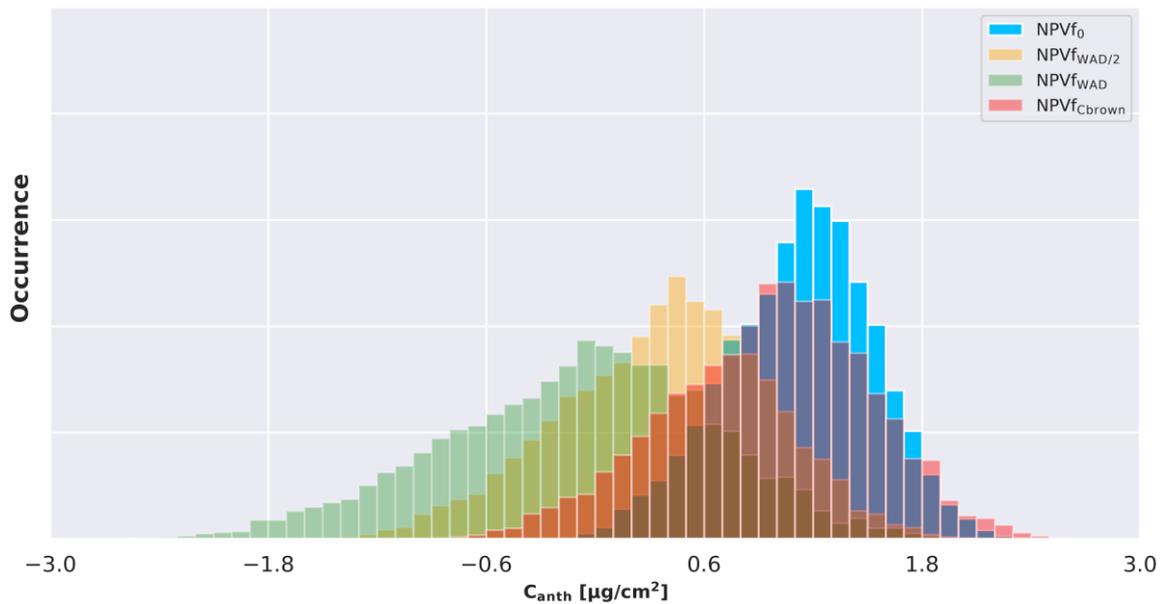


Figure 4-16: Distribution de teneurs en C_{anth} pour le site B, sur la base de modèles linéaires reliant les indices spectraux à la teneur en pigments, ajustés à partir des quatre scénarios NPVf appliqués sur le site A. Source : Ebengo et al. (2021).

A la différence des deux pigments photosynthétiques, la distribution spatiale de C_{anth} montre des valeurs élevées respectivement pour $NPVf_0$ et $NPVf_{Cbrown}$. Visuellement, on remarque une hétérogénéité spatiale de C_{anth} particulièrement pour les scénarios $NPVf_0$ et $NPVf_{Cbrown}$ (**Figure 4-17**). Il convient toutefois de noter que les valeurs négatives obtenues en majorité pour le scénario $NPVf_{WAD}$ et $NPVf_{WAD/2}$ ont été remplacées par zéro.

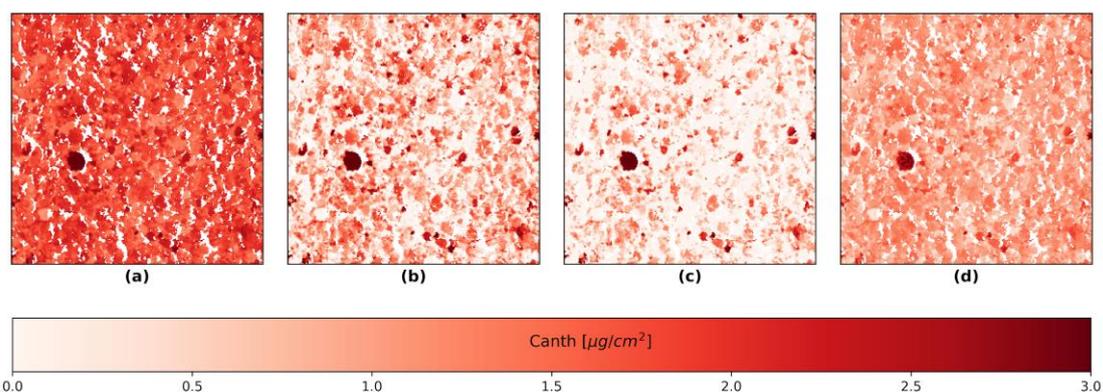


Figure 4-17: Distribution spatiale de C_{anth} calculées pour le site B, sur la base de modèles linéaires reliant les indices spectraux à la teneur en pigments, ajustés à partir des quatre scénarios NPVf appliqués sur le site A. (a) $NPVf_0$; (b) $NPVf_{WAD}$; (c) $NPVf_{WAD/2}$ et (d) $NPVf_{Cbrown}$. Source : Ebengo (2021). Source : Ebengo et al. (2021).

c) Variabilités intra et interspécifique de C_{anth}

La **Figure 4-18** montre la distribution intra et interspécifique de C_{anth} pour les scénarios NPVf et $NPVf_{WAD}$. Tel qu'on peut l'observer, pour le scénario $NPVf_{WAD}$ la plupart de couronnes présentent des pixels avec des valeurs négatives (remplacées par zéro dans les simulations). En

se basant sur le même critère pour évaluer la variabilité interspécifique (différence entre premier quartile de la distribution de chaque espèce), seules les espèces EF, EG, ES et ES ont tendance à être confondues en se basant sur C_{anth} .

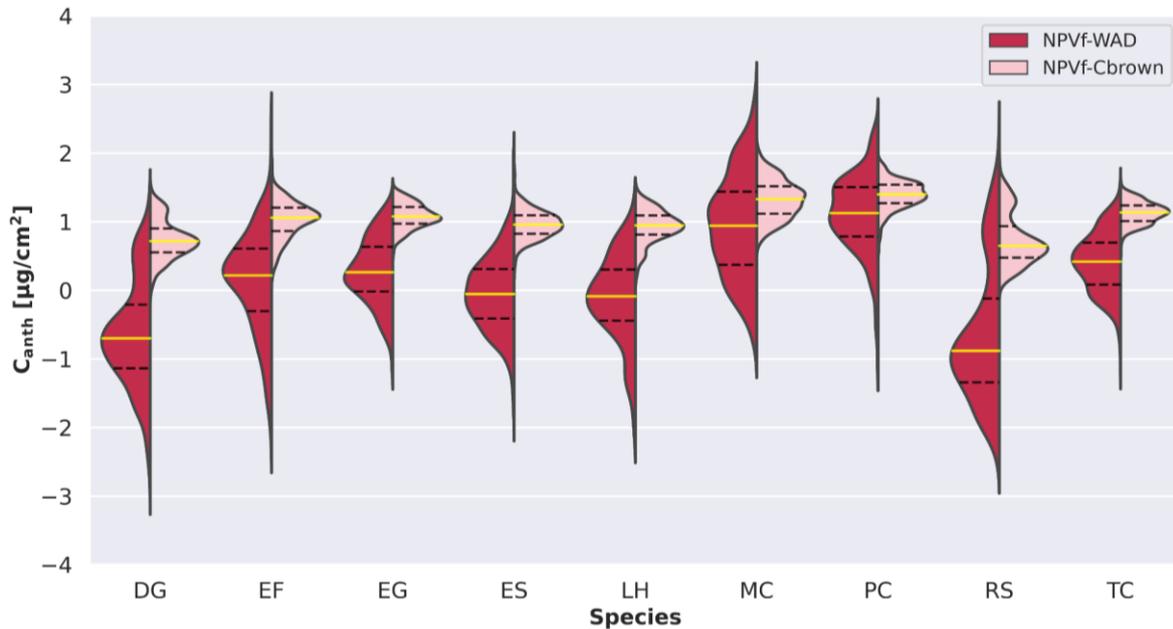


Figure 4-18: Diagramme en violon de la distribution de C_{anth} par espèce pour les scénarios $NPVf_{WAD}$ et $NPVf_{Cbrown}$: les traits jaunes correspondent à la médiane et les traits noirs aux premiers et troisièmes quartiles. La longueur fait référence à la plage de variation du pigment. Source : Ebengo (2021).

4.1.4. *Influence des éléments non photosynthétiques sur la simulation de la réflectance de canopée*

Les données simulées sur le Site B correspondant à l'ensemble de scénarios de NPVf ont été comparées à l'acquisition hyperspectrale en utilisant différents indicateurs statistiques (**Figure 4-19**). Nous avons supposé qu'un R^2 élevé et une RMSE plus faible indiqueraient un réalisme radiométrique plus élevé. Dans l'ensemble, les scénarios $NPVf_{Cbrown}$ et $NPVf_0$ ont abouti à un R^2 similaire sur tout le domaine spectral hormis quelques bandes du NIR, avec des corrélations plus fortes que celles obtenues pour $NPVf_{WAD}$ et $NPVf_{WAD/2}$. Le scénario correspondant à $NPVf_{WAD}$ a donné lieu au R^2 le plus faible dans l'ensemble. Le profil spectral du R^2 était similaire pour tous les scénarios de NPVf : des corrélations plus faibles ont été obtenues dans les domaines bleu lointain (<450 nm), vert (520 nm), red-edge et NIR, tandis que des corrélations plus élevées ont été obtenues entre les domaines bleu et vert (500 nm) et dans les domaines jaune-rouge (570-680 nm). L'application du scénario $NPVf_{Cbrown}$ a abouti à un RMSE entre simulation et données expérimentales plus faible que pour les autres scénarios de

prise en compte de la NPVf, à l'exception du domaine spectral visible correspondant à la couleur rouge.

En se focalisant sur la correspondance entre données expérimentales et simulées en utilisant comme critères les indices spectraux associés à la chimie foliaire et la réflectance de canopée, le scénario NPVf_{Cbrown} s'est avéré le plus optimal. C'est ainsi que nous l'avons considéré dans le reste d'analyse.

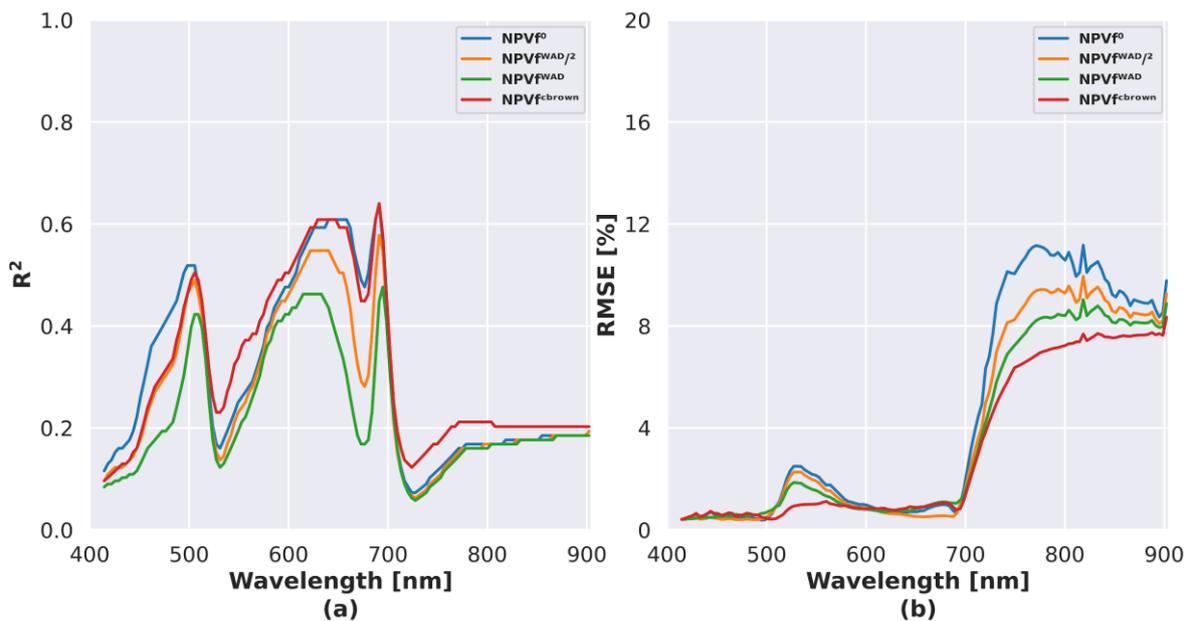


Figure 4-19: Profil spectral de (a) R^2 et (b) de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) pour les différents scénarios prenant en compte la NPVf et les propriétés optiques des feuilles spécifiques aux pixels. Source : Ebengo et al. (2021).

Quelques bandes spectrales situées dans les domaines spectraux bleu, vert, rouge, bord rouge et NIR ont été sélectionnées afin d'analyser l'influence de la NPVf sur la réflectance simulée (**Figure 4-20**). L'influence de NPVf sur la réflectance est particulièrement forte à 491 nm (bleu) et 666 nm (rouge), correspondant aux domaines d'absorption de la végétation photosynthétique. Dans ces régions, une sous-estimation de la réflectance a été observée pour NPVf₀. L'intégration de NPVf à l'aide de WAD a conduit à une augmentation de la réflectance simulée jusqu'à une surestimation de NPVf_{WAD}. Pour NPVf_{Cbrown}, la réflectance a été sous-estimée à 491 nm et 666 nm. Dans le domaine vert (560 nm), l'effet de NPVf était modéré, à l'exception de NPVf_{Cbrown} qui supprime le biais positif observé pour les autres scénarios. Une surestimation de la réflectance a été observée pour NPVf₀ à 720 nm (bord rouge) par rapport aux scénarios où NPVf était pris en compte. La réflectance simulée a été surestimée à 800 nm dans l'ensemble mais aucun effet significatif de NPVf n'a été détecté.

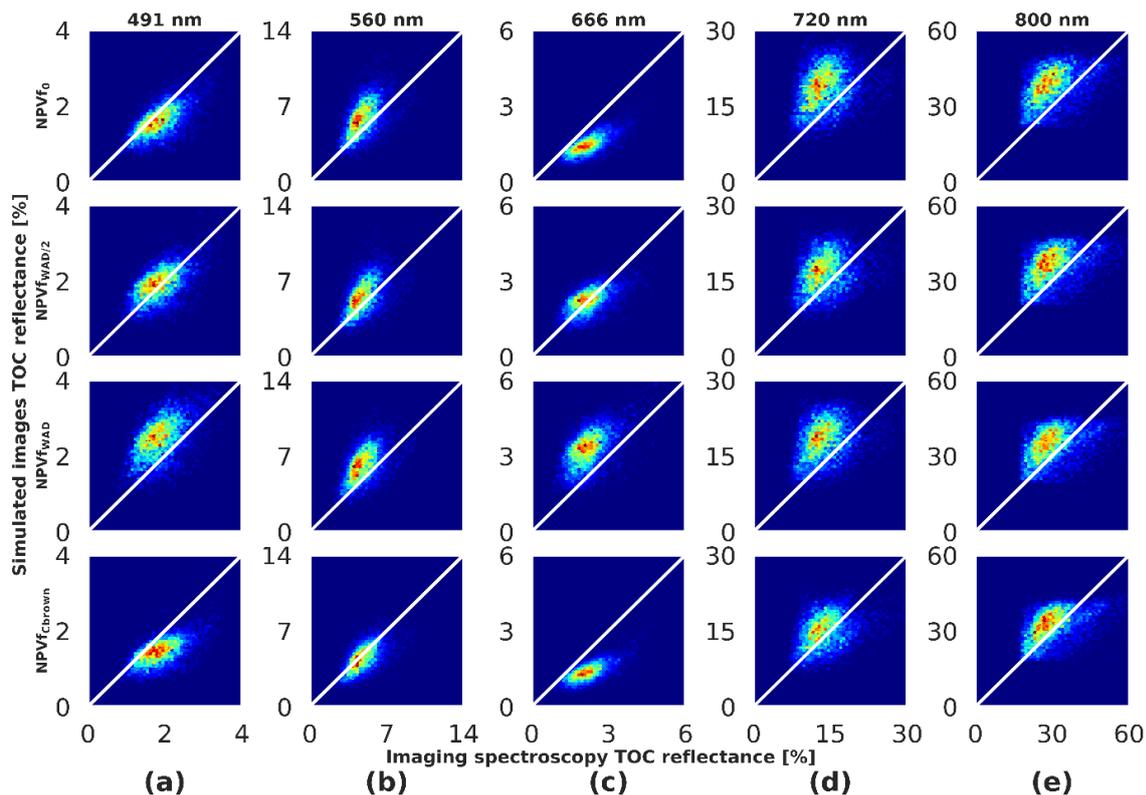


Figure 4-20 : Relation entre la réflectance de canopée mesurée et issue des simulations DART. (a) 491 nm; (b) 560 nm; (c) 666 nm; (d) 702 nm et (e) 800 nm. De haut en bas : NPVf₀ ; NPVf_{WAD/2} ; NPVf_{WAD} et NPVf_{Cbrown}. Source : Ebengo et al. (2021).

4.1.5. *Influence la variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires sur la simulation de la réflectance de canopée*

Le R^2 et la RMSE de chaque bande spectrale ont été comparés pour les différents scénarios de représentation de variabilité de propriétés optiques foliaires dans les simulations pour le scénario NPVf_{Cbrown}. Le scénario correspondant à LOP_{pixel} a montré une meilleure capacité à simuler les données expérimentales de manière réaliste que les scénarios correspondant à LOP_{ITC} et LOP_{species}, sur la base de ces deux critères radiométriques : la corrélation entre simulation et mesure était systématiquement plus forte pour ce scénario sur l'ensemble du domaines spectral, avec une différence entre les scénarios particulièrement importante pour le domaine visible ; dans le cas du RMSE, les régions du red-edge et du NIR sont celles montrant la plus forte différence entre le scénario LOP_{pixel} et les autres (**Figure 4-21**). Des résultats relativement similaires ont été obtenus pour d'autres scénarios de NPVf (résultats non présentés).

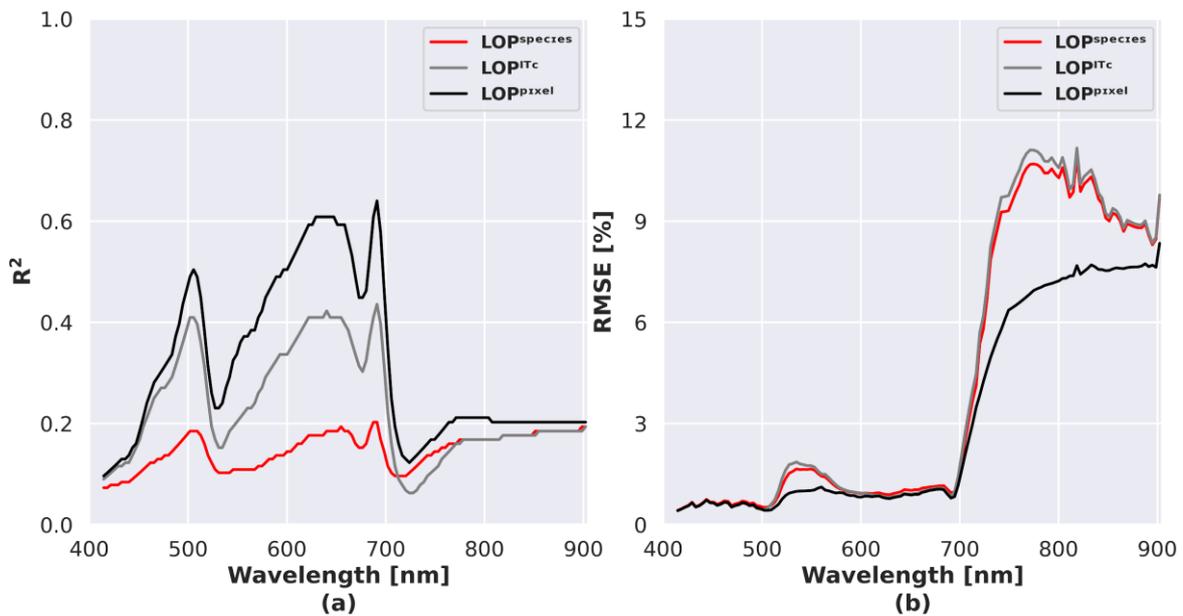


Figure 4-21 : Profil spectral de (a) R^2 et (b) de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) pour les différents scénarios prenant en compte la variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires. Source : Ebengo et al. (2021).

