



HAL
open science

Cartographie d'essences forestières dans des peuplements en mélange par combinaison des données drones et satellites

Pascal Bertin

► **To cite this version:**

Pascal Bertin. Cartographie d'essences forestières dans des peuplements en mélange par combinaison des données drones et satellites. Milieux et Changements globaux. 2023. hal-04554047

HAL Id: hal-04554047

<https://hal.inrae.fr/hal-04554047v1>

Submitted on 22 Apr 2024

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.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

 <p>L'Institut agro Rennes Angers</p> <p>L'Institut Agro Rennes-Angers <input type="checkbox"/> Site d'Angers <input type="checkbox"/> Site de Rennes</p>	 <p>UNIVERSITÉ RENNES 2</p>	 <p>MASTER GAED UNIVERSITÉ RENNES 2 PARCOURS TELVENVI (Télédétection/ Environnement)</p>
<p>Année universitaire : 2022-2023....</p> <p>MASTER : GAED.....</p> <p>PARCOURS (et option éventuelle) : TELVENVI.....</p>	<p>Mémoire de fin d'études</p> <p><input type="checkbox"/> d'ingénieur de l'Institut Agro Rennes-Angers (Institut national d'enseignement supérieur pour l'agriculture, l'alimentation et l'environnement)</p> <p><input type="checkbox"/> de master de l'Institut Agro Rennes-Angers (Institut national d'enseignement supérieur pour l'agriculture, l'alimentation et l'environnement)</p> <p><input checked="" type="checkbox"/> de Master GAED / TELVENVI du département de Géographie de l'Université Rennes 2</p>	

Cartographie d'essences forestières dans des peuplements en mélange par combinaison des données drones et satellites

Par : Pascal BERTIN

Soutenu à Rennes le 14/09/2023

Devant le jury composé de :

Président : Youssef FOUAD, professeur Institut Agro

Autres membres du jury :

Samuel CORGUE, Professeur UR2

Maîtres de stage : Marine BOULOGNE, ONF – Agence de Rennes
 Thomas HOUET, UMR LETG – Rennes

Simon DUFOUR, Professeur UR2

Nelly Moulin, Enseignante-Chercheure

Enseignant référent : Samuel CORGNE, Univ. Rennes 2

Les analyses et les conclusions de ce travail d'étudiant n'engagent que la responsabilité de son auteur et non celle de l'Institut Agro Rennes-Angers et de l'Université Rennes 2

Ce document est soumis aux conditions d'utilisation «Patrimoine-Pas d'Utilisation Commerciale-Pas de Modification 4.0 France» disponible en ligne <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/fr/>



Avant-propos – remerciements

Ingénieur INRAE, j'ai intégré la seconde année du parcours TELENVI du master GAED pour acquérir des nouvelles compétences essentielles à mon projet d'évolution professionnelle. Ce fût une année riche, par la découverte des outils, des méthodes et des applications de la télédétection à l'étude de notre environnement ; Ce fût l'opportunité d'un détour dans le champ des sciences sociales, la géographie (du Brésil), l'histoire (du Brésil), cours extrêmement enrichissants pour comprendre cette année d'élection (au Brésil). Ce fût aussi des périodes de travail intense, particulièrement à la fin du premier semestre, souvent en groupe avec des étudiants, toujours bienveillants vis-à-vis de « l'ex-jeune » dont ses phrases commençaient souvent par « dans QGIS, comment je fais pour ... ».

J'adresse mes sincères remerciements à Hervé NICOLAS pour m'avoir conseillé et soutenu dans l'orientation de mon projet professionnel, et à Samuel CORGNE, co-responsable de la formation, pour m'avoir permis de suivre cette année d'enseignement. Je tiens à saluer les différents professeurs, chercheurs titulaires et les « chevilles ouvrières de l'enseignement et de la recherche » sous statut temporaire. Leurs cours ont toujours été intéressants et j'ai apprécié leurs efforts pour transmettre « leurs savoirs » avec pédagogie.

Titulaire de INRAE, j'ai pu partir un an, loin de mon poste, dans un dispositif de formation continue qui préserve la totalité des conditions salariales. Même s'ils sont des anonymes pour moi, j'exprime toute ma gratitude à celles et ceux qui ont élaboré ce dispositif, spécifique à INRAE, et à ceux et celles qui s'attachent aujourd'hui à le préserver. Je souhaite remercier ma hiérarchie pour son soutien, les personnes des services RH, du département scientifique dont je dépends au sein d'INRAE, du Centre Bretagne-Normandie et des services locaux et nationaux de la formation permanente pour m'avoir aidé à construire ce projet et à le défendre.