4.1.6. Comparaison visuelle

Nous avons sélectionné le scénario LOP_{pixel}/NPVf_{Cbrown} pour réaliser une comparaison visuelle entre les données expérimentales et les simulations DART réalisées sur le site B (**Figure 4-22**). Des motifs spatiaux et d'objets de dimensions similaires sont observés dans la composition colorée en vraie couleur des données simulées et expérimentales (**Figure 4-22.a** et **Figure 4-22.d**). Cette composition colorée en vraies couleurs met en évidence la nécessité d'une caractérisation spectrale des couronnes défoliées. Cet aspect n'a pas été pris en compte dans cette étude. De plus, la comparaison des **Figure 4-22.c** et **Figure 4-22.f** met en évidence la nécessité d'une caractérisation précise des paramètres biophysiques et structuraux qui affectent particulièrement la région NIR. Ceci, en plus de l'amélioration des estimations des teneurs en pigments, augmentera potentiellement l'accord radiométrique entre les simulations et les données expérimentales.

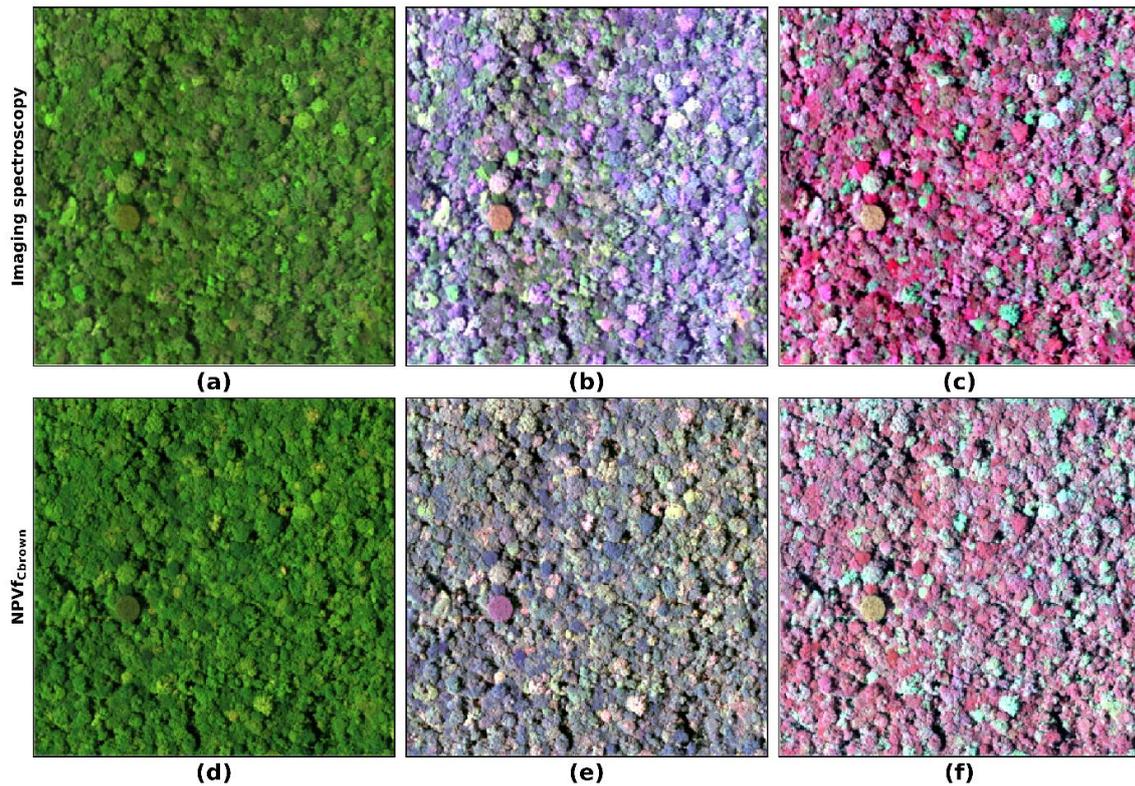


Figure 4-22: Composition colorée RVB. En haut : Acquisition hyperspectrale : (a) Vraie couleur (R : 640 nm, G : 549 nm, B : 458 nm) ; (b) Vraie couleur étirée (R : 640 nm, G : 549 nm, B : 458 nm) ; (c) Fausse couleur étirée (R : 800 nm, G : 640 nm, B : 549 nm). Bas : NPVf_{Cbrown} : (d) Vraie couleur (R : 640 nm, G : 549 nm, B : 458 nm) ; (e) Vraie couleur étirée (R : 640 nm, G : 549 nm, B : 458 nm) ; (f) Fausse couleur étirée (R : 800 nm, G : 640 nm, B : 549 nm). Source : Ebengo et al. (2021).

4.2. Partie 2: Analyse comparative de résultats

4.2.1. Comparaison entre traits foliaires mesurés et simulés

Les traits foliaires comme la teneur en pigments sont important à prendre en compte pour caractériser la diversité fonctionnelle. Nous comparons ici les indices spectraux associés à chacun de ces pigments entre données expérimentales et simulées (**Figure 4-23**). Concernant C_{ab} , nous avons observé une meilleure correspondance entre CI mesuré et simulé pour le scénario NPVf_{Cbrown} avec un R^2 de 0.81. Pour C_{xc} , le meilleur compromis entre CRI mesuré et simulé est observé pour le scénario NPVf₀ ($R^2 = 0.72$). Pour finir, le meilleur accord entre ARI mesuré et simulé est observé pour NPVf_{Cbrown} (R^2 de 0.66). Les scénarios NPVf_{WAD} et NPVf_{WAD/2} montrent des résultats mitigés pour ARI.

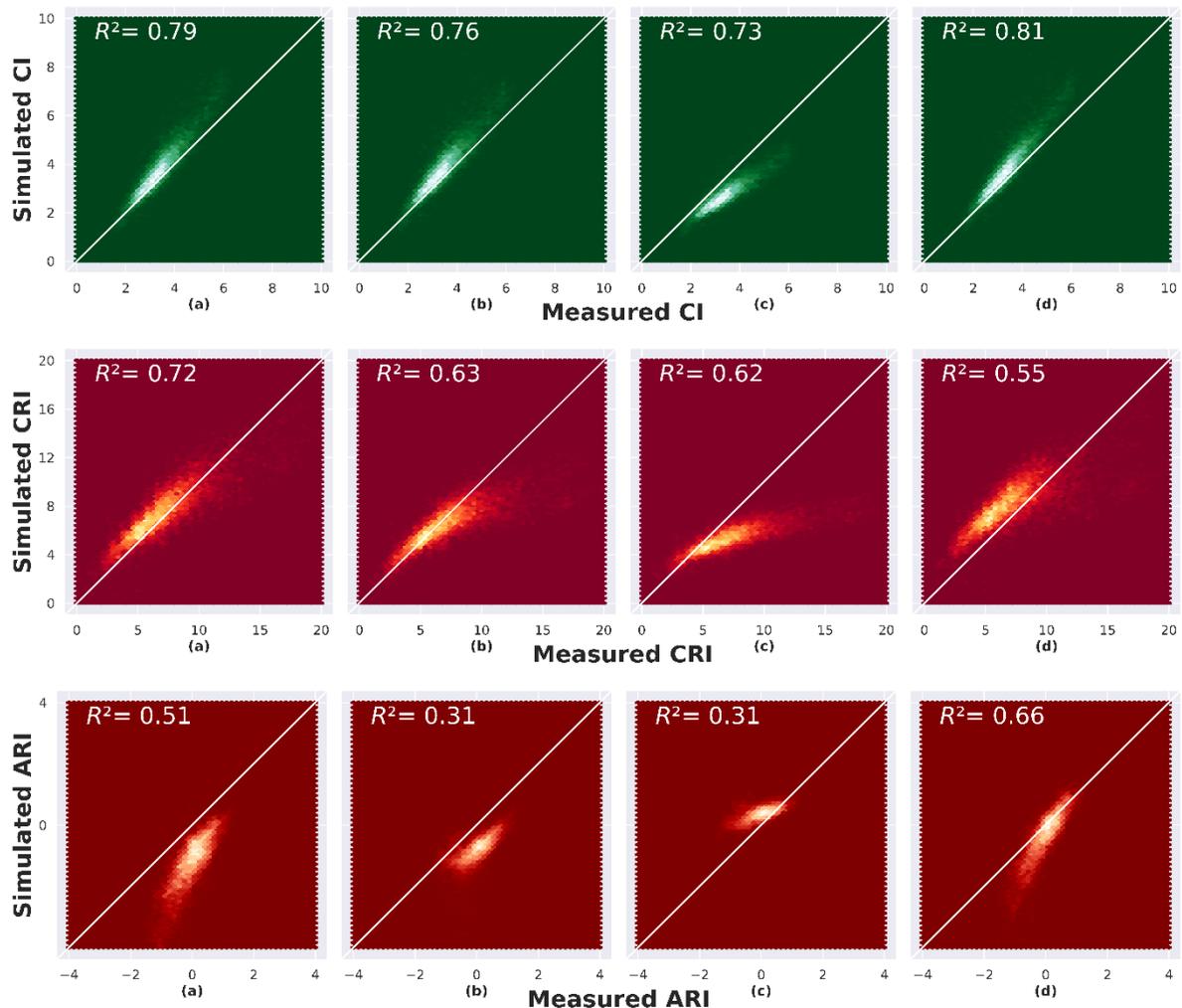


Figure 4-23: Comparaison entre indices spectraux pour chaque paire de pixels entre données expérimentales et simulées pour l'ensemble des couronnes délinéées. De haut en bas: CI ; CRI ; ARI. (a) NPVf₀ ; (b) NPVf_{WAD}; (c) NPVf_{WAD/2} et (d) NPVf_{Cbrown}. Source : Ebengo (2021).

4.2.2. Analyse de la dissimilarité spectrale

La dissimilarité spectrale a été calculée à différentes échelles notamment au sein des couronnes (variabilité intracouronne), entre les couronnes correspondant à la même espèce (variabilité intraspécifique) et entre les couronnes correspondant à des espèces différentes (variabilité spécifique) en utilisant l'angle spectral. Les simulations DART ont été comparées à l'acquisition hyperspectrale pour tester si la dissimilarité spectrale observée dans les données expérimentales était correctement simulée pour les différents scénarios d'intégration de la variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires (**Figure 4-24** et **Tableau 4-1**). Les résultats ont montré une faible correspondance avec le scénario LOP_{species} pour l'ensemble d'échelle de dissimilarité spectrale. Le scénario LOP_{ITC} a montré des résultats intermédiaires. Pour ce scénario, une faible correspondance entre les données expérimentales et les simulations à

l'échelle intracouronne. Le scénario LOP_{pixel} a surpassé les autres scénarios, avec un fort accord issu de la comparaison de la dissimilarité spectrale calculée à partir de données expérimentales et simulées pour tous les niveaux.

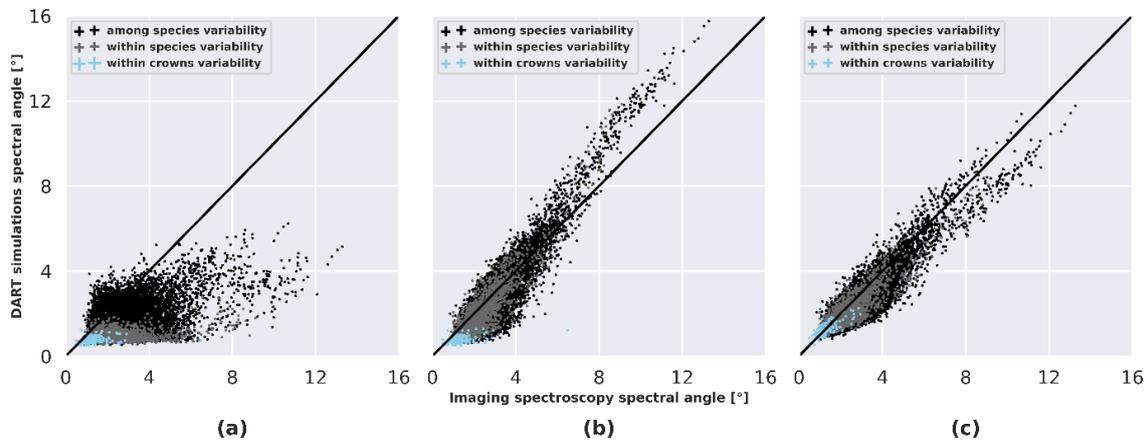


Figure 4-24: Relation entre la dissimilarité spectrale calculée pour les données expérimentales et les simulations DART basées sur l'angle spectral. (a) niveau LOP_{species} ; (b) niveau LOP_{ITC} ; (c) Niveau LOP_{pixel} . Source : Ebengo et al. (2021).

Tableau 4-1: Coefficient de corrélation de Pearson et RMSE calculés lors de la comparaison de la dissimilarité spectrale de l'imagerie hyperspectrale et des simulations DART pour les différents scénarios testant la variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires. La dissimilarité spectrale est comparée au sein des couronnes, au sein des espèces et entre les espèces. Source : Ebengo et al. (2021).

Scenario LOP	R - PEARSON			RMSE [°]		
	LOP_{species}	LOP_{ITC}	LOP_{pixel}	LOP_{species}	LOP_{ITC}	LOP_{pixel}
Dissimilarité spectrale						
Intracouronne	0.10	0.34	0.88	0.84	0.80	0.30
Intraspécifique	0.28	0.91	0.91	1.84	0.69	0.54
Interspécifique	0.48	0.93	0.92	1.75	0.81	0.67

4.2.3. Evaluation du potentiel de discrimination d'espèces

La comparaison du pouvoir de discrimination d'espèces entre simulations et données expérimentales s'est basée sur la LDA (**Figure 4-25** et **Tableau 4-2**). La simulation correspondant à LOP_{species} a entraîné une surestimation du potentiel de discrimination des espèces par rapport aux données hyperspectrales aéroportées, avec une précision de classification globale proche de 100 %. Les matrices de confusion dérivée de la classification appliquée aux scénarios LOP_{ITC} et LOP_{pixel} ont montré une cohérence plus forte avec la matrice de confusion dérivée de la classification appliquée aux données expérimentales. Dans

l'ensemble, LOP_{pixel} a surpassé LOP_{ITC} , avec une capacité particulière à reproduire la confusion entre les espèces.

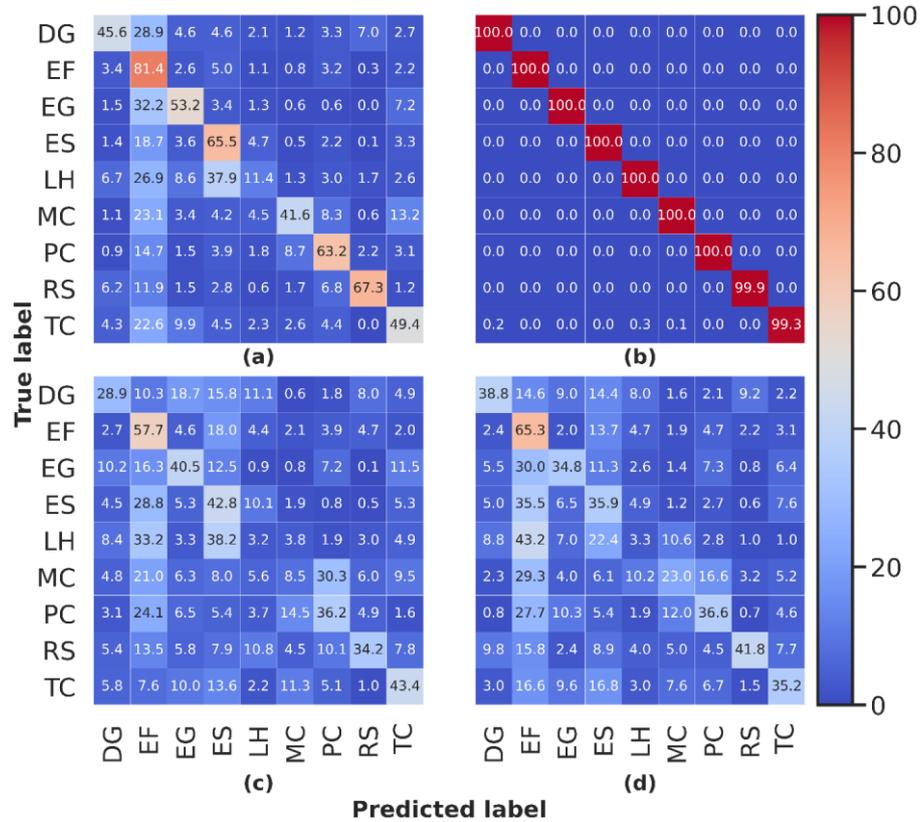


Figure 4-25: Matrice de confusion obtenue à partir de l'analyse discriminante linéaire (LDA) effectuée pour la classification des neuf espèces les plus abondantes identifiées dans les données *in situ* pour le site B. (a) Acquisition hyperspectrale ; (b) $LOP_{species}$; (c) LOP_{ITC} ; (d) LOP_{pixel} . Source : Ebengo et al. (2021).

Tableau 4-2: Coefficient de corrélation de Pearson comparant la classification LDA des simulations DART aux données expérimentales pour les scénarios testant la variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires. La cohérence dans le succès ou l'échec de la classification est comparée pour les données expérimentales et simulées. Source : Ebengo et al. (2021).

Elements de la matrice de confusion	$LOP_{species}$	LOP_{ITC}	LOP_{pixel}
Classification correcte	0.05	0.86	0.92
Mauvaise classification	-0.04	0.71	0.79

CHAPITRE 5 :

DISCUSSION GENERALE

5.1. Reconstruction de la structure forestière 3D

La première étape dans la mise en œuvre de cette étude a été la reconstruction de la structure 3D. Pour ce faire, les données ALS ont été discrétisées dans l'espace 3D à l'aide du logiciel *AMAPVox*. Ici, l'approximation de Beer-Lambert de milieu turbide a permis d'estimer le PAD à partir de la transmittance locale dont l'intégration sur le profil vertical renseignait sur le PAI. Le « clumping » est crucial pour l'estimation du LAI ou du PAI. La non considération de ce paramètre dans cette étude a potentiellement conduit à une sous-estimation du LAI et du PAI, considérant les observations faites par d'autres auteurs (Wang and Fang, 2020; Zhu et al., 2018). Qu et al. (2018) ont estimé le PAI d'un forêt tropicale humide à Fazenda Cauaxi dans la municipalité de Paragominas de l'État du Pará au Brésil. Ils ont rapporté un PAI moyen de 6.9 m²/m². Une autre étude a été menée par Pimmasarn et al. (2020) dans le parc national de Khao Yai au centre de la Thaïlande. Ils ont obtenu un PAI moyen de 8.02 m²/m². Ces résultats sont légèrement inférieurs au PAI rapporté ici (moyenne PAI de 9.4 m²/m²). En revanche, Vincent et al. (2017) ont cartographié le PAI sur le même site (Paracou station expérimentale) par ALS (en utilisant un système laser différent, c'est-à-dire un Riegl LMSQ560) et ils ont rapporté un PAI moyen de 13.2 m²/m². Dans cette étude, les auteurs ont également comparé le niveau de lumière sous la canopée entre simulations et mesures. Ils ont mis en évidence une légère sous-estimation de la transmittance estimée par l'ALS (Vincent et al., 2017). De plus, il convient de noter que la formule utilisée pour calculer la transmittance des voxels à partir du modèle lancer de rayons dans Vincent et al. (2017) (**Equation (4)**) peut s'avérer biaisée du fait qu'elle considère une longueur de parcours optique moyenne plutôt que les longueurs de chemin réelles comme cela a été fait ici. Le biais peut être responsable de la sous-estimation de la transmittance (et surestimation du PAI) observée à ce moment-là. Cela indique que la présente estimation est plus précise que celle publiée précédemment pour le site. Une mesure indépendante de PAI sur le site A (80 × 80 m) a été réalisée à l'aide de données TLS avec une grande densité d'échantillonnage en 2016 (G. Vincent et F. Heuschmidt (2018) non publié). La parcelle était voxelisée à une résolution de 50 cm en utilisant *AMAPVox*. Le PAI moyen estimé au niveau de la parcelle s'est avéré être égal à 11.4 m²/m². Enfin, il convient de noter que l'incertitude dans l'estimation du PAI est en grande partie liée à la densité d'échantillonnage limitée dans la partie inférieure de la canopée en raison de l'occlusion (Schneider et al., 2019). La partie supérieure de la canopée est mieux échantillonnée et le PAD des couches supérieures

de la canopée qui sont en effet de premier ordre en termes d'interactions avec la lumière sont probablement estimés plus précisément que le PAI (PAD intégré sur le profil complet).

5.2. Estimation des traits foliaires

Une méthode hybride combinant des données synthétiques au modèle DART a permis d'estimer la teneur en pigments à l'échelle de la canopée. L'intérêt de la méthode est qu'elle permet d'estimer la teneur en pigments en prenant en compte le contexte 3D et les conditions d'acquisition du milieu où l'on veut caractériser les traits foliaires. Toutefois, il existe une incertitude quant à l'utilisation de données synthétiques qui ont permis de déployer la méthode d'estimations de traits de chimie foliaire. Les modèles linéaires ont été ajustés pour estimer les teneurs en pigments à partir d'indices spectraux, pour chacun des scénarios prenant en compte la NPVf. Une forte corrélation a été obtenue entre C_{ab} et CI, et entre C_{anth} et ARI, pour tous les scénarios prenant en compte la NPVf dans le site A. Nous avons trouvé une corrélation modérée entre teneur en caroténoïdes et l'indice de réflectance de C_{xc} . Cela corrobore les observations citées dans la littérature : l'estimation de la C_{xc} notamment à partir des indices spectraux est difficile car les coefficients d'absorption spécifiques des chlorophylles et des caroténoïdes montrent des domaines de forte absorption dans le même domaine spectral visible correspondant à la couleur bleue entre 400 nm et 500 nm. Nos résultats montrent par ailleurs que la prise en compte C_{brown} réduit la sensibilité de CRI aux caroténoïdes : une réduction du R^2 de 0.72 à 0.55 a été observée entre CRI expérimental et estimé lorsque nous avons ajouté C_{brown} dans les simulations. L'intégration de C_{brown} s'est avéré pertinent pour améliorer l'estimation de C_{ab} . Cela s'explique par sa contribution dans le red-edge, un domaine déterminant pour l'estimation de C_{ab} .

L'influence de la NPVf sur la gamme des indices spectraux pour chaque scénario a été remarquable avec des intervalles différents. Ce qui a eu pour corollaire des distributions de teneur en pigment différentes pour chaque scénario lors de l'application des régressions du site A pour estimations des teneurs en pigment sur le site B. Une mauvaise adéquation de certains de ces modèles (tels que les modèles conduisant à une teneur négative de C_{anth}) mettent en évidence les faiblesses dans l'intégration de certains des facteurs influençant la réflectance de la canopée dans les simulations.

Des travaux supplémentaires seraient nécessaires pour effectuer une validation directe de ces modèles d'estimation des pigments foliaires à partir de l'imagerie hyperspectrale. En utilisant une approche simple d'estimation de la teneur en pigments dans un milieu aussi complexe

qu'une forêt tropicale, l'idée n'était pas d'obtenir une approximation exacte des teneurs en pigments mais de fournir une base pour l'intégration d'une variabilité spatiale des pigments sur notre site d'étude. Des approches multivariées plus raffinées peuvent être nécessaires pour minimiser le biais absolu dans les valeurs simulées, que nous n'avons pas pu contrôler ou corriger ici. Une intercomparaison avec de teneurs en pigments obtenues par inversion de données optiques, ici hyperspectrales pourrait aussi permettre de réduire l'incertitude liée à notre approche.

Nous avons comparé les teneurs estimées en pigments en fonction des scénarios NPVf avec celles rapportés dans la littérature d'une part dans un contexte des forêts tropicales puis comparé aussi les indices spectraux simulés et mesurés d'autre part afin de déterminer le réalisme de nos estimations. Arellano et al. (2017) ont rapporté C_{ab} allant de 19.2 à 105.4 $\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ et C_{xc} allant de 1.0 à 44.2 $\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ dans une forêt amazonienne de l'Equateur. Les plages obtenues pour les différentes simulations sont ensuite restées dans une plage réaliste pour C_{ab} et C_{xc} . C_{anth} a montré des écarts dans certains cas, avec des valeurs négatives. Des gammes de C_{anth} rapportés dans la littérature peuvent atteindre des valeurs plus élevées que celles dérivées de notre modèle hybride (Féret et al., 2017; Gitelson et al., 2006), mais des valeurs aussi élevées correspondent à des feuilles peu susceptibles d'être trouvées comme principaux contributeurs à la réflectance de canopée en forêts tropicales. Dans les forêts tropicales, les anthocyanes s'accumulent principalement dans les feuilles juvéniles pendant la phase d'expansion et dans la végétation trouvée dans les parties ombragées de la forêt. Des investigations complémentaires sur la définition d'une NPVf optimale pourrait être pertinentes pour améliorer la correspondance entre les teneurs en pigments estimées et celles attendues en forêts tropicales. Malgré une utilisation importante des indices spectraux en télédétection, des problèmes se posent lors de la mise à échelle du niveau de la feuille au niveau de la canopée puisque d'autres facteurs tels que l'architecture de la canopée, la géométrie solaire, les propriétés du sol et le LAI affectent également la relation entre la teneur en pigments foliaire et indice de végétation (Blackburn, 2007). Un échantillonnage intensif *in situ* combiné à la Partial Least Square Regression (PLSR), qui s'est avérée être une approche empirique efficace pour estimer les traits foliaires à partir des données spectrales de la canopée (Asner et al., 2015; Asner and Martin, 2008; Smith et al., 2003), pourraient être pertinents pour un ajustement local et l'amélioration de l'estimation de la teneur en pigment. Nos résultats ont montré un potentiel pour l'estimation des traits physiologiques en se basant sur l'approche hybride mise en place et par conséquent un potentiel pour l'estimation de la diversité fonctionnelle.

5.3. Influence des éléments non photosynthétiques sur la simulation de réflectance de canopée

La prise en compte des éléments non photosynthétiques dans l'architecture forestière est l'un des principaux enjeux de la modélisation du transfert radiatif en zone forestière (Schneider et al., 2014). Nous avons défini différents scénarios d'intégration des éléments non photosynthétiques dans des simulations et comparés la réflectance simulée à celle de données expérimentales. Une influence particulièrement importante de NPVf a été observée dans les bandes bleu et rouge du domaine visible, correspondant aux principaux domaines d'absorption des pigments avec une contribution majeure de C_{ab} . Les pigments sont les principaux contributeurs des propriétés optiques des feuilles dans le visible (Ollinger, 2011; Sims and Gamon, 2002). Nos résultats ont montré que l'introduction de NPVf en se basant sur la densité de bois ou WAD (y compris les scénarios NPVf_{WAD} et NPVf_{WAD/2}) a entraîné une augmentation de la réflectance dans le bleu et le rouge. Cette observation est due à l'effet de mélange de la végétation verte (forte absorption dans les domaines bleu et rouge) avec la végétation non photosynthétique caractérisée par une faible absorption dans le visible qui conduit à une augmentation de la réflectance. Ces observations sont en accord avec celles de Malenovský et al. (2008) qui ont mis en évidence une augmentation de 2% de la réflectance de canopée dans le domaine rouge lorsque les éléments ligneux ont été intégrés dans les simulations. L'introduction de NPVf à base de pigments bruns n'a entraîné que l'ajout de constituants absorbants aux feuilles dans la simulation dans le visible, et aucun mélange avec des éléments de réflectance plus élevée. Conformément aux observations précédentes (Danner et al., 2019; Malenovský et al., 2008), l'introduction de NPVf a conduit à une diminution de la réflectance simulée dans le red-edge et le NIR, que ce soit en utilisant WAD ou C_{brown} . Dans l'ensemble, nous avons trouvé un accord plus faible entre les données expérimentales et les simulations dans le NIR. La réflectance dans la région rouge a été toutefois sous-estimée pour NPVf₀ et le scénario NPVf_{Cbrown} que nous avons définis comme optimal dans cette étude par rapport à l'imagerie hyperspectrale. Définir la NPVf en tant que fraction de la PAD (NPVf_{WAD}) nécessite une attention particulière notamment dans la définition de la NPVf_{WAD} optimale. Vu la nécessité d'améliorer le compromis radiométrique entre simulation et mesure, l'intégration des éléments ligneux par le WAD concomitamment avec les pigments bruns dans les simulations s'avère important. L'hypothèse est faite considérant la NPVf comme une fraction uniforme du PAD devrait être discutée. Tout d'abord, le rapport feuille/surface bois est connu pour être spatialement hétérogène (à travers les espèces, avec la profondeur de la canopée, etc.).

Deuxièmement, l'hypothèse du milieu turbide devrait conduire à des divergences lors de l'introduction d'éléments ligneux qui sont organisés spatialement et hiérarchiquement en interagissant avec la lumière en tant que volumes au lieu de surfaces. L'hypothèse implicite supplémentaire d'un mélange homogène entre la feuille et le bois n'est pas non plus rencontrée. Une meilleure représentation de la structure des éléments non photosynthétiques, basée sur des cylindres connectés et d'autres structures tels que des triangles pour représenter des brindilles peut contribuer à améliorer l'intégration des éléments non photosynthétiques (Melendo-Vega et al., 2018; Raumonon et al., 2013). Une représentation mixte de voxels pour le feuillage et de triangles pour les parties ligneuses est tout à fait compatible avec le modèle DART, cependant le nuage de points ALS seul ne fournit pas une résolution suffisante pour atteindre un tel niveau de détail de la description de la géométrie de la canopée. Les feuilles et le bois sont pratiquement inséparables dans les nuages de points ALS car de nombreux retours sont des points mixtes en raison de la taille de l'empreinte laser (environ 25 cm de diamètre ici). La reconstruction de la géométrie de l'arbre est encore entravée par le nombre limité de densité d'impulsion, la précision géométrique (limitée par la taille de l'empreinte laser) et le taux élevé d'occlusions se produisant dans les forêts denses. Enfin, Malenovský et al. (2008) ont mis en évidence que les petits éléments ligneux comme les brindilles ont une contribution significative à la réflectance de canopée, en comparaison avec les éléments ligneux de grande taille tels que les branches ou les troncs (Malenovský et al., 2008). Cela suggère la nécessité d'intégrer des brindilles dans simulations à l'aide des mesures TLS, mais soulève de nouveaux défis tant pour la capacité à générer des scènes artificielles réalistes que dans celle à exploiter un tel niveau de détail.

5.4. Influence de la variabilité des propriétés optiques sur la dissimilarité spectrale et la discrimination d'espèces

La représentation inadéquate de la variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires au sein des couronnes, entre les couronnes ou entre les espèces a été signalée comme l'une des principales sources d'erreur dans les études basées sur la modélisation du transfert radiatif (Melendo-Vega et al., 2018; Réjou-Méchain et al., 2019; Schneider et al., 2014). Et pourtant, pour l'application de méthodes de cartographie de la biodiversité basée sur l'hypothèse de variation spectrale, la diversité optique est un élément clé. Pour résoudre ces problèmes, nous avons testé trois scénarios tenant compte de la variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires : LOP_{species} , LOP_{ITC} et LOP_{pixel} . La correspondance entre les données expérimentales

et les simulations DART a été évaluée par comparaison : de l'ensemble du spectre à l'aide de métriques statistiques, de la séparabilité des espèces à l'aide métriques de dissimilarité et du potentiel de discrimination des espèces à l'aide d'une analyse discriminante. L'accord le plus faible a été obtenu par la représentation des LOP_{species} pour l'ensemble d'indicateurs. Ce scénario a conduit à une surestimation de la séparabilité des espèces. La représentation LOP_{ITC} a donné des résultats intermédiaires alors que les meilleurs résultats ont été obtenus par le scénario était LOP_{pixel} . Les efforts déployés dans la définition des propriétés optiques foliaires se sont avérés être un axe important de discrimination des espèces. Cependant, nous étions limités par le manque de description détaillée d'autres sources de variabilité des propriétés optiques foliaires telles que le clumping, le coefficient de structure N, LIDF ou LMA pour lesquelles les valeurs ont été homogénéisé sur l'ensemble de la maquette 3D

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

La caractérisation et le suivi de la biodiversité par télédétection sont des enjeux importants pour la conservation des écosystèmes forestiers tropicaux dans le contexte de l'érosion de la biodiversité et des changements climatiques. Les avancées technologiques dans le domaine de l'observation de la Terre et le développement de nouvelles méthodes en télédétection offrent de nouvelles opportunités pour la cartographie de la biodiversité. L'objectif de cette thèse était de définir un cadre méthodologique pour la simulation de données de télédétection optique en forêt tropicale, en vue de contribuer à l'amélioration des méthodes dédiées à la cartographie de la biodiversité, et dans la perspective de la préparation des futures missions satellites hyperspectrales. A l'issue de cette thèse, le travail réalisé permet de contribuer à différents aspects relatifs à l'utilisation de modèles physiques en télédétection pour des applications en écologie tropicale. Ces contributions peuvent être synthétisées sous la forme de réponses aux deux questions suivantes :

Comment simuler des données de télédétection réalistes en forêts tropicales à partir d'outils de modélisation physiques?

Si les outils de modélisation physique en télédétection sont largement utilisés pour des applications dans le domaine de l'agriculture, leur utilisation dans un contexte d'analyse de milieux forestiers complexes et pour des applications visant au suivi de la biodiversité est encore très peu étudiée. Au-delà de la simple définition des paramètres à appliquer aux outils de modélisation, la question du réalisme des simulations demande une réflexion intégrant aussi bien des considérations techniques et méthodologiques que des considérations relatives à l'application et à notre objet d'étude, les forêts tropicales. Il est donc crucial de s'inscrire dans une démarche intégrant les données, outils, méthodes et objets d'étude de manière quasi-systémique : qu'est-ce qu'une simulation réaliste lorsque l'on s'intéresse à l'analyse de données hyperspectrales pour l'estimation de la biodiversité des forêts tropicales ?

Les forêts tropicales sont caractérisées par une forte hétérogénéité spatiale en termes de structure et de traits foliaires. Cette propriété représente un élément clé à reproduire lorsqu'on simule des données de télédétection correspondant à des forêts tropicales. Dans le cadre de notre étude, l'impact de deux facteurs associés à la végétation, dont les éléments non photosynthétiques et la variabilité spatiale des propriétés optiques de feuilles, a été étudié à partir des analyses de sensibilité en vue de déterminer l'approche qui permettait d'obtenir des simulations réalistes, c'est-à-dire celle dont la configuration rapprochait les simulations des données expérimentales sur base de certains critères notamment radiométrique. Nous avons tiré profit de données LiDAR aéroportées pour reconstruire l'architecture 3D de la forêt. La

prise en compte des éléments non photosynthétiques constitue l'une des sources d'amélioration potentielle des approches par modélisation du transfert radiatif en raison de la difficulté à les caractériser directement par des méthodes destructives ou à partir des données LiDAR. Dans le cadre de cette étude, nous avons étudié deux approches permettant d'intégrer les éléments non photosynthétiques dans les simulations : soit en considérant la densité de surface de bois soit en considérant les pigments bruns. Les résultats ont montré que le scénario considérant les pigments bruns rapprochait les simulations des données expérimentales sur la base des indicateurs choisis : la radiométrie et les indices spectraux associés aux traits de chimie foliaire. L'exploration du scénario considérant la densité de surface de bois a quant à lui mis en évidence la nécessité de la définition d'une proportion optimale de bois qui permettait de désagréger la densité de surface de plante en densité de surface foliaire et densité de surface de bois. Ici l'influence de la fraction d'éléments non photosynthétique de référence ainsi qu'un niveau intermédiaire qui représentait la moitié de cette fraction a été étudiée. Cependant, les résultats ont mis en évidence la nécessité de déterminer une fraction qui rapprochait au mieux les simulations de données expérimentales. La complémentarité entre ces deux approches s'est avérée importante pour une meilleure intégration des éléments non photosynthétiques dans les simulations.

En plus de l'influence des éléments non photosynthétiques, nous avons analysé l'influence de la variabilité spatiale des propriétés optiques foliaires sur la simulation de la réflectance de canopée en forêt tropicale. La prise en compte de la variabilité des propriétés optiques foliaires constitue une propriété importante à considérer lors de la simulation de la réflectance de canopée des forêts tropicales surtout pour des applications en cartographie de la biodiversité surtout lorsque l'hypothèse de variation spectrale est utilisée. Nous avons réalisé une analyse de sensibilité pour aborder cette question. Trois scénarios ont été définis: la variabilité des propriétés optiques foliaires entre les pixels d'un individu (LOP_{pixel}), la variabilité des propriétés optiques foliaires entre individu (LOP_{ITC}) et la variabilité des propriétés optiques foliaires entre espèces (LOP_{species}). Les résultats ont montré une concordance entre simulation et données expérimentales pour le scénario LOP_{pixel} . Le scénario $NPV_{f_{\text{Cbrown}}} - LOP_{\text{pixel}}$ s'est avéré le plus réaliste pour la simulation de la réflectance de canopée d'un point de vue radiométrique. Dans l'ensemble, les résultats ont montré que l'incorporation des éléments non photosynthétiques combinée à la variabilité des propriétés optiques des feuilles à l'échelle du pixel sont pertinentes pour simuler l'hétérogénéité spatiale dans les données de télédétection dans les forêts tropicales. Cependant, l'amélioration de la définition des traits foliaires et de la caractérisation des paramètres structurels notamment en intégrant une variabilité spatiale doit

être abordée afin d'augmenter l'accord radiométrique entre les données de simulation et de spectroscopie d'imagerie.