« Et le stage dans tout ça ... ? »

Mon projet d'évolution professionnelle s'articule autour de l'acquisition à partir d'un drone, d'images riches du point de vue spectral, de leur exploitations en les associant aux informations apportées par des données satellitaires et/ou par des mesures au sol. Le sujet de stage proposé par Thomas HOUET (UMR LETG, CNRS) et Marine BOULOGNE (ONF) s'inscrit bien dans cet objectif. Thomas HOUET a construit la plateforme D2T (Drone, Terrain, Télédétection) dont l'objectif est le développement de méthodologies dans l'acquisition d'images par drone et du traitement de ces données, dans le cadre de projets de recherche couvrant un domaine assez large des sciences de l'environnement. Marine BOULOGNE développe l'utilisation de la télédétection pour les missions de l'ONF en Bretagne, dont l'usage des drones. Ils collaborent aujourd'hui dans l'acquisition et l'exploitation des images multispectrales drone pour la caractérisation des forêts. Le sujet du stage est dans la continuité d'un premier travail réalisé par Pascal Pichelin et Grégory Jean-Philippe, étudiants-collègues du master, à partir duquel j'ai exploité certaines données et résultats.

Je tiens à remercier Marine et Thomas pour la confiance qu'ils m'ont accordée, de leur accueil, du temps qu'ils ont bien voulu me consacrer, pour m'orienter dans ce sujet et répondre à mes questions. Remerciements à Marine pour m'avoir emmené en forêt dès que l'occasion se présentait.

J'ai d'abord été hébergé dans les locaux de l'UMR puis dans les bureaux de l'ONF Rennes. Je remercie l'ensemble des membres de ces deux équipes de leur accueil. Un grand merci à Jullien PELLEN et Thibaut PERES pour leurs aides informatiques, à Thibault pour m'avoir initié au « mosaïquage » des images sous Metashape. A l'ONF, j'aimerais saluer plus particulièrement Antoine LUTZ pour la journée qu'il m'a consacrée à me faire découvrir une forêt avec la vision d'un aménageur.

I - Introduction

« Depuis 2018, plus de 300 000 hectares de forêts publiques en France subissent des dépérissements importants et un taux de mortalité inédit [dus à] l'accélération du changement climatique, à l'origine d'épisodes répétés de sécheresse et de crises sanitaires »(ONF, 2019). Aussi, l'adaptation des forêts au changement climatique est-il un enjeu majeur national et constitue le premier axe d'actions dans le plan stratégique 2021-2025 de l'ONF (ONF, 2021). Un des leviers est la diversification par laquelle une plus grande variabilité des peuplements sera créée selon une diversification des essences, des structures dont des mélanges d'espèces, et par les modalités de gestion. Cette évolution accentue le besoin d'outils pour des suivis rapides, réguliers, adaptés aux peuplements hétérogènes afin de répondre au mieux aux nouveaux défis de la forêt française (adaptation au changement climatique, biodiversité, risque incendie).

La télédétection constitue une source importante de données dans le domaine forestier (Lechner et al., 2020). L'identification des espèces forestières et l'estimation des volumes de bois ont été des applications de la télédétection dès l'époque où elle était exclusivement réalisée par photo-interprétation d'images aériennes (Bariou, 1978). Avec les constellations satellitaires aujourd'hui accessibles, elle apporte une vue synoptique, sur toute la planète, à différentes échelles spatiales et temporelles (Banskota et al., 2014). Le format et la qualification des images sont beaucoup plus homogènes que les données issues de la prospection terrain, permettant des traitements automatisés sur de grandes surfaces. Les données ainsi produites sont peu coûteuses pour l'utilisateur lorsqu'elles sont rapportées à l'unité de surface couverte (Lechner et al., 2020).

L'essence est souvent la caractéristique recherchée, juste après l'estimation du volume ou de la biomasse (Fassnacht et al., 2016). Elle est l'entrée de base des plans de gestion forestière (He et al., 2019). Dans le corpus d'articles exploité par Fassnacht et al. (2016), les précisions de la détection des essences à partir d'images multispectrales vont de 75 à 85% (1^{er} et dernier quartile), 80% en moyenne. Cette synthèse a été réalisée avant l'exploitation courante des images fournies par la constellation des satellites Sentinel. Cette dernière permet une bonne cartographie des peuplements d'espèces, y compris des feuillus, sur des étendues de plusieurs milliers d'hectares, à une résolution décamétrique. Ainsi, Immitzer et al. (2019) obtiennent des précisions de 83,4 % et de 90 % respectivement pour les hêtres (*Fagus sylvatica*) et les chênes (*Quercus sp.*) dans les classifications réalisées à partir d'une série temporelle Sentinel 2. Ces résolutions ne permettent toutefois pas d'appréhender les situations où le pixel présente des mélanges d'essences différentes (Immitzer et al., 2019 ; Berra and Gaulton, 2021). Des résolutions plus fines améliorent les performances de ces classifications. Deur et al. (2020) ont obtenu une différenciation des chênes pédonculés (*Quercus robur*) et des charmes (*Carpinus betulus*) avec des précisions respectivement de 97% et 98% (« Précisions utilisateurs ») à partir d'une image Worldview 3, dont la résolution au sol est de 2m. Les images satellites de ce niveau de résolution étant difficilement accessibles, financièrement coûteuses et ayant une fréquence d'acquisition réduite contrairement à celles obtenues par la constellation Sentinel 2, la fusion de données multi-échelle est une approche à exploiter (Deur et al., 2020).