Comment tirer parti des outils de modélisation physique pour l'étude de la biodiversité des forêts tropicales par télédétection ?

Notre travail a permis d'identifier des stratégies de paramétrage des outils de modélisation 3D, notamment par l'intégration de propriétés chimiques et optiques foliaires assurant la conservation dans la simulation d'un ensemble de propriétés de végétation, allant des propriétés de réflectance de canopée mesurée localement à l'échelle d'un pixel, à des propriétés de similarité spectrale au sein des individus, entre individus et entre espèces, à des propriétés de discrimination entre espèces sur la base de l'information spectrale exploitée dans le cadre de classifications supervisées.

La capacité à reproduire ces propriétés spectrales dans un contexte d'analyse écologique représente une première étape vers la mise en place de scénarios permettant de simuler des gradients de diversités taxonomique et fonctionnelle, sur la base de règles plus ou moins élaborées permettant de spatialiser la variabilité des traits foliaires et la diversité taxonomique de façon cohérente.

Nous avons comparé les simulations aux données expérimentales sur base de trois critères : les traits physiologiques, la dissimilarité spectrale et le potentiel de discrimination d'espèces. Pour l'ensemble de ces critères, les meilleures concordances entre simulations et données expérimentales sont obtenues pour le scénario LOP_{pixel} . Nos résultats ont montré un potentiel pour l'estimation de indices associés aux traits foliaires des arbres notamment par une concordance entre les indices de chlorophylle et des anthocyanes simulés et mesurés pour le scénario optimal $NPV_{\text{Cbrown}} - LOP_{\text{pixel}}$. Cela met en évidence un potentiel de nos résultats pour la cartographie de la diversité fonctionnelle en se basant sur les traits physiologiques.

Notre cadre de simulation a montré un potentiel intéressant pour des analyses comparatives pour des applications de télédétection dédiées au suivi de la biodiversité à partir de missions satellitaires opérationnelles ainsi que pour les futures missions en préparation. Nous nous sommes fondés sur un certain nombre d'indicateur pour étudier la biodiversité sur une parcelle expérimentale de 300 m x 300 m. Dans des études futures, il serait envisageable d'appliquer ce cadre méthodologique pour des études à grande échelle en se basant sur différents indicateurs permettant de cartographier la diversité fonctionnelle (Schneider et al., 2017; Zheng et al., 2021) ou la diversité taxonomique (Féret and Asner, 2014).

Dans le but d'étudier plus finement l'apport de l'imagerie hyperspectrale haute résolution spatiale pour l'étude des propriétés et du fonctionnement de la végétation tropicale, la réalisation d'études de sensibilité regroupant un double gradient floristique et structural, des spécifications instrumentales et des conditions d'acquisition pourra être envisagé dans des études ultérieures. Les forêts tropicales sont des milieux complexes caractérisés par une variabilité horizontale et verticale des propriétés optiques des feuilles. Dans ce travail nous avons essentiellement considéré la variabilité horizontale de ces propriétés ; la prise en compte de la variabilité verticale des propriétés optiques pourrait améliorer le compromis radiométrique entre les simulations et les mesures. Dans le cadre de notre étude nous nous sommes particulièrement intéressés aux domaines visible et NIR. En plus de la considération du SWIR dans des études futures, une analyse sur la contribution de chacun de ces domaines spectraux de manière spécifique serait envisageable. De plus, la prise en compte de la phénologie des différentes espèces est une information supplémentaire pour la discrimination d'espèces. Ainsi, le couplage de l'approche de modélisation proposée à des modèles écologiques pourrait aussi être envisagé en vue de mieux appréhender la contribution de l'échelle temporelle.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUE

- Adhikari, H., Valbuena, R., Pellikka, P.K.E., Heiskanen, J., 2020. Mapping forest structural heterogeneity of tropical montane forest remnants from airborne laser scanning and Landsat time series. *Ecol. Indic.* 108, 105739. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.105739>
- Aggarwal, S., Dun, D., 2005. PRINCIPLES OF REMOTE SENSING [WWW Document]. URL <https://www.semanticscholar.org/paper/PRINCIPLES-OF-REMOTE-SENSING-Aggarwal-Dun/76db583ac4f6dc324399cf5eefcd309e294be3c3> (accessed 9.10.21).
- Allen, W., Gausman, H., Richardson, A.J., Thomas, J., 1969. Interaction of Isotropic Light with a Compact Plant Leaf. <https://doi.org/10.1364/JOSA.59.001376>
- Allen, W.A., Gausman, H.W., Richardson, A.J., 1970. Mean Effective Optical Constants of Cotton Leaves*. *JOSA* 60, 542–547. <https://doi.org/10.1364/JOSA.60.000542>
- Allen, W.A., Richardson, A.J., 1968. Interaction of Light with a Plant Canopy*. *JOSA* 58, 1023–1028. <https://doi.org/10.1364/JOSA.58.001023>
- Alton, P.B., Ellis, R., Los, S.O., North, P.R., 2007. Improved global simulations of gross primary product based on a separate and explicit treatment of diffuse and direct sunlight. *J. Geophys. Res. Atmospheres* 112. <https://doi.org/10.1029/2006JD008022>
- Anderson, C.B., 2018. Biodiversity monitoring, earth observations and the ecology of scale. *Ecol. Lett.* 21, 1572–1585. <https://doi.org/10.1111/ele.13106>
- Andrieu, B., Baret, F., Jacquemoud, S., Malthus, T., Steven, M., 1997. Evaluation of an improved version of SAIL model for simulating bidirectional reflectance of sugar beet canopies. *Remote Sens. Environ.* 60, 247–257. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00126-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00126-5)
- Arellano, P., Tansey, K., Balzter, H., Boyd, D.S., 2017. Field spectroscopy and radiative transfer modelling to assess impacts of petroleum pollution on biophysical and biochemical parameters of the Amazon rainforest. *Environ. Earth Sci.* 76, 217. <https://doi.org/10.1007/s12665-017-6536-6>
- Arias, P.A., Bellouin, N., Coppola, E., Jones, R.G., Krinner, G., Marotzke, J., Naik, V., Palmer, M.D., Plattner, G.-K., Rogelj, J., Rojas, M., Sillmann, J., Storelvmo, T., Thorne, P.W., Trewin, B., Achutarao, K.M., Adhikary, B., Allan, R.P., Armour, K., Bala, G., Barimalala, R., Berger, S., Canadell, J.G., Cassou, C., Cherchi, A., Collins, W., Collins, W.D., Connors, S.L., Corti, S., Cruz, F.A., Dentener, F.J., Dereczynski, C., Di Luca, A., Diongue-Niang, A., Doblas-Reyes, F.J., Dosio, A., Douville, H., Engelbrecht, F., Eyring, V., Fischer, E., Forster, P., Fox-Kemper, B., Fuglestvedt, J.S., Fyfe, J.C., Gillett, N.P., Goldfarb, L., Gorodetskaya, I.V., Gutiérrez, J.M., Hamdi, R., Hawkins, E., Hewitt, H.T., Hope, P., Islam, A.S., Jones, C., Kaufman, D.S., Kopp, R.E., Kosaka, Y., Kossin, J., Krakovska, S., Lee, J.-Y., Li, J., Mauritsen, T., Maycock, T.K., Meinshausen, M., Min, S.-K., Scheel Monteiro, P., Ngo-Duc, T., Otto, F., Pinto, I., Pirani, A., Raghavan, K., Ranasinghe, R., Ruane, A.C., Ruiz, L., Sallée, J.-B., Samset, B.H., Sathyendranath, S., Seneviratne, S.I., Sörensson, A.A., Szopa, S., Takayabu, I., Treguier, A.-M., Hurk, B. van den, Vautard, R., von Schuckmann, K., Zaehle, S., Zhang, X., Zickfeld, K., 2021. Technical summary, in: Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Pirani, A., Connors, S.L., Péan, C., Berger, S., Caud, N., Chen, Y., Goldfarb, L., Gomis, M.I., Huang, M., Leitzell, K., Lonnoy, E., Matthews, J.B.R., Maycock, T.K., Waterfield, T., Yelekçi, Ö., Yu, R., Zhou, B. (Eds.), *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press.
- Ashraf, M.A., Maah, M.J., Yusoff, I., 2011. Introduction to Remote Sensing of Biomass, Biomass and Remote Sensing of Biomass. IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/16462>
- Asner, G.P., 2008. Hyperspectral remote sensing of canopy chemistry, physiology, and biodiversity in tropical rainforests. *Hyperspectral Remote Sens. Trop. Sub-Trop. For.* 261–296.

- Asner, G.P., 1998. Biophysical and Biochemical Sources of Variability in Canopy Reflectance. *Remote Sens. Environ.* 64, 234–253. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00014-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00014-5)
- Asner, G.P., Jones, M.O., Martin, R.E., Knapp, D.E., Hughes, R.F., 2008. Remote sensing of native and invasive species in Hawaiian forests. *Remote Sens. Environ., Earth Observations for Terrestrial Biodiversity and Ecosystems Special Issue* 112, 1912–1926. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.02.043>
- Asner, G.P., Knapp, D.E., Boardman, J., Green, R.O., Kennedy-Bowdoin, T., Eastwood, M., Martin, R.E., Anderson, C., Field, C.B., 2012. Carnegie Airborne Observatory-2: Increasing science data dimensionality via high-fidelity multi-sensor fusion. *Remote Sens. Environ.* 124, 454–465. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.06.012>
- Asner, G.P., Martin, R.E., 2016. Spectranomics: Emerging science and conservation opportunities at the interface of biodiversity and remote sensing. *Glob. Ecol. Conserv.* 8, 212–219. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2016.09.010>
- Asner, G.P., Martin, R.E., 2008. Spectral and chemical analysis of tropical forests: Scaling from leaf to canopy levels. *Remote Sens. Environ.* 112, 3958–3970. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.07.003>
- Asner, G.P., Martin, R.E., Anderson, C.B., Knapp, D.E., 2015. Quantifying forest canopy traits: Imaging spectroscopy versus field survey. *Remote Sens. Environ.* 158, 15–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.11.011>
- Asner, G.P., Martin, R.E., Knapp, D.E., Tupayachi, R., Anderson, C.B., Sinca, F., Vaughn, N.R., Llactayo, W., 2017. Airborne laser-guided imaging spectroscopy to map forest trait diversity and guide conservation. *Science* 355, 385–389. <https://doi.org/10.1126/science.aaj1987>
- Asner, G.P., Wessman, C.A., Bateson, C.A., Privette, J.L., 2000. Impact of Tissue, Canopy, and Landscape Factors on the Hyperspectral Reflectance Variability of Arid Ecosystems. *Remote Sens. Environ.* 74, 69–84. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00124-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00124-3)
- Aubry-Kientz, M., Dutrieux, R., Ferraz, A., Saatchi, S., Hamraz, H., Williams, J., Coomes, D., Piboule, A., Vincent, G., 2019. A Comparative Assessment of the Performance of Individual Tree Crowns Delineation Algorithms from ALS Data in Tropical Forests. *Remote Sens.* 11, 1086. <https://doi.org/10.3390/rs11091086>
- Baldeck, C.A., Asner, G.P., Martin, R.E., Anderson, C.B., Knapp, D.E., Kellner, J.R., Wright, S.J., 2015. Operational Tree Species Mapping in a Diverse Tropical Forest with Airborne Imaging Spectroscopy. *PLOS ONE* 10, e0118403. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0118403>
- Baldeck, C.A., Colgan, M.S., Féret, J.-B., Levick, S.R., Martin, R.E., Asner, G.P., 2014. Landscape-scale variation in plant community composition of an African savanna from airborne species mapping. *Ecol. Appl.* 24, 84–93.
- Balvanera, P., Pfisterer, A.B., Buchmann, N., He, J.-S., Nakashizuka, T., Raffaelli, D., Schmid, B., 2006. Quantifying the evidence for biodiversity effects on ecosystem functioning and services. *Ecol. Lett.* 9, 1146–1156. <https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2006.00963.x>
- Banskota, A., Serbin, S.P., Wynne, R.H., Thomas, V.A., Falkowski, M.J., Kayastha, N., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Townsend, P.A., 2015. An LUT-Based Inversion of DART Model to Estimate Forest LAI from Hyperspectral Data. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 8, 3147–3160. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2401515>
- Baranoski, G.V.G., Rokne, J.G., 1997. An Algorithmic Reflectance and Transmittance Model for Plant Tissue. *Comput. Graph. Forum* 16, C141–C150. <https://doi.org/10.1111/1467-8659.16.3conferenceissue.15>
- Barbier, N., Couteron, P., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Proisy, C., 2012. Linking canopy images to forest structural parameters: potential of a modeling framework. *Ann. For. Sci.* 69, 305–311. <https://doi.org/10.1007/s13595-011-0116-9>
- Barbier, N., Couteron, P., Proisy, C., Malhi, Y., Gastellu-Etchegorry, J.-P., 2010. The variation of apparent crown size and canopy heterogeneity across lowland

- Amazonian forests. *Glob. Ecol. Biogeogr.* 19, 72–84. <https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2009.00493.x>
- Baret, F., Hagolle, O., Geiger, B., Bicheron, P., Miras, B., Huc, M., Berthelot, B., Niño, F., Weiss, M., Samain, O., Roujean, J.L., Leroy, M., 2007. LAI, fAPAR and fCover CYCLOPES global products derived from VEGETATION: Part 1: Principles of the algorithm. *Remote Sens. Environ.* 110, 275–286. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.02.018>
- Belward, A.S., Skøien, J.O., 2015. Who launched what, when and why; trends in global land-cover observation capacity from civilian earth observation satellites. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens., Global Land Cover Mapping and Monitoring* 103, 115–128. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.03.009>
- Berglund, E.R., Mace Jr., A.C., 1976. Diurnal albedo variation of black spruce and sphagnum-sedge bogs. *Can. J. For. Res.* 6, 247–252. <https://doi.org/10.1139/x76-034>
- Blackburn, G.A., 2007. Hyperspectral remote sensing of plant pigments. *J. Exp. Bot.* 58, 855–867. <https://doi.org/10.1093/jxb/erl123>
- Blackburn, G.A., 1998. Spectral indices for estimating photosynthetic pigment concentrations: A test using senescent tree leaves. *Int. J. Remote Sens.* 19, 657–675. <https://doi.org/10.1080/014311698215919>
- Booy, G., Hendriks, R.J.J., Smulders, M.J.M., Groenendaal, J.M.V., Vosman, B., 2000. Genetic Diversity and the Survival of Populations. *Plant Biol.* 2, 379–395. <https://doi.org/10.1055/s-2000-5958>
- Borel, C., Gerstl, S., 1992. Adjacency-blurring-effect of scenes modeled by the radiosity method, in: *Defense, Security, and Sensing*. <https://doi.org/10.1117/12.137929>
- Borel, C.C., Gerstl, S.A.W., Powers, B.J., 1991. The radiosity method in optical remote sensing of structured 3-D surfaces. *Remote Sens. Environ.* 36, 13–44. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90028-5](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90028-5)
- Botta-Dukát, Z., 2005. Rao's quadratic entropy as a measure of functional diversity based on multiple traits. *J. Veg. Sci.* 16, 533–540. <https://doi.org/10.1111/j.1654-1103.2005.tb02393.x>
- Bousquet, L., Lachérade, S., Jacquemoud, S., Moya, I., 2005. Leaf BRDF measurements and model for specular and diffuse components differentiation. *Remote Sens. Environ.* 98, 201–211. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.07.005>
- Bradshaw, C.J., Sodhi, N.S., Brook, B.W., 2009. Tropical turmoil: a biodiversity tragedy in progress. *Front. Ecol. Environ.* 7, 79–87. <https://doi.org/10.1890/070193>
- Bray, J.R., Curtis, J.T., 1957. An Ordination of the Upland Forest Communities of Southern Wisconsin. *Ecol. Monogr.* 27, 325–349. <https://doi.org/10.2307/1942268>
- Bréda, N.J.J., 2003. Ground-based measurements of leaf area index: a review of methods, instruments and current controversies. *J. Exp. Bot.* 54, 2403–2417. <https://doi.org/10.1093/jxb/erg263>
- Brockhoff, E.G., Barbaro, L., Castagnyrol, B., Forrester, D.I., Gardiner, B., González-Olabarria, J.R., Lyver, P.O., Meurisse, N., Oxbrough, A., Taki, H., Thompson, I.D., van der Plas, F., Jactel, H., 2017. Forest biodiversity, ecosystem functioning and the provision of ecosystem services. *Biodivers. Conserv.* 26, 3005–3035. <https://doi.org/10.1007/s10531-017-1453-2>
- Bruniquel-Pinel, V., Gastellu-Etchegorry, J.P., 1998. Sensitivity of Texture of High Resolution Images of Forest to Biophysical and Acquisition Parameters. *Remote Sens. Environ.* 65, 61–85. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00009-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00009-1)
- Burger, J., Edwards, G.E., 1996. Photosynthetic Efficiency, and Photodamage by UV and Visible Radiation, in Red versus Green Leaf Coleus Varieties. *Plant Cell Physiol.* 37, 395–399. <https://doi.org/10.1093/oxfordjournals.pcp.a028959>
- Cadotte, M.W., Carscadden, K., Mirotchnick, N., 2011. Beyond species: functional diversity and the maintenance of ecological processes and services. *J. Appl. Ecol.* 48, 1079–1087. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2011.02048.x>

- Calders, K., Origo, N., Burt, A., Disney, M., Nightingale, J., Raunonen, P., Åkerblom, M., Malhi, Y., Lewis, P., 2018. Realistic Forest Stand Reconstruction from Terrestrial LiDAR for Radiative Transfer Modelling. *Remote Sens.* 10, 933. <https://doi.org/10.3390/rs10060933>
- Cao, L., Coops, N.C., Innes, J.L., Dai, J., Ruan, H., She, G., 2016. Tree species classification in subtropical forests using small-footprint full-waveform LiDAR data. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation* 49, 39–51. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.01.007>
- Carlson, K.M., Asner, G.P., Hughes, R.F., Ostertag, R., Martin, R.E., 2007. Hyperspectral Remote Sensing of Canopy Biodiversity in Hawaiian Lowland Rainforests. *Ecosystems* 10, 536–549. <https://doi.org/10.1007/s10021-007-9041-z>
- Carter, G.A., 1991. Primary and Secondary Effects of Water Content on the Spectral Reflectance of Leaves. *Am. J. Bot.* 78, 916–924. <https://doi.org/10.2307/2445170>
- Caruthers, J.W., 2011. On Rayleigh and Mie scattering. *Proc. Meet. Acoust.* 14, 070001. <https://doi.org/10.1121/1.3664646>
- Cawse-Nicholson, K., Townsend, P.A., Schimel, D., Assiri, A.M., Blake, P.L., Buongiorno, M.F., Campbell, P., Carmon, N., Casey, K.A., Correa-Pabón, R.E., Dahlin, K.M., Dashti, H., Dennison, P.E., Dierssen, H., Erickson, A., Fisher, J.B., Frouin, R., Gatebe, C.K., Gholizadeh, H., Gierach, M., Glenn, N.F., Goodman, J.A., Griffith, D.M., Guild, L., Hakkenberg, C.R., Hochberg, E.J., Holmes, T.R.H., Hu, C., Hulley, G., Huemmrich, K.F., Kudela, R.M., Kokaly, R.F., Lee, C.M., Martin, R., Miller, C.E., Moses, W.J., Muller-Karger, F.E., Ortiz, J.D., Otis, D.B., Pahlevan, N., Painter, T.H., Pavlick, R., Poulter, B., Qi, Y., Realmuto, V.J., Roberts, D., Schaepman, M.E., Schneider, F.D., Schwandner, F.M., Serbin, S.P., Shiklomanov, A.N., Stavros, E.N., Thompson, D.R., Torres-Perez, J.L., Turpie, K.R., Tzortziou, M., Ustin, S., Yu, Q., Yusup, Y., Zhang, Q., 2021. NASA's surface biology and geology designated observable: A perspective on surface imaging algorithms. *Remote Sens. Environ.* 257, 112349. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112349>
- Chalker-Scott, L., 1999. Environmental Significance of Anthocyanins in Plant Stress Responses. *Photochem. Photobiol.* 70, 1–9. <https://doi.org/10.1111/j.1751-1097.1999.tb01944.x>
- Chao, A., Chiu, C.-H., Jost, L., 2014. Unifying Species Diversity, Phylogenetic Diversity, Functional Diversity, and Related Similarity and Differentiation Measures Through Hill Numbers. *Annu. Rev. Ecol. Evol. Syst.* 45, 297–324. <https://doi.org/10.1146/annurev-ecolsys-120213-091540>
- Chao, A., Chiu, C.-H., Jost, L., 2010. Phylogenetic diversity measures based on Hill numbers. *Philos. Trans. R. Soc. B Biol. Sci.* 365, 3599–3609. <https://doi.org/10.1098/rstb.2010.0272>
- Chen, J.M., Black, T.A., 1992. Defining leaf area index for non-flat leaves. *Plant Cell Environ.* 15, 421–429. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3040.1992.tb00992.x>
- Chen, M., 2014. Chlorophyll Modifications and Their Spectral Extension in Oxygenic Photosynthesis. *Annu. Rev. Biochem.* 83, 317–340. <https://doi.org/10.1146/annurev-biochem-072711-162943>
- Chiarucci, A., 2007. To sample or not to sample? That is the question ... for the vegetation scientist. *Folia Geobot.* 42, 209. <https://doi.org/10.1007/BF02893887>
- Chiarucci, A., Bacaro, G., Scheiner, S.M., 2011. Old and new challenges in using species diversity for assessing biodiversity. *Philos. Trans. R. Soc. B Biol. Sci.* 366, 2426–2437. <https://doi.org/10.1098/rstb.2011.0065>
- Chiu, C.-H., Chao, A., 2014. Distance-Based Functional Diversity Measures and Their Decomposition: A Framework Based on Hill Numbers. *PLOS ONE* 9, e100014. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0100014>
- Clark, M.L., Roberts, D.A., Clark, D.B., 2005. Hyperspectral discrimination of tropical rain forest tree species at leaf to crown scales. *Remote Sens. Environ.* 96, 375–398. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.03.009>

- Cohan, D.S., Xu, J., Greenwald, R., Bergin, M.H., Chameides, W.L., 2002. Impact of atmospheric aerosol light scattering and absorption on terrestrial net primary productivity. *Glob. Biogeochem. Cycles* 16, 37-1-37-12. <https://doi.org/10.1029/2001GB001441>
- Coleman, W.G., Mattice, J., Brocksen, R.W., 1996. Soule's Conservation Biology as the Foundation for Econometric Ecosystem Management. *Conserv. Biol.* 10, 1494-1499.
- Collier, P., Inkpen, R., Fontana, D., 2001. The use of historical photography in environmental studies. *Cybergeo Eur. J. Geogr.* <https://doi.org/10.4000/cybergeo.4019>
- Colwell, J.E., 1974. Vegetation canopy reflectance. *Remote Sens. Environ.* 3, 175-183. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(74\)90003-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(74)90003-0)
- Conroy, M.J., Noon, B.R., 1996. Mapping of Species Richness for Conservation of Biological Diversity: Conceptual and Methodological Issues. *Ecol. Appl.* 6, 763-773. <https://doi.org/10.2307/2269481>
- Corbane, C., Lang, S., Pipkins, K., Alleaume, S., Deshayes, M., García Millán, V.E., Strasser, T., Vanden Borre, J., Toon, S., Michael, F., 2015. Remote sensing for mapping natural habitats and their conservation status – New opportunities and challenges. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation, Special Issue on Earth observation for habitat mapping and biodiversity monitoring* 37, 7-16. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.11.005>
- Crist, T.O., Veech, J.A., Gering, J.C., Summerville, K.S., 2003. Partitioning species diversity across landscapes and regions: a hierarchical analysis of alpha, beta, and gamma diversity. *Am. Nat.* 162, 734-743. <https://doi.org/10.1086/378901>
- Cusack, D.F., Karpman, J., Ashdown, D., Cao, Q., Ciochina, M., Halterman, S., Lydon, S., Neupane, A., 2016. Global change effects on humid tropical forests: Evidence for biogeochemical and biodiversity shifts at an ecosystem scale. *Rev. Geophys.* 54, 523-610. <https://doi.org/10.1002/2015RG000510>
- Danner, M., Berger, K., Wocher, M., Mauser, W., Hank, T., 2019. Fitted PROSAIL Parameterization of Leaf Inclinations, Water Content and Brown Pigment Content for Winter Wheat and Maize Canopies. *Remote Sens.* 11, 1150. <https://doi.org/10.3390/rs11101150>
- Deering, D.W., Middleton, E.M., Eck, T.F., 1994. Reflectance anisotropy for a spruce-hemlock forest canopy. *Remote Sens. Environ., Remote Sensing of Forest Ecosystems* 47, 242-260. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90159-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90159-7)
- DeLong, D.C., 1996. Defining Biodiversity. *Wildl. Soc. Bull.* 1973-2006 24, 738-749.
- Delord, J., 2014. Chapitre 3. La biodiversité : imposture scientifique ou ruse épistémologique ?, *La biodiversité en question*. Éditions Matériologiques.
- Demmig-Adams, B., Adams, W.W., 1996. Xanthophyll cycle and light stress in nature: uniform response to excess direct sunlight among higher plant species. *Planta* 198, 460-470. <https://doi.org/10.1007/BF00620064>
- Díaz, S., Lavorel, S., Bello, F. de, Quétier, F., Grigulis, K., Robson, T.M., 2007. Incorporating plant functional diversity effects in ecosystem service assessments. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 104, 20684-20689. <https://doi.org/10.1073/pnas.0704716104>
- Díaz, S., Cabido, M., 2001. Vive la différence: plant functional diversity matters to ecosystem processes. *Trends Ecol. Evol.* 16, 646-655. [https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(01\)02283-2](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(01)02283-2)
- Duan, M., Min, Q., Lü, D., 2010. A polarized Radiative Transfer model based on successive order of scattering. <https://doi.org/10.1007/S00376-009-9049-8>
- Durán, S.M., Martin, R.E., Díaz, S., Maitner, B.S., Malhi, Y., Salinas, N., Shenkin, A., Silman, M.R., Wiczynski, D.J., Asner, G.P., Bentley, L.P., Savage, V.M., Enquist, B.J., 2019. Informing trait-based ecology by assessing remotely sensed functional diversity across a broad tropical temperature gradient. *Sci. Adv.* 5, eaaw8114. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aaw8114>
- Dyre, J.C., 2016. Rayleigh scattering revisited. *Nat. Mater.* 15, 1150-1151. <https://doi.org/10.1038/nmat4735>

- Ebengo, D.M., de Boissieu, F., Vincent, G., Weber, C., Féret, J.-B., 2021. Simulating Imaging Spectroscopy in Tropical Forest with 3D Radiative Transfer Modeling. *Remote Sens.* 13, 2120. <https://doi.org/10.3390/rs13112120>
- Fahrig, L., 1997. Relative Effects of Habitat Loss and Fragmentation on Population Extinction. *J. Wildl. Manag.* 61, 603–610. <https://doi.org/10.2307/3802168>
- Fassnacht, F.E., Latifi, H., Stereńczak, K., Modzelewska, A., Lefsky, M., Waser, L.T., Straub, C., Ghosh, A., 2016. Review of studies on tree species classification from remotely sensed data. *Remote Sens. Environ.* 186, 64–87. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.08.013>
- Feingersh, T., Dor, E.B., 2015. SHALOM – A Commercial Hyperspectral Space Mission, in: *Optical Payloads for Space Missions*. John Wiley & Sons, Ltd, pp. 247–263. <https://doi.org/10.1002/9781118945179.ch11>
- Feld, C.K., Silva, P.M. da, Sousa, J.P., Bello, F.D., Bugter, R., Grandin, U., Hering, D., Lavorel, S., Mountford, O., Pardo, I., Pärtel, M., Römbke, J., Sandin, L., Jones, K.B., Harrison, P., 2009. Indicators of biodiversity and ecosystem services: a synthesis across ecosystems and spatial scales. *Oikos* 118, 1862–1871. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0706.2009.17860.x>
- Fensham, R.J., Fairfax, R.J., 2002. Aerial photography for assessing vegetation change: a review of applications and the relevance of findings for Australian vegetation history. *Aust. J. Bot.* 50, 415–429. <https://doi.org/10.1071/bt01032>
- Féret, J.-B., Asner, G.P., 2014. Mapping tropical forest canopy diversity using high-fidelity imaging spectroscopy. *Ecol. Appl.* 24, 1289–1296. <https://doi.org/10.1890/13-1824.1>
- Féret, J.-B., Asner, G.P., 2012. Semi-Supervised Methods to Identify Individual Crowns of Lowland Tropical Canopy Species Using Imaging Spectroscopy and LiDAR. *Remote Sens.* 4, 2457–2476. <https://doi.org/10.3390/rs4082457>
- Féret, J.-B., Berger, K., de Boissieu, F., Malenovský, Z., 2021. PROSPECT-PRO for estimating content of nitrogen-containing leaf proteins and other carbon-based constituents. *Remote Sens. Environ.* 252, 112173. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112173>
- Feret, J.-B., François, C., Asner, G.P., Gitelson, A.A., Martin, R.E., Bidet, L.P.R., Ustin, S.L., le Maire, G., Jacquemoud, S., 2008. PROSPECT-4 and 5: Advances in the leaf optical properties model separating photosynthetic pigments. *Remote Sens. Environ.* 112, 3030–3043. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.02.012>
- Féret, J.-B., François, C., Gitelson, A., Asner, G.P., Barry, K.M., Panigada, C., Richardson, A.D., Jacquemoud, S., 2011. Optimizing spectral indices and chemometric analysis of leaf chemical properties using radiative transfer modeling. *Remote Sens. Environ.* 115, 2742–2750. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.06.016>
- Féret, J.-B., Gitelson, A.A., Noble, S.D., Jacquemoud, S., 2017. PROSPECT-D: Towards modeling leaf optical properties through a complete lifecycle. *Remote Sens. Environ.* 193, 204–215. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.004>
- Ferraz, S.F.B., Ferraz, K.M.P.M.B., Cassiano, C.C., Brancalion, P.H.S., da Luz, D.T.A., Azevedo, T.N., Tambosi, L.R., Metzger, J.P., 2014. How good are tropical forest patches for ecosystem services provisioning? *Landsc. Ecol.* 29, 187–200. <https://doi.org/10.1007/s10980-014-9988-z>
- Ferreira, M.P., Féret, J.-B., Grau, E., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Shimabukuro, Y.E., de, S.F., 2018. Retrieving structural and chemical properties of individual tree crowns in a highly diverse tropical forest with 3D radiative transfer modeling and imaging spectroscopy. *Remote Sens. Environ.* 211, 276–291. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.023>
- Ferreira, M.P., Zortea, M., Zanotta, D.C., Shimabukuro, Y.E., de Souza Filho, C.R., 2016. Mapping tree species in tropical seasonal semi-deciduous forests with hyperspectral and multispectral data. *Remote Sens. Environ.* 179, 66–78. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.03.021>
- Forkuor, G., Hounkpatin, O.K.L., Welp, G., Thiel, M., 2017. High Resolution Mapping of Soil Properties Using Remote Sensing Variables in South-Western Burkina Faso: A

- Comparison of Machine Learning and Multiple Linear Regression Models. *PLOS ONE* 12, e0170478. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0170478>
- Fraser, R.S., Kaufman, Y.J., 1985. The Relative Importance of Aerosol Scattering and Absorption in Remote Sensing. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* GE-23, 625–633. <https://doi.org/10.1109/TGRS.1985.289380>
- Gamon, J.A., Peñuelas, J., Field, C.B., 1992. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency. *Remote Sens. Environ.* 41, 35–44. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(92\)90059-S](https://doi.org/10.1016/0034-4257(92)90059-S)
- Ganapol, B.D., Johnson, L.F., Hammer, P.D., Hlavka, C.A., Peterson, D.L., 1998. LEAFMOD: A New Within-Leaf Radiative Transfer Model. *Remote Sens. Environ.* 63, 182–193. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00134-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00134-X)
- García-Montiel, D.C., Scatena, F.N., 1994. The effect of human activity on the structure and composition of a tropical forest in Puerto Rico. *For. Ecol. Manag.* 63, 57–78. [https://doi.org/10.1016/0378-1127\(94\)90246-1](https://doi.org/10.1016/0378-1127(94)90246-1)
- Gastellu-Etchegorry, J.P., Demarez, V., Pinel, V., Zagolski, F., 1996. Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-D vegetation canopies. *Remote Sens. Environ.* 58, 131–156. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00253-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00253-7)
- Gastellu-Etchegorry, J.P., Guillevic, P., Zagolski, F., Demarez, V., Trichon, V., Deering, D., Leroy, M., 1999. Modeling BRDF and Radiation Regime of Boreal and Tropical Forests: I. BRDF. *Remote Sens. Environ.* 68, 281–316. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00119-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00119-9)
- Gastellu-Etchegorry, J.-P., Yin, T., Lauret, N., Cajgfinger, T., Gregoire, T., Grau, E., Feret, J.-B., Lopes, M., Guilleux, J., Dedieu, G., Malenovský, Z., Cook, B.D., Morton, D., Rubio, J., Durrieu, S., Cazanave, G., Martin, E., Ristorcelli, T., 2015. Discrete Anisotropic Radiative Transfer (DART 5) for Modeling Airborne and Satellite Spectroradiometer and LIDAR Acquisitions of Natural and Urban Landscapes. *Remote Sens.* 7, 1667–1701. <https://doi.org/10.3390/rs70201667>
- Gaston, K.J., 2000. Global patterns in biodiversity. *Nature* 405, 220–227. <https://doi.org/10.1038/35012228>
- Gates, D.M., Keegan, H.J., Schleter, J.C., Weidner, V.R., 1965. Spectral Properties of Plants. *Appl. Opt.* 4, 11–20. <https://doi.org/10.1364/AO.4.000011>
- Gege, P., Fries, J., Haschberger, P., Schötz, P., Schwarzer, H., Strobl, P., Suhr, B., Ulbrich, G., Jan Vreeling, W., 2009. Calibration facility for airborne imaging spectrometers. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 64, 387–397. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.01.006>
- Gholizadeh, H., Gamon, J.A., Zygielbaum, A.I., Wang, R., Schweiger, A.K., Cavender-Bares, J., 2018. Remote sensing of biodiversity: Soil correction and data dimension reduction methods improve assessment of α -diversity (species richness) in prairie ecosystems. *Remote Sens. Environ.* 206, 240–253. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.12.014>
- Giam, X., 2017. Global biodiversity loss from tropical deforestation. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 114, 5775–5777. <https://doi.org/10.1073/pnas.1706264114>
- Gitelson, A., Solovchenko, A., 2018. Non-invasive quantification of foliar pigments: Possibilities and limitations of reflectance- and absorbance-based approaches. *J. Photochem. Photobiol. B* 178, 537–544. <https://doi.org/10.1016/j.jphotobiol.2017.11.023>
- Gitelson, A.A., Chivkunova, O.B., Merzlyak, M.N., 2009. Nondestructive estimation of anthocyanins and chlorophylls in anthocyanic leaves. *Am. J. Bot.* 96, 1861–1868. <https://doi.org/10.3732/ajb.0800395>
- Gitelson, A.A., Keydan, G.P., Merzlyak, M.N., 2006. Three-band model for noninvasive estimation of chlorophyll, carotenoids, and anthocyanin contents in higher plant leaves. *Geophys. Res. Lett.* 33. <https://doi.org/10.1029/2006GL026457>
- Gourlet-Fleury, S., Guehl, J.-M.J.-M., Laroussinie, O., 2004. Ecology and management of a neotropical rainforest. Lessons drawn from Paracou, a long-term experimental research site in French Guiana. Elsevier.