Les mesures de terrain ont souvent le défaut d'être associées à une imprécision de positionnement GPS sous une canopée dense, aux problèmes d'accessibilité des parcelles forestières (particulièrement en zone montagneuse ou en cas de sous-bois dense), au défi de quantifier un taux de couverture des essences cibles par une vision sous canopée, et au final, elles questionnent la stratégie d'échantillonnage afin que les observations soient représentatives (Kattenborn et al., 2019). L'imagerie par drone permet d'acquérir de l'information spatialisée, spatialement continue, à une très fine résolution spatiale. L'autonomie en vol des équipements accessible aux civils reste toutefois insuffisante pour couvrir des forêts entières, mais intéressantes pour étudier des surfaces d'intérêts de quelques dizaines à une centaine d'hectares.

Alvarez-Vanhard et al. (2021) ont réalisé une revue de la littérature sur l'utilisation conjointe de données drones et satellites à partir d'un corpus de 139 articles. Drones et satellites ont des caractéristiques complémentaires. Par rapport aux satellites, outre la plus haute résolution spatiale, les drones permettent d'accéder à une résolution spectrale de même niveau et offre une plus grande flexibilité pour acquérir des données à des dates précises. Les missions satellitaires d'observations permanentes de l'environnement terrestre, telles Landsat ou aujourd'hui Sentinel, permettent d'acquérir des séries temporelles sur de longues périodes et des grandes surfaces. Les coûts d'exploitation d'une solution drone sont bien plus faibles lorsqu'on les compare à ceux d'un programme satellitaire. Toutefois, au niveau de l'utilisateur, l'emploi d'un drone nécessite un investissement dans des compétences spécifiques, une grande disponibilité de l'opérateur pour intervenir à des périodes précises tout en étant soumis aux aléas des conditions météorologiques et aux contraintes réglementaires, des compétences et des moyens informatiques pour traiter le volume produit des données brutes.

Plus qu'une complémentarité, l'exploitation de ces deux sources de données offre des opportunités de développer des approches spécifiques, tirant bénéfice de la vision plongeante verticale commune de la même scène et que les deux types de capteurs peuvent couvrir des mêmes bandes spectrales.

Alvarez-Vanhard et al. (2021) identifient trois niveaux de synergie dans l'exploitation des deux sources d'informations. Dans le premier niveau, le drone permet d'acquérir une information supplémentaire à celles produites à partir d'images satellitaires en fournissant des éléments complémentaires de compréhension (par exemple une carte d'occupation des sols établie à partir de données satellites, complétée d'un modèle numérique de terrain établi par photogrammétrie drone pour les ravines). Le niveau le plus élevé comprend les approches de fusion des deux types de données, où celles-ci sont modélisées comme faisant partie d'un même jeu de données décrivant le même objet mais à des résolutions spatiales, temporelles et/ou spectrales différentes. Toutefois, dans le domaine des recherches en écologie, 70% des approches correspondent à une calibration des informations satellitaires à partir de celles acquises à l'échelle drone. Elles se situent à un niveau intermédiaire de synergie dans la nomenclature des auteurs. 33% des études utilisent les données drone en remplacement des observations du terrain. Elles peuvent alors être exploitées comme données de référence dans un processus de classification des informations satellitaires, tel que dans l'étude de Kattenborn et al. (2019). Les approches peuvent aussi être basées sur une calibration quantitative dont le démélange (ou démélangeage) spectral d'une image satellitaire.

« Les problèmes de démélange spectral visent à déterminer la composition (en termes de proportion) de chaque pixel contenant des mélanges de différents matériaux juxtaposés et/ou intimement mélangés. Ces modèles sont basés sur l'hypothèse selon laquelle chaque signature spectrale observée est une combinaison de signatures spectrales