- Govaerts, Y.M., Jacquemoud, S., Verstraete, M.M., Ustin, S.L., 1996. Three-dimensional radiation transfer modeling in a dicotyledon leaf. *Appl. Opt.* 35, 6585–6598. <https://doi.org/10.1364/AO.35.006585>
- Govaerts, Y.M., Verstraete, M.M., 1998. Raytran: a Monte Carlo ray-tracing model to compute light scattering in three-dimensional heterogeneous media. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 36, 493–505. <https://doi.org/10.1109/36.662732>
- Gower, S.T., Kucharik, C.J., Norman, J.M., 1999. Direct and Indirect Estimation of Leaf Area Index, fAPAR, and Net Primary Production of Terrestrial Ecosystems. *Remote Sens. Environ.* 70, 29–51. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00056-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00056-5)
- Grant, L., 1987. Diffuse and specular characteristics of leaf reflectance. *Remote Sens. Environ.* 22, 309–322. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(87\)90064-2](https://doi.org/10.1016/0034-4257(87)90064-2)
- Guanter, L., Kaufmann, H., Segl, K., Foerster, S., Rogass, C., Chabrillat, S., Kuester, T., Hollstein, A., Rossner, G., Chlebek, C., Straif, C., Fischer, S., Schrader, S., Storch, T., Heiden, U., Mueller, A., Bachmann, M., Mühle, H., Müller, R., Habermeyer, M., Ohndorf, A., Hill, J., Buddenbaum, H., Hostert, P., Van der Linden, S., Leitão, P.J., Rabe, A., Doerffer, R., Krasemann, H., Xi, H., Mauser, W., Hank, T., Locherer, M., Rast, M., Staenz, K., Sang, B., 2015. The EnMAP Spaceborne Imaging Spectroscopy Mission for Earth Observation. *Remote Sens.* 7, 8830–8857. <https://doi.org/10.3390/rs70708830>
- Haddad, N.M., Brudvig, L.A., Clobert, J., Davies, K.F., Gonzalez, A., Holt, R.D., Lovejoy, T.E., Sexton, J.O., Austin, M.P., Collins, C.D., Cook, W.M., Damschen, E.I., Ewers, R.M., Foster, B.L., Jenkins, C.N., King, A.J., Laurance, W.F., Levey, D.J., Margules, C.R., Melbourne, B.A., Nicholls, A.O., Orrock, J.L., Song, D.-X., Townshend, J.R., 2015. Habitat fragmentation and its lasting impact on Earth's ecosystems. *Sci. Adv.* 1, e1500052. <https://doi.org/10.1126/sciadv.1500052>
- Hamilton, A.J., 2005. Species diversity or biodiversity? *J. Environ. Manage.* 75, 89–92. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2004.11.012>
- Hansen, M.C., Potapov, P.V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S.A., Tyukavina, A., Thau, D., Stehman, S.V., Goetz, S.J., Loveland, T.R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C.O., Townshend, J.R.G., 2013. High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. *Science* 342, 850–853. <https://doi.org/10.1126/science.1244693>
- Hapke, B., 1981. Bidirectional reflectance spectroscopy: 1. Theory. *J. Geophys. Res. Solid Earth* 86, 3039–3054. <https://doi.org/10.1029/JB086iB04p03039>
- Harvey, K.R., Hill, G.J.E., 2001. Vegetation mapping of a tropical freshwater swamp in the Northern Territory, Australia: A comparison of aerial photography, Landsat TM and SPOT satellite imagery. *Int. J. Remote Sens.* 22, 2911–2925. <https://doi.org/10.1080/01431160119174>
- Hill, M.O., 1973. Diversity and Evenness: A Unifying Notation and Its Consequences. *Ecology* 54, 427–432. <https://doi.org/10.2307/1934352>
- Hooper, D.U., Chapin, F.S., Ewel, J.J., Hector, A., Inchausti, P., Lavorel, S., Lawton, J.H., Lodge, D.M., Loreau, M., Naeem, S., Schmid, B., Setälä, H., Symstad, A.J., Vandermeer, J., Wardle, D.A., 2005. Effects of Biodiversity on Ecosystem Functioning: A Consensus of Current Knowledge. *Ecol. Monogr.* 75, 3–35. <https://doi.org/10.1890/04-0922>
- Horvath, H., 1993. Atmospheric light absorption—A review. *Atmospheric Environ. Part Gen. Top., First Ibero-American Conference on the Atmospheric Environment, CIAMAA91/ACAE91* 27, 293–317. [https://doi.org/10.1016/0960-1686\(93\)90104-7](https://doi.org/10.1016/0960-1686(93)90104-7)
- Hu, B., Wanner, W., Li, X., Strahler, A.H., 1996. Validation of kernel-driven semiempirical BRDF models for application to MODIS/MISR data, in: *IGARSS '96. 1996 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Presented at the IGARSS '96. 1996 International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 1669–1671 vol.3. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.1996.516765>
- Huemmerich, K.F., Gamon, J.A., Tweedie, C.E., Campbell, P.K.E., Landis, D.R., Middleton, E.M., 2013. Arctic Tundra Vegetation Functional Types Based on Photosynthetic

- Physiology and Optical Properties. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 6, 265–275. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2013.2253446>
- Hughes, A.R., Inouye, B.D., Johnson, M.T.J., Underwood, N., Vellend, M., 2008. Ecological consequences of genetic diversity. *Ecol. Lett.* 11, 609–623. <https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2008.01179.x>
- Hulot, F.D., Lacroix, G., Lescher-Moutoué, F., Loreau, M., 2000. Functional diversity governs ecosystem response to nutrient enrichment. *Nature* 405, 340–344. <https://doi.org/10.1038/35012591>
- Ives, A.R., Carpenter, S.R., 2007. Stability and Diversity of Ecosystems. *Science* 317, 58–62. <https://doi.org/10.1126/science.1133258>
- Iwasaki, A., Ohgi, N., Tanii, J., Kawashima, T., Inada, H., 2011. Hyperspectral Imager Suite (HISUI) -Japanese hyper-multi spectral radiometer, in: 2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Presented at the 2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, pp. 1025–1028. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2011.6049308>
- Jacquemoud, S., Baret, F., 1990. PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra. *Remote Sens. Environ.* 34, 75–91. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(90\)90100-Z](https://doi.org/10.1016/0034-4257(90)90100-Z)
- Jacquemoud, S., Verhoef, W., Baret, F., Bacour, C., Zarco-Tejada, P.J., Asner, G.P., François, C., Ustin, S.L., 2009. PROSPECT+SAIL models: A review of use for vegetation characterization. *Remote Sens. Environ., Imaging Spectroscopy Special Issue* 113, S56–S66. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.01.026>
- Jactel, H., Brockerhoff, E., Duelli, P., 2005. A Test of the Biodiversity-Stability Theory: Meta-analysis of Tree Species Diversity Effects on Insect Pest Infestations, and Re-examination of Responsible Factors, in: Scherer-Lorenzen, M., Körner, C., Schulze, E.-D. (Eds.), *Forest Diversity and Function: Temperate and Boreal Systems*, Ecological Studies. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 235–262. https://doi.org/10.1007/3-540-26599-6_12
- Jay, S., FÀret, J.-B., Gorretta, N., Bendoula, R., Hadoux, X., 2016. physically-based model for retrieving foliar biochemistry and leaf orientation using close-range imaging spectroscopy. *Remote Sens. Environ.*
- Jetz, W., Cavender-Bares, J., Pavlick, R., Schimel, D., Davis, F.W., Asner, G.P., Guralnick, R., Kattge, J., Latimer, A.M., Moorcroft, P., Schaepman, M.E., Schildhauer, M.P., Schneider, F.D., Schrod, F., Stahl, U., Ustin, S.L., 2016. Monitoring plant functional diversity from space. *Nat. Plants* 2, 1–5. <https://doi.org/10.1038/nplants.2016.24>
- Jiang, J., Comar, A., Weiss, M., Baret, F., 2021. FASPECT: A model of leaf optical properties accounting for the differences between upper and lower faces. *Remote Sens. Environ.* 253, 112205. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112205>
- Jochum, M., Fischer, M., Isbell, F., Roscher, C., van der Plas, F., Boch, S., Boenisch, G., Buchmann, N., Catford, J.A., Cavender-Bares, J., Ebeling, A., Eisenhauer, N., Gleixner, G., Hölzel, N., Kattge, J., Klaus, V.H., Kleinebecker, T., Lange, M., Le Provost, G., Meyer, S.T., Molina-Venegas, R., Mommer, L., Oelmann, Y., Penone, C., Prati, D., Reich, P.B., Rindisbacher, A., Schäfer, D., Scheu, S., Schmid, B., Tilman, D., Tschantke, T., Vogel, A., Wagg, C., Weigelt, A., Weisser, W.W., Wilcke, W., Manning, P., 2020. The results of biodiversity–ecosystem functioning experiments are realistic. *Nat. Ecol. Evol.* 4, 1485–1494. <https://doi.org/10.1038/s41559-020-1280-9>
- Junker, L.V., Ensminger, I., 2016. Relationship between leaf optical properties, chlorophyll fluorescence and pigment changes in senescing *Acer saccharum* leaves. *Tree Physiol.* 36, 694–711. <https://doi.org/10.1093/treephys/tpv148>
- Kampe, T.U., Johnson, B.R., Kuester, M., Keller, M., 2010. NEON: the first continental-scale ecological observatory with airborne remote sensing of vegetation canopy biochemistry and structure. *J. Appl. Remote Sens.* 4043510 DOI 10.1117/1.3361375 4. <https://doi.org/10.1117/1.3361375>
- Karageorgou, P., Manetas, Y., 2006. The importance of being red when young: anthocyanins and the protection of young leaves of *Quercus coccifera* from insect

- herbivory and excess light. *Tree Physiol.* 26, 613–621.
<https://doi.org/10.1093/treephys/26.5.613>
- Kerr, G., Avbelj, J., Carmona, E., Eckardt, A., Gerasch, B., Graham, L., Günther, B., Heiden, U., Krutz, D., Krawczyk, H., Makarau, A., Miller, R., Müller, R., Perkins, R., Walter, I., 2016. The hyperspectral sensor DESIS on MUSES: Processing and applications, in: 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Presented at the 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), pp. 268–271. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2016.7729061>
- Kerr, J.T., Ostrovsky, M., 2003. From space to species: ecological applications for remote sensing. *Trends Ecol. Evol.* 18, 299–305. [https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(03\)00071-5](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(03)00071-5)
- Khoo, H.E., Azlan, A., Tang, S.T., Lim, S.M., 2017. Anthocyanidins and anthocyanins: colored pigments as food, pharmaceutical ingredients, and the potential health benefits. *Food Nutr. Res.* 61, 1361779.
<https://doi.org/10.1080/16546628.2017.1361779>
- Kiang, N.Y., Siefert, J., Govindjee, Blankenship, R.E., 2007. Spectral Signatures of Photosynthesis. I. Review of Earth Organisms. *Astrobiology* 7, 222–251.
<https://doi.org/10.1089/ast.2006.0105>
- Kim, Y.J., Boatman, J.F., 1990. Size Calibration Corrections for the Active Scattering Aerosol Spectrometer Probe (ASASP-100X). *Aerosol Sci. Technol.* 12, 665–672.
<https://doi.org/10.1080/02786829008959381>
- Kimes, D.S., Kirchner, J.A., 1982. Radiative transfer model for heterogeneous 3-D scenes. *Appl. Opt.* 21, 4119–4129. <https://doi.org/10.1364/AO.21.004119>
- King, D.A., 1997. The Functional Significance of Leaf Angle in Eucalyptus. *Aust. J. Bot.* 45, 619–639. <https://doi.org/10.1071/bt96063>
- Knipling, E.B., 1970. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. *Remote Sens. Environ.* 1, 155–159.
[https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(70\)80021-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(70)80021-9)
- Kobler, A., Džeroski, S., Keramitsoglou, I., 2006. Habitat mapping using machine learning-extended kernel-based reclassification of an Ikonos satellite image. *Ecol. Model., Selected Papers from the Fourth International Workshop on Environmental Applications of Machine Learning, September 27 - October 1, 2004, Bled, Slovenia* 191, 83–95. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.08.002>
- Koskikala, J., Kukkonen, M., Käyhkö, N., 2020. Mapping Natural Forest Remnants with Multi-Source and Multi-Temporal Remote Sensing Data for More Informed Management of Global Biodiversity Hotspots. *Remote Sens.* 12, 1429.
<https://doi.org/10.3390/rs12091429>
- Kovacs, E., Roelfsema, C., Lyons, M., Zhao, S., Phinn, S., 2018. Seagrass habitat mapping: how do Landsat 8 OLI, Sentinel-2, ZY-3A, and Worldview-3 perform? *Remote Sens. Lett.* 9, 686–695. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2018.1468101>
- Koyama, C.N., Watanabe, M., Hayashi, M., Ogawa, T., Shimada, M., 2019. Mapping the spatial-temporal variability of tropical forests by ALOS-2 L-band SAR big data analysis. *Remote Sens. Environ.* 233, 111372.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111372>
- Kruse, F.A., Lefkoff, A.B., Boardman, J.W., Heidebrecht, K.B., Shapiro, A.T., Barloon, P.J., Goetz, A.F.H., 1993. The spectral image processing system (SIPS)—interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. *Remote Sens. Environ., Airborne Imaging Spectrometry* 44, 145–163. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(93\)90013-N](https://doi.org/10.1016/0034-4257(93)90013-N)
- Kuenzer, C., Ottinger, M., Wegmann, M., Guo, H., Wang, C., Zhang, J., Dech, S., Wikelski, M., 2014. Earth observation satellite sensors for biodiversity monitoring: potentials and bottlenecks. *Int. J. Remote Sens.* 35, 6599–6647.
<https://doi.org/10.1080/01431161.2014.964349>
- Laurin, G.V., Chan, J.C.-W., Chen, Q., Lindsell, J.A., Coomes, D.A., Guerriero, L., Frate, F.D., Miglietta, F., Valentini, R., 2014. Biodiversity Mapping in a Tropical West

- African Forest with Airborne Hyperspectral Data. PLOS ONE 9, e97910. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0097910>
- Lausch, A., Bannehr, L., Beckmann, M., Boehm, C., Feilhauer, H., Hacker, J.M., Heurich, M., Jung, A., Klenke, R., Neumann, C., Pause, M., Rocchini, D., Schaepman, M.E., Schmidlein, S., Schulz, K., Selsam, P., Settele, J., Skidmore, A.K., Cord, A.F., 2016. Linking Earth Observation and taxonomic, structural and functional biodiversity: Local to ecosystem perspectives. *Ecol. Indic., Navigating Urban Complexity: Advancing Understanding of Urban Social – Ecological Systems for Transformation and Resilience* 70, 317–339. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.06.022>
- Laybros, A., Aubry-Kientz, M., Féret, J.-B., Bedeau, C., Brunaux, O., Derroire, G., Vincent, G., 2020. Quantitative Airborne Inventories in Dense Tropical Forest Using Imaging Spectroscopy. *Remote Sens.* 12, 1577. <https://doi.org/10.3390/rs12101577>
- Laybros, A., Schläpfer, D., Féret, J.-B., Descroix, L., Bedeau, C., Lefevre, M.-J., Vincent, G., 2019. Across Date Species Detection Using Airborne Imaging Spectroscopy. *Remote Sens.* 11, 789. <https://doi.org/10.3390/rs11070789>
- le Maire, G., François, C., Dufrêne, E., 2004. Towards universal broad leaf chlorophyll indices using PROSPECT simulated database and hyperspectral reflectance measurements. *Remote Sens. Environ.* 89, 1–28. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.09.004>
- le Maire, G., François, C., Soudani, K., Berveiller, D., Pontailier, J.-Y., Bréda, N., Genet, H., Davi, H., Dufrêne, E., 2008. Calibration and validation of hyperspectral indices for the estimation of broadleaved forest leaf chlorophyll content, leaf mass per area, leaf area index and leaf canopy biomass. *Remote Sens. Environ.* 112, 3846–3864. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.06.005>
- Legendre, P., Cáceres, M.D., 2013. Beta diversity as the variance of community data: dissimilarity coefficients and partitioning. *Ecol. Lett.* 16, 951–963. <https://doi.org/10.1111/ele.12141>
- Levrel, H., Fontaine, B., Henry, P.-Y., Jiguet, F., Julliard, R., Kerbiriou, C., Couvet, D., 2010. Balancing state and volunteer investment in biodiversity monitoring for the implementation of CBD indicators: A French example. *Ecol. Econ.* 69, 1580–1586. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2010.03.001>
- Li, W., Guo, Q., Tao, S., Su, Y., 2018. VBRT: A novel voxel-based radiative transfer model for heterogeneous three-dimensional forest scenes. *Remote Sens. Environ.* 206, 318–335. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.12.043>
- Liu, J., Skidmore, A.K., Wang, T., Zhu, X., Premier, J., Heurich, M., Beudert, B., Jones, S., 2019. Variation of leaf angle distribution quantified by terrestrial LiDAR in natural European beech forest. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 148, 208–220. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.01.005>
- Liu, Y.-N., Sun, D.-X., Hu, X.-N., Ye, X., Li, Y.-D., Liu, S.-F., Cao, K.-Q., Chai, M.-Y., Zhou, W.-Y.-N., Zhang, J., Zhang, Y., Sun, W.-W., Jiao, L.-L., 2019. The Advanced Hyperspectral Imager: Aboard China's GaoFen-5 Satellite. *IEEE Geosci. Remote Sens. Mag.* 7, 23–32. <https://doi.org/10.1109/MGRS.2019.2927687>
- Loizzo, R., Guarini, R., Longo, F., Scopa, T., Formaro, R., Facchinetti, C., Varacalli, G., 2018. Prisma: The Italian Hyperspectral Mission, in: *IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Presented at the IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, pp. 175–178. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2018.8518512>
- Mace, G.M., Norris, K., Fitter, A.H., 2012. Biodiversity and ecosystem services: a multilayered relationship. *Trends Ecol. Evol.* 27, 19–26. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2011.08.006>
- Malenovský, Z., Homolová, L., Zurita-Milla, R., Lukeš, P., Kaplan, V., Hanuš, J., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Schaepman, M.E., 2013. Retrieval of spruce leaf chlorophyll content from airborne image data using continuum removal and radiative transfer. *Remote Sens. Environ.* 131, 85–102. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.12.015>

- Malenovský, Z., Martin, E., Homolová, L., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Zurita-Milla, R., Schaepman, M.E., Pokorný, R., Clevers, J.G.P.W., Cudlín, P., 2008. Influence of woody elements of a Norway spruce canopy on nadir reflectance simulated by the DART model at very high spatial resolution. *Remote Sens. Environ.* 112, 1–18. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.02.028>
- Mason, N.W.H., MacGillivray, K., Steel, J.B., Wilson, J.B., 2003. An index of functional diversity. *J. Veg. Sci.* 14, 571–578. <https://doi.org/10.1111/j.1654-1103.2003.tb02184.x>
- McCarthy, J., Gumbricht, T., McCarthy, T.S., 2005. Ecoregion classification in the Okavango Delta, Botswana from multitemporal remote sensing. *Int. J. Remote Sens.* 26, 4339–4357. <https://doi.org/10.1080/01431160500113583>
- McCollin, D., Moore, L., Sparks, T., 2000. The flora of a cultural landscape: environmental determinants of change revealed using archival sources. *Biol. Conserv.* 92, 249–263. [https://doi.org/10.1016/S0006-3207\(99\)00070-1](https://doi.org/10.1016/S0006-3207(99)00070-1)
- Melendo-Vega, J.R., Martín, M.P., Pacheco-Labrador, J., González-Cascón, R., Moreno, G., Pérez, F., Migliavacca, M., García, M., North, P., Riaño, D., 2018. Improving the Performance of 3-D Radiative Transfer Model FLIGHT to Simulate Optical Properties of a Tree-Grass Ecosystem. *Remote Sens.* 10, 2061. <https://doi.org/10.3390/rs10122061>
- Michel, S., Gamet, P., Lefevre-Fonollosa, M., 2011. HYPXIM — A hyperspectral satellite defined for science, security and defence users, in: 2011 3rd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS). Presented at the 2011 3rd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), pp. 1–4. <https://doi.org/10.1109/WHISPERS.2011.6080864>
- Miles, L., Grainger, A., Phillips, O., 2004. The Impact of Global Climate Change on Tropical Forest Biodiversity in Amazonia. *Glob. Ecol. Biogeogr.* 13, 553–565.
- Moore, M.M., Bauer, M.E., 1990. Classification of Forest Vegetation in North-Central Minnesota Using Landsat Multispectral Scanner and Thematic Mapper Data. *For. Sci.* 36, 330–342. <https://doi.org/10.1093/forestscience/36.2.330>
- Morgan, J.L., Gergel, S.E., Coops, N.C., 2010. Aerial Photography: A Rapidly Evolving Tool for Ecological Management. *BioScience* 60, 47–59. <https://doi.org/10.1525/bio.2010.60.1.9>
- Morsdorf, F., Schneider, F.D., Gullien, C., Kükenbrink, D., Leiterer, R., Schaepman, M.E., 2020. The Laegeren Site: An Augmented Forest Laboratory, in: Cavender-Bares, J., Gamon, J.A., Townsend, P.A. (Eds.), *Remote Sensing of Plant Biodiversity*. Springer International Publishing, Cham, pp. 83–104. https://doi.org/10.1007/978-3-030-33157-3_4
- Morton, D.C., Nagol, J., Carabajal, C.C., Rosette, J., Palace, M., Cook, B.D., Vermote, E.F., Harding, D.J., North, P.R.J., 2014. Amazon forests maintain consistent canopy structure and greenness during the dry season. *Nature* 506, 221–224. <https://doi.org/10.1038/nature13006>
- Morton, D.C., Rubio, J., Cook, B.D., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Longo, M., Choi, H., Hunter, M., Keller, M., 2016. Amazon forest structure generates diurnal and seasonal variability in light utilization. *Biogeosciences* 13, 2195–2206. <https://doi.org/10.5194/bg-13-2195-2016>
- Mouillot, D., Bellwood, D.R., Baraloto, C., Chave, J., Galzin, R., Harmelin-Vivien, M., Kulbicki, M., Lavergne, S., Lavorel, S., Mouquet, N., Paine, C.E.T., Renaud, J., Thuiller, W., 2013. Rare Species Support Vulnerable Functions in High-Diversity Ecosystems. *PLOS Biol.* 11, e1001569. <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.1001569>
- Mousivand, A., Verhoef, W., Menenti, M., Gorte, B., 2015. Modeling Top of Atmosphere Radiance over Heterogeneous Non-Lambertian Rugged Terrain. *Remote Sens.* 7, 8019–8044. <https://doi.org/10.3390/rs70608019>

- Myers, N., Mittermeier, R.A., Mittermeier, C.G., da Fonseca, G.A.B., Kent, J., 2000. Biodiversity hotspots for conservation priorities. *Nature* 403, 853–858. <https://doi.org/10.1038/35002501>
- Myneni, R.B., Asrar, G., Hall, F.G., 1992. A three-dimensional radiative transfer method for optical remote sensing of vegetated land surfaces. *Remote Sens. Environ.* 41, 105–121. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(92\)90071-Q](https://doi.org/10.1016/0034-4257(92)90071-Q)
- Myneni, R.B., Asrar, G., Kanemasu, E.T., 1987. Light scattering in plant canopies: The method of Successive Orders of Scattering Approximations (SOSA). *Agric. For. Meteorol.* 39, 1–12. [https://doi.org/10.1016/0168-1923\(87\)90011-6](https://doi.org/10.1016/0168-1923(87)90011-6)
- Myneni, R.B., Maggion, S., Jaquinta, J., Privette, J.L., Gobron, N., Pinty, B., Kimes, D.S., Verstraete, M.M., Williams, D.L., 1995. Optical remote sensing of vegetation: Modeling, caveats, and algorithms. *Remote Sens. Environ., Remote Sensing of Land Surface for Studies of Global Change* 51, 169–188. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)00073-V](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)00073-V)
- Naeem, S., Prager, C., Weeks, B., Varga, A., Flynn, D.F.B., Griffin, K., Muscarella, R., Palmer, M., Wood, S., Schuster, W., 2016. Biodiversity as a multidimensional construct: a review, framework and case study of herbivory's impact on plant biodiversity. *Proc. R. Soc. B Biol. Sci.* 283, 20153005. <https://doi.org/10.1098/rspb.2015.3005>
- Nagendra, H., 2001. Using remote sensing to assess biodiversity. *Int. J. Remote Sens.* 22, 2377–2400. <https://doi.org/10.1080/01431160117096>
- Nagendra, H., Rocchini, D., 2008. High resolution satellite imagery for tropical biodiversity studies: the devil is in the detail. *Biodivers. Conserv.* 17, 3431. <https://doi.org/10.1007/s10531-008-9479-0>
- National Academies of Sciences, E., 2018. Thriving on Our Changing Planet: A Decadal Strategy for Earth Observation from Space. <https://doi.org/10.17226/24938>
- Nocita, M., Stevens, A., van Wesemael, B., Aitkenhead, M., Bachmann, M., Barthès, B., Ben Dor, E., Brown, D.J., Clairotte, M., Csorba, A., Dardenne, P., Demattè, J.A.M., Genot, V., Guerrero, C., Knadel, M., Montanarella, L., Noon, C., Ramirez-Lopez, L., Robertson, J., Sakai, H., Soriano-Disla, J.M., Shepherd, K.D., Stenberg, B., Towett, E.K., Vargas, R., Wetterlind, J., 2015. Chapter Four - Soil Spectroscopy: An Alternative to Wet Chemistry for Soil Monitoring, in: Sparks, D.L. (Ed.), *Advances in Agronomy*. Academic Press, pp. 139–159. <https://doi.org/10.1016/bs.agron.2015.02.002>
- North, P.R.J., 1996. Three-dimensional forest light interaction model using a Monte Carlo method. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 34, 946–956. <https://doi.org/10.1109/36.508411>
- Noss, R.F., 1990. Indicators for Monitoring Biodiversity: A Hierarchical Approach. *Conserv. Biol.* 4, 355–364.
- Ollinger, S.V., 2011. Sources of variability in canopy reflectance and the convergent properties of plants. *New Phytol.* 189, 375–394. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8137.2010.03536.x>
- Palmer, M.W., Earls, P.G., Hoagland, B.W., White, P.S., Wohlgemuth, T., 2002. Quantitative tools for perfecting species lists. *Environmetrics* 13, 121–137. <https://doi.org/10.1002/env.516>
- Pan, Y., Birdsey, R.A., Phillips, O.L., Jackson, R.B., 2013. The Structure, Distribution, and Biomass of the World's Forests. *Annu. Rev. Ecol. Evol. Syst.* 44, 593–622. <https://doi.org/10.1146/annurev-ecolsys-110512-135914>
- Pearlman, J.S., Barry, P.S., Segal, C.C., Shepanski, J., Beiso, D., Carman, S.L., 2003. Hyperion, a space-based imaging spectrometer. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 41, 1160–1173. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.815018>
- Peddle, D.R., Franklin, S.E., Johnson, R.L., Lavigne, M.B., Wulder, M.A., 2003. Structural change detection in a disturbed conifer forest using a geometric optical reflectance model in multiple-forward mode. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 41, 163–166. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.807756>

- Pélissier, R., Couteron, P., Dray, S., Sabatier, D., 2003. Consistency Between Ordination Techniques and Diversity Measurements: Two Strategies for Species Occurrence Data. *Ecology* 84, 242–251. [https://doi.org/10.1890/0012-9658\(2003\)084\[0242:CBOTAD\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1890/0012-9658(2003)084[0242:CBOTAD]2.0.CO;2)
- Pereira, H.M., Ferrier, S., Walters, M., Geller, G.N., Jongman, R.H.G., Scholes, R.J., Bruford, M.W., Brummitt, N., Butchart, S.H.M., Cardoso, A.C., Coops, N.C., Dulloo, E., Faith, D.P., Freyhof, J., Gregory, R.D., Heip, C., Höft, R., Hurtt, G., Jetz, W., Karp, D.S., McGeoch, M.A., Obura, D., Onoda, Y., Pettorelli, N., Reyers, B., Sayre, R., Scharlemann, J.P.W., Stuart, S.N., Turak, E., Walpole, M., Wegmann, M., 2013. Essential Biodiversity Variables. *Science* 339, 277–278. <https://doi.org/10.1126/science.1229931>
- Petchey, O.L., Gaston, K.J., 2006. Functional diversity: back to basics and looking forward. *Ecol. Lett.* 9, 741–758. <https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2006.00924.x>
- Petchey, O.L., Gaston, K.J., 2002. Functional diversity (FD), species richness and community composition. *Ecol. Lett.* 5, 402–411. <https://doi.org/10.1046/j.1461-0248.2002.00339.x>
- Petchey, O.L., Hector, A., Gaston, K.J., 2004. How Do Different Measures of Functional Diversity Perform? *Ecology* 85, 847–857. <https://doi.org/10.1890/03-0226>
- Pettorelli, N., Wegmann, M., Skidmore, A., Múcher, S., Dawson, T.P., Fernandez, M., Lucas, R., Schaepman, M.E., Wang, T., O'Connor, B., Jongman, R.H.G., Kempeneers, P., Sonnenschein, R., Leidner, A.K., Böhm, M., He, K.S., Nagendra, H., Dubois, G., Fatoyinbo, T., Hansen, M.C., Paganini, M., Klerk, H.M. de, Asner, G.P., Kerr, J.T., Estes, A.B., Schmeller, D.S., Heiden, U., Rocchini, D., Pereira, H.M., Turak, E., Fernandez, N., Lausch, A., Cho, M.A., Alcaraz-Segura, D., McGeoch, M.A., Turner, W., Mueller, A., St-Louis, V., Penner, J., Vihervaara, P., Belward, A., Reyers, B., Geller, G.N., 2016. Framing the concept of satellite remote sensing essential biodiversity variables: challenges and future directions. *Remote Sens. Ecol. Conserv.* 2, 122–131. <https://doi.org/10.1002/rse2.15>
- Pimmasarn, S., Tripathi, N.K., Ninsawat, S., Sasaki, N., 2020. Applying LiDAR to Quantify the Plant Area Index Along a Successional Gradient in a Tropical Forest of Thailand. *Forests* 11, 520. <https://doi.org/10.3390/f11050520>
- Pinheiro, É.F.M., Ceddia, M.B., Clingensmith, C.M., Grunwald, S., Vasques, G.M., 2017. Prediction of Soil Physical and Chemical Properties by Visible and Near-Infrared Diffuse Reflectance Spectroscopy in the Central Amazon. *Remote Sens.* 9, 293. <https://doi.org/10.3390/rs9040293>
- Pinty, B., Gobron, N., Widlowski, J.-L., Gerstl, S.A.W., Verstraete, M.M., Antunes, M., Bacour, C., Gascon, F., Gastellu, J.-P., Goel, N., Jacquemoud, S., North, P., Qin, W., Thompson, R., 2001. Radiation transfer model intercomparison (RAMI) exercise. *J. Geophys. Res. Atmospheres* 106, 11937–11956. <https://doi.org/10.1029/2000JD900493>
- Pinty, B., Widlowski, J.-L., Taberner, M., Gobron, N., Verstraete, M.M., Disney, M., Gascon, F., Gastellu, J.-P., Jiang, L., Kuusk, A., Lewis, P., Li, X., Ni-Meister, W., Nilson, T., North, P., Qin, W., Su, L., Tang, S., Thompson, R., Verhoef, W., Wang, H., Wang, J., Yan, G., Zang, H., 2004. Radiation Transfer Model Intercomparison (RAMI) exercise: Results from the second phase. *J. Geophys. Res. Atmospheres* 109. <https://doi.org/10.1029/2003JD004252>
- Price, J.C., 1994. How unique are spectral signatures? *Remote Sens. Environ.* 49, 181–186. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90013-2](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90013-2)
- Privette, J.L., Eck, T.F., Deering, D.W., 1997. Estimating spectral albedo and nadir reflectance through inversion of simple BRDF models with AVHRR/MODIS-like data. *J. Geophys. Res. Atmospheres* 102, 29529–29542. <https://doi.org/10.1029/97JD01215>
- Prudnikova, E., Savin, I., Vindeker, G., Grubina, P., Shishkonakova, E., Sharychev, D., 2019. Influence of Soil Background on Spectral Reflectance of Winter Wheat Crop Canopy. *Remote Sens.* 11, 1932. <https://doi.org/10.3390/rs11161932>

- Qu, Y., Shaker, A., Silva, C.A., Klauberg, C., Pinagé, E.R., 2018. Remote Sensing of Leaf Area Index from LiDAR Height Percentile Metrics and Comparison with MODIS Product in a Selectively Logged Tropical Forest Area in Eastern Amazonia. *Remote Sens.* 10, 970. <https://doi.org/10.3390/rs10060970>
- Rao, C.R., 1982. Diversity and dissimilarity coefficients: A unified approach. *Theor. Popul. Biol.* 21, 24–43. [https://doi.org/10.1016/0040-5809\(82\)90004-1](https://doi.org/10.1016/0040-5809(82)90004-1)
- Raunonen, P., Kaasalainen, M., Åkerblom, M., Kaasalainen, S., Kaartinen, H., Vastaranta, M., Holopainen, M., Disney, M., Lewis, P., 2013. Fast Automatic Precision Tree Models from Terrestrial Laser Scanner Data. *Remote Sens.* 5, 491–520. <https://doi.org/10.3390/rs5020491>
- Rawat, U.S., Agarwal, N.K., 2015. Biodiversity: Concept, threats and conservation. *Environ. Conserv. J.* 16, 19–28. <https://doi.org/10.36953/ECJ.2015.16303>
- Redford, K.H., Richter, B.D., 1999. Conservation of Biodiversity in a World of Use. *Conserv. Biol.* 13, 1246–1256. <https://doi.org/10.1046/j.1523-1739.1999.97463.x>
- Réjou-Méchain, M., Barbier, N., Coutron, P., Ploton, P., Vincent, G., Herold, M., Mermoz, S., Saatchi, S., Chave, J., de Boissieu, F., Féret, J.-B., Takoudjou, S.M., Pélissier, R., 2019. Upscaling Forest Biomass from Field to Satellite Measurements: Sources of Errors and Ways to Reduce Them. *Surv. Geophys.* 40, 881–911. <https://doi.org/10.1007/s10712-019-09532-0>
- Richter, T., Fukshansky, L., 1996. Optics of a Bifacial Leaf: 2. Light Regime as Affected by the Leaf Structure and the Light Source. *Photochem. Photobiol.* 63, 517–527. <https://doi.org/10.1111/j.1751-1097.1996.tb03078.x>
- Robinson, G.R., Yurlina, M.E., Handel, S.N., 1994. A Century of Change in the Staten Island Flora: Ecological Correlates of Species Losses and Invasions. *Bull. Torrey Bot. Club* 121, 119–129. <https://doi.org/10.2307/2997163>
- Rocchini, D., 2007. Effects of spatial and spectral resolution in estimating ecosystem α -diversity by satellite imagery. *Remote Sens. Environ.* 111, 423–434. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.03.018>
- Rocchini, D., Balkenhol, N., Carter, G.A., Foody, G.M., Gillespie, T.W., He, K.S., Kark, S., Levin, N., Lucas, K., Luoto, M., Nagendra, H., Oldeland, J., Ricotta, C., Southworth, J., Neteler, M., 2010. Remotely sensed spectral heterogeneity as a proxy of species diversity: Recent advances and open challenges. *Ecol. Inform., Special Issue on Advances of Ecological Remote Sensing Under Global Change* 5, 318–329. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2010.06.001>
- Rocchini, D., Boyd, D.S., Féret, J.-B., Foody, G.M., He, K.S., Lausch, A., Nagendra, H., Wegmann, M., Pettorelli, N., 2016. Satellite remote sensing to monitor species diversity: potential and pitfalls. *Remote Sens. Ecol. Conserv.* 2, 25–36. <https://doi.org/10.1002/rse2.9>
- Rocchini, D., Luque, S., Pettorelli, N., Bastin, L., Doktor, D., Faedi, N., Feilhauer, H., Féret, J.-B., Foody, G.M., Gavish, Y., Godinho, S., Kunin, W.E., Lausch, A., Leitão, P.J., Marcantonio, M., Neteler, M., Ricotta, C., Schmidtlein, S., Vihervaara, P., Wegmann, M., Nagendra, H., 2018. Measuring β -diversity by remote sensing: A challenge for biodiversity monitoring. *Methods Ecol. Evol.* 9, 1787–1798. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12941>
- Rockström, J., Steffen, W., Noone, K., Persson, Å., Chapin, F.S., Lambin, E.F., Lenton, T.M., Scheffer, M., Folke, C., Schellnhuber, H.J., Nykvist, B., de Wit, C.A., Hughes, T., van der Leeuw, S., Rodhe, H., Sörlin, S., Snyder, P.K., Costanza, R., Svedin, U., Falkenmark, M., Karlberg, L., Corell, R.W., Fabry, V.J., Hansen, J., Walker, B., Liverman, D., Richardson, K., Crutzen, P., Foley, J.A., 2009. A safe operating space for humanity. *Nature* 461, 472–475. <https://doi.org/10.1038/461472a>
- Romero, A., Aguado, I., Yebra, M., 2012. Estimation of dry matter content in leaves using normalized indexes and PROSPECT model inversion. *Int. J. Remote Sens.* 33, 396–414. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.532819>

- Rudel, T., 2005. Tropical Forests: Regional Paths of Destruction and Regeneration in the Late Twentieth Century, Tropical Forests. Columbia University Press.
<https://doi.org/10.7312/rude13194>
- Rybicki, J., Hanski, I., 2013. Species–area relationships and extinctions caused by habitat loss and fragmentation. *Ecol. Lett.* 16, 27–38. <https://doi.org/10.1111/ele.12065>
- Schaberg, P.G., Murakami, P.F., Turner, M.R., Heitz, H.K., Hawley, G.J., 2008. Association of red coloration with senescence of sugar maple leaves in autumn. *Trees* 22, 573. <https://doi.org/10.1007/s00468-008-0217-8>
- Schaepman, M.E., Ustin, S.L., Plaza, A.J., Painter, T.H., Verrelst, J., Liang, S., 2009. Earth system science related imaging spectroscopy—An assessment. *Remote Sens. Environ., Imaging Spectroscopy Special Issue* 113, S123–S137. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.03.001>
- Schaepman-Strub, G., Schaepman, M.E., Painter, T.H., Dangel, S., Martonchik, J.V., 2006. Reflectance quantities in optical remote sensing—definitions and case studies. *Remote Sens. Environ.* 103, 27–42. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.03.002>
- Schläpfer, D., Richter, R., 2017. Atmospheric correction of imaging spectroscopy data using shadow-based quantification of aerosol scattering effects. *EARSeL EProceedings* 16, 21–28. <https://doi.org/10.12760/01-2017-1-03>
- Schmidtlein, S., Fassnacht, F.E., 2017. The spectral variability hypothesis does not hold across landscapes. *Remote Sens. Environ.* 192, 114–125. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.01.036>
- Schneider, F.D., Kükenbrink, D., Schaepman, M.E., Schimel, D.S., Morsdorf, F., 2019. Quantifying 3D structure and occlusion in dense tropical and temperate forests using close-range LiDAR. *Agric. For. Meteorol.* 268, 249–257. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2019.01.033>
- Schneider, F.D., Leiterer, R., Morsdorf, F., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Lauret, N., Pfeifer, N., Schaepman, M.E., 2014. Simulating imaging spectrometer data: 3D forest modeling based on LiDAR and in situ data. *Remote Sens. Environ.* 152, 235–250. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.06.015>
- Schneider, F.D., Morsdorf, F., Schmid, B., Petchey, O.L., Hueni, A., Schimel, D.S., Schaepman, M.E., 2017. Mapping functional diversity from remotely sensed morphological and physiological forest traits. *Nat. Commun.* 8, 1441. <https://doi.org/10.1038/s41467-017-01530-3>
- Scott, J.M., Jennings, M.D., 1998. Large-Area Mapping of Biodiversity. *Ann. Mo. Bot. Gard.* 85, 34–47. <https://doi.org/10.2307/2991993>
- Secades, C., O'Connor, B., Brown, C., Walpole, M., Skidmore, A., Wang, T., Groen, T.A., Herkt, K.M.B., Niamir, A., 2014. Earth observation for biodiversity monitoring : a review of current approaches and future opportunities for tracking progress towards the Aichi Biodiversity Targets : e-book. Secretariat of the convention on biological diversity.
- Sehgal, V.K., Chakraborty, D., Sahoo, R.N., 2016. Inversion of radiative transfer model for retrieval of wheat biophysical parameters from broadband reflectance measurements. *Inf. Process. Agric.* 3, 107–118. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2016.04.001>
- Shannon, C.E., 1948. A mathematical theory of communication. *Bell Syst. Tech. J.* 27, 379–423. <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>
- Sharitz, R.R., Boring, L.R., Lear, D.H.V., Pinder, J.E., 1992. Integrating Ecological Concepts with Natural Resource Management of Southern Forests. *Ecol. Appl.* 2, 226–237. <https://doi.org/10.2307/1941857>
- Siitonen, J., 2001. Forest Management, Coarse Woody Debris and Saprophytic Organisms: Fennoscandian Boreal Forests as an Example. *Ecol. Bull.* 11–41.
- Simpson, E.H., 1949. Measurement of Diversity. *Nature* 163, 688–688. <https://doi.org/10.1038/163688a0>
- Sims, D.A., Gamon, J.A., 2002. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental

- stages. *Remote Sens. Environ.* 81, 337–354. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00010-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00010-X)
- Singh, A., Serbin, S.P., McNeil, B.E., Kingdon, C.C., Townsend, P.A., 2015. Imaging spectroscopy algorithms for mapping canopy foliar chemical and morphological traits and their uncertainties. *Ecol. Appl.* 25, 2180–2197. <https://doi.org/10.1890/14-2098.1>
- Skidmore, A.K., Pettorelli, N., Coops, N.C., Geller, G.N., Hansen, M., Lucas, R., Múcher, C.A., O'Connor, B., Paganini, M., Pereira, H.M., Schaepman, M.E., Turner, W., Wang, T., Wegmann, M., 2015. Environmental science: Agree on biodiversity metrics to track from space. *Nat. News* 523, 403. <https://doi.org/10.1038/523403a>
- Slaton, M.R., Hunt, E.R., Smith, W.K., 2001. Estimating Near-Infrared Leaf Reflectance from Leaf Structural Characteristics. *Am. J. Bot.* 88, 278–284. <https://doi.org/10.2307/2657019>
- Smith, M., Martin, M.E., Plourde, L., Ollinger, S.V., 2003. Analysis of hyperspectral data for estimation of temperate forest canopy nitrogen concentration: comparison between an airborne (AVIRIS) and a spaceborne (Hyperion) sensor. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 41, 1332–1337. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.813128>
- Sodhi, N.S., 2008. Tropical biodiversity loss and people – A brief review. *Basic Appl. Ecol.* 9, 93–99. <https://doi.org/10.1016/j.baae.2007.11.001>
- Somers, B., Asner, G.P., 2014. Tree species mapping in tropical forests using multi-temporal imaging spectroscopy: Wavelength adaptive spectral mixture analysis. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation* 31, 57–66. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.02.006>
- Somers, B., Asner, G.P., 2013. Multi-temporal hyperspectral mixture analysis and feature selection for invasive species mapping in rainforests. *Remote Sens. Environ.* 136, 14–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.04.006>
- Somers, B., Asner, G.P., Martin, R.E., Anderson, C.B., Knapp, D.E., Wright, S.J., Van De Kerchove, R., 2015. Mesoscale assessment of changes in tropical tree species richness across a bioclimatic gradient in Panama using airborne imaging spectroscopy. *Remote Sens. Environ.*, Special Issue on the Hyperspectral Infrared Imager (HyspIRI) 167, 111–120. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.04.016>
- Soudani, K., François, C., 2014. Remote sensing: a green illusion. *Nature* 506, 165–166. <https://doi.org/10.1038/nature13052>
- Spitters, C.J.T., Toussaint, H.A.J.M., Goudriaan, J., 1986. Separating the diffuse and direct component of global radiation and its implications for modeling canopy photosynthesis Part I. Components of incoming radiation. *Agric. For. Meteorol.* 38, 217–229. [https://doi.org/10.1016/0168-1923\(86\)90060-2](https://doi.org/10.1016/0168-1923(86)90060-2)
- Spruce, J., Bolten, J., Mohammed, I.N., Srinivasan, R., Lakshmi, V., 2020. Mapping Land Use Land Cover Change in the Lower Mekong Basin From 1997 to 2010. *Front. Environ. Sci.* 0. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2020.00021>
- Stapleton, A., 1992. Ultraviolet Radiation and Plants: Burning Questions. *Plant Cell* 4, 1353–1358.
- Stein, A., Gerstner, K., Kreft, H., 2014. Environmental heterogeneity as a universal driver of species richness across taxa, biomes and spatial scales. *Ecol. Lett.* 17, 866–880. <https://doi.org/10.1111/ele.12277>
- Steyn, W.J., Wand, S.J.E., Holcroft, D.M., Jacobs, G., 2002. Anthocyanins in vegetative tissues: a proposed unified function in photoprotection. *New Phytol.* 155, 349–361. <https://doi.org/10.1046/j.1469-8137.2002.00482.x>
- Stoms, D.M., Estes, J.E., 1993. A remote sensing research agenda for mapping and monitoring biodiversity. *Int. J. Remote Sens.* 14.
- Suits, G.H., 1971. The calculation of the directional reflectance of a vegetative canopy. *Remote Sens. Environ.* 2, 117–125. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(71\)90085-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(71)90085-X)
- Tews, J., Brose, U., Grimm, V., Tielbörger, K., Wichmann, M.C., Schwager, M., Jeltsch, F., 2004. Animal species diversity driven by habitat heterogeneity/diversity: the importance of keystone structures. *J. Biogeogr.* 31, 79–92. <https://doi.org/10.1046/j.0305-0270.2003.00994.x>

- Thessler, S., Ruokolainen, K., Tuomisto, H., Tomppo, E., 2005. Mapping gradual landscape-scale floristic changes in Amazonian primary rain forests by combining ordination and remote sensing. *Glob. Ecol. Biogeogr.* 14, 315–325. <https://doi.org/10.1111/j.1466-822X.2005.00158.x>
- Thompson, D.R., Guanter, L., Berk, A., Gao, B.-C., Richter, R., Schläpfer, D., Thome, K.J., 2019. Retrieval of Atmospheric Parameters and Surface Reflectance from Visible and Shortwave Infrared Imaging Spectroscopy Data. *Surv. Geophys.* 40, 333–360. <https://doi.org/10.1007/s10712-018-9488-9>
- Thompson, R.L., Goel, N.S., 1998. Two models for rapidly calculating bidirectional reflectance of complex vegetation scenes: Photon spread (PS) model and statistical photon spread (SPS) model. *Remote Sens. Rev.* 16, 157–207. <https://doi.org/10.1080/02757259809532351>
- Tilman, D., Isbell, F., Cowles, J.M., 2014. Biodiversity and Ecosystem Functioning. *Annu. Rev. Ecol. Evol. Syst.* 45, 471–493. <https://doi.org/10.1146/annurev-ecolsys-120213-091917>
- Tilman, D., Knops, J., Wedin, D., Reich, P., Ritchie, M., Siemann, E., 1997. The Influence of Functional Diversity and Composition on Ecosystem Processes. *Science* 277, 1300–1302. <https://doi.org/10.1126/science.277.5330.1300>
- Tilman, D., Reich, P.B., Knops, J.M.H., 2006. Biodiversity and ecosystem stability in a decade-long grassland experiment. *Nature* 441, 629–632. <https://doi.org/10.1038/nature04742>
- Tittensor, D.P., Walpole, M., Hill, S.L.L., Boyce, D.G., Britten, G.L., Burgess, N.D., Butchart, S.H.M., Leadley, P.W., Regan, E.C., Alkemade, R., Baumung, R., Bellard, C., Bouwman, L., Bowles-Newark, N.J., Chenery, A.M., Cheung, W.W.L., Christensen, V., Cooper, H.D., Crowther, A.R., Dixon, M.J.R., Galli, A., Gaveau, V., Gregory, R.D., Gutierrez, N.L., Hirsch, T.L., Höft, R., Januchowski-Hartley, S.R., Karmann, M., Krug, C.B., Leverington, F.J., Loh, J., Lojenga, R.K., Malsch, K., Marques, A., Morgan, D.H.W., Mumby, P.J., Newbold, T., Noonan-Mooney, K., Pagad, S.N., Parks, B.C., Pereira, H.M., Robertson, T., Rondinini, C., Santini, L., Scharlemann, J.P.W., Schindler, S., Sumaila, U.R., Teh, L.S.L., Kolck, J. van, Visconti, P., Ye, Y., 2014. A mid-term analysis of progress toward international biodiversity targets. *Science* 346, 241–244. <https://doi.org/10.1126/science.1257484>
- Tuanmu, M.-N., Jetz, W., 2015. A global, remote sensing-based characterization of terrestrial habitat heterogeneity for biodiversity and ecosystem modelling. *Glob. Ecol. Biogeogr.* 24, 1329–1339. <https://doi.org/10.1111/geb.12365>
- Tucker, C.J., 1980. Remote sensing of leaf water content in the near infrared. *Remote Sens. Environ.* 10, 23–32. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(80\)90096-6](https://doi.org/10.1016/0034-4257(80)90096-6)
- Tuomisto, H., Ruokolainen, K., Kalliola, R., Linna, A., Danjoy, W., Rodriguez, Z., 1995. Dissecting Amazonian Biodiversity. *Science* 269, 63–66. <https://doi.org/10.1126/science.269.5220.63>
- Turner, W., Spector, S., Gardiner, N., Fladeland, M., Sterling, E., Steininger, M., 2003. Remote sensing for biodiversity science and conservation. *Trends Ecol. Evol.* 18, 306–314. [https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(03\)00070-3](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(03)00070-3)
- Tymen, B., Vincent, G., Courtois, E.A., Heurtebize, J., Dautzat, J., Marechaux, I., Chave, J., 2017. Quantifying micro-environmental variation in tropical rainforest understory at landscape scale by combining airborne LiDAR scanning and a sensor network. *Ann. For. Sci.* 74, 32. <https://doi.org/10.1007/s13595-017-0628-z>
- Ustin, S.L., Gamon, J.A., 2010. Remote sensing of plant functional types. *New Phytol.* 186, 795–816. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8137.2010.03284.x>
- Ustin, S.L., Gitelson, A.A., Jacquemoud, S., Schaepman, M., Asner, G.P., Gamon, J.A., Zarco-Tejada, P., 2009. Retrieval of foliar information about plant pigment systems from high resolution spectroscopy. *Remote Sens. Environ., Imaging Spectroscopy Special Issue* 113, S67–S77. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.10.019>
- Ustin, S.L., Jacquemoud, S., 2020. How the Optical Properties of Leaves Modify the Absorption and Scattering of Energy and Enhance Leaf Functionality, in: Cavender-

- Bares, J., Gamon, J.A., Townsend, P.A. (Eds.), *Remote Sensing of Plant Biodiversity*. Springer International Publishing, Cham, pp. 349–384.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-33157-3_14
- Ustin, S.L., Roberts, D.A., Gamon, J.A., Asner, G.P., Green, R.O., 2004. Using Imaging Spectroscopy to Study Ecosystem Processes and Properties. *BioScience* 54, 523–534. [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2004\)054\[0523:UISTSE\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2004)054[0523:UISTSE]2.0.CO;2)
- Verhoef, W., 2002. Improved modelling of multiple scattering in leaf canopies : the model SAIL++. *Proc. 1st Int. Symp. Recent Adv. Quant. Remote Sens. RAQRS- 16-20 Sept. 2002 Torrent Spain Ed JA Sobrino Valencia Univ. Valencia 2002 Pp 11-20* 11–20.
- Verhoef, W., 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: The SAIL model. *Remote Sens. Environ.* 16, 125–141.
[https://doi.org/10.1016/0034-4257\(84\)90057-9](https://doi.org/10.1016/0034-4257(84)90057-9)
- Verhoef, W., Jia, L., Xiao, Q., Su, Z., 2007. Unified Optical-Thermal Four-Stream Radiative Transfer Theory for Homogeneous Vegetation Canopies. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 45, 1808–1822. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.895844>
- Verrelst, J., Malenovský, Z., Van der Tol, C., Camps-Valls, G., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Lewis, P., North, P., Moreno, J., 2019. Quantifying Vegetation Biophysical Variables from Imaging Spectroscopy Data: A Review on Retrieval Methods. *Surv. Geophys.* 40, 589–629. <https://doi.org/10.1007/s10712-018-9478-y>
- Verrelst, J., Schaepman, M.E., Malenovský, Z., Clevers, J.G.P.W., 2010. Effects of woody elements on simulated canopy reflectance: Implications for forest chlorophyll content retrieval. *Remote Sens. Environ.* 114, 647–656.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.11.004>
- Vilfan, N., van der Tol, C., Muller, O., Rascher, U., Verhoef, W., 2016. Fluspect-B: A model for leaf fluorescence, reflectance and transmittance spectra. *Remote Sens. Environ.* 186, 596–615. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.09.017>
- Villéger, S., Mason, N.W.H., Mouillot, D., 2008. New multidimensional functional diversity indices for a multifaceted framework in functional ecology. *Ecology* 89, 2290–2301.
<https://doi.org/10.1890/07-1206.1>
- Vincent, G., Antin, C., Laurans, M., Heurtebize, J., Durrieu, S., Lavalley, C., Dauzat, J., 2017. Mapping plant area index of tropical evergreen forest by airborne laser scanning. A cross-validation study using LAI2200 optical sensor. *Remote Sens. Environ.* 198, 254–266. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.05.034>
- VINCENT, G., PIMONT, F., VERLEY, P., 2021. A note on PAD/LAD estimators implemented in AMAPVox 1.7. <https://doi.org/10.23708/1AJNMP>
- Wagner, H.H., Wildi, O., Ewald, K.C., 2000. Additive partitioning of plant species diversity in an agricultural mosaic landscape. *Landsc. Ecol.* 15, 219–227.
<https://doi.org/10.1023/A:1008114117913>
- Walker, B., Kinzig, A., Langridge, J., 1999. Original Articles: Plant Attribute Diversity, Resilience, and Ecosystem Function: The Nature and Significance of Dominant and Minor Species. *Ecosystems* 2, 95–113. <https://doi.org/10.1007/s100219900062>
- Wang, R., Gamon, J.A., 2019. Remote sensing of terrestrial plant biodiversity. *Remote Sens. Environ.* 231, 111218. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111218>
- Wang, R., Gamon, J.A., Cavender-Bares, J., Townsend, P.A., Zyguelbaum, A.I., 2018. The spatial sensitivity of the spectral diversity–biodiversity relationship: an experimental test in a prairie grassland. *Ecol. Appl.* 28, 541–556. <https://doi.org/10.1002/eap.1669>
- Wang, Y., Fang, H., 2020. Estimation of LAI with the LiDAR Technology: A Review. *Remote Sens.* 12, 3457. <https://doi.org/10.3390/rs12203457>
- WATSON, D.J., 1947. Comparative Physiological Studies on the Growth of Field Crops: II. The Effect of Varying Nutrient Supply on Net Assimilation Rate and Leaf Area. *Ann. Bot.* 11, 375–407.
- Whittaker, R.H., 1972. Evolution and Measurement of Species Diversity. *Taxon* 21, 213–251. <https://doi.org/10.2307/1218190>

- Widłowski, J.-L., Mio, C., Disney, M., Adams, J., Andredakis, I., Atzberger, C., Brennan, J., Busetto, L., Chelle, M., Ceccherini, G., Colombo, R., Côté, J.-F., Eenmäe, A., Essery, R., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Gobron, N., Grau, E., Haverd, V., Homolová, L., Huang, H., Hunt, L., Kobayashi, H., Koetz, B., Kuusk, A., Kuusk, J., Lang, M., Lewis, P.E., Lovell, J.L., Malenovský, Z., Meroni, M., Morsdorf, F., Mörtus, M., Ni-Meister, W., Pinty, B., Rautiainen, M., Schlerf, M., Somers, B., Stuckens, J., Verstraete, M.M., Yang, W., Zhao, F., Zenone, T., 2015. The fourth phase of the radiative transfer model intercomparison (RAMI) exercise: Actual canopy scenarios and conformity testing. *Remote Sens. Environ.* 169, 418–437. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.08.016>
- Widłowski, J.-L., Robustelli, M., Disney, M., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Lavergne, T., Lewis, P., North, P.R.J., Pinty, B., Thompson, R., Verstraete, M.M., 2008. The RAMI On-line Model Checker (ROMC): A web-based benchmarking facility for canopy reflectance models. *Remote Sens. Environ.* 112, 1144–1150. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.07.016>
- Woodgate, W., Armston, J.D., Disney, M., Jones, S.D., Suarez, L., Hill, M.J., Wilkes, P., Soto-Berelov, M., 2016. Quantifying the impact of woody material on leaf area index estimation from hemispherical photography using 3D canopy simulations. *Agric. For. Meteorol.* 226–227, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2016.05.009>
- Wright, S.J., Muller-Landau, H.C., 2006. The Future of Tropical Forest Species1. *Biotropica* 38, 287–301. <https://doi.org/10.1111/j.1744-7429.2006.00154.x>
- Wulder, M.A., Hall, R.J., Coops, N.C., Franklin, S.E., 2004. High Spatial Resolution Remotely Sensed Data for Ecosystem Characterization. *BioScience* 54, 511–521. [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2004\)054\[0511:HSRRSD\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2004)054[0511:HSRRSD]2.0.CO;2)
- Wulder, M.A., LeDrew, E.F., Franklin, S.E., Lavigne, M.B., 1998. Aerial Image Texture Information in the Estimation of Northern Deciduous and Mixed Wood Forest Leaf Area Index (LAI). *Remote Sens. Environ.* 64, 64–76. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00169-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00169-7)
- Yin, T., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Lauret, N., Grau, E., Rubio, J., 2013. A new approach of direction discretization and oversampling for 3D anisotropic radiative transfer modeling. *Remote Sens. Environ.* 135, 213–223. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.03.030>
- You, D., Wen, J., Liu, Qiang, Liu, Qinhuo, Tang, Y., 2014. The Angular and Spectral Kernel-Driven Model: Assessment and Application. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 7, 1331–1345. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2013.2271502>
- Zhang, J., Rivard, B., Sánchez-Azofeifa, A., Castro-Esau, K., 2006. Intra- and inter-class spectral variability of tropical tree species at La Selva, Costa Rica: Implications for species identification using HYDICE imagery. *Remote Sens. Environ.* 105, 129–141. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.06.010>
- Zhang, Q., Xiao, X., Braswell, B., Linder, E., Ollinger, S., Smith, M.-L., Jenkins, J.P., Baret, F., Richardson, A.D., Moore, B.I., Minocha, R., 2006. Characterization of seasonal variation of forest canopy in a temperate deciduous broadleaf forest, using daily MODIS data. *Remote Sens. Environ.* 105, 189–203. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.06.013>
- Zheng, Z., Zeng, Y., Schneider, F.D., Zhao, Y., Zhao, D., Schmid, B., Schaepman, M.E., Morsdorf, F., 2021. Mapping functional diversity using individual tree-based morphological and physiological traits in a subtropical forest. *Remote Sens. Environ.* 252, 112170. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112170>
- Zhu, L., Suomalainen, J., Liu, J., Hyypä, J., Kaartinen, H., Haggren, H., 2017. A Review: Remote Sensing Sensors, Multi-purposeful Application of Geospatial Data. *IntechOpen*. <https://doi.org/10.5772/intechopen.71049>
- Zhu, X., Skidmore, A.K., Wang, T., Liu, J., Darvishzadeh, R., Shi, Y., Premier, J., Heurich, M., 2018. Improving leaf area index (LAI) estimation by correcting for clumping and woody effects using terrestrial laser scanning. *Agric. For. Meteorol.* 263, 276–286. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.08.026>

Ziehmann, W., 1964. Spectroscopic investigations of lignin, humic substances and peat. *Geochim. Cosmochim. Acta* 28, 1555–1566. [https://doi.org/10.1016/0016-7037\(64\)90006-7](https://doi.org/10.1016/0016-7037(64)90006-7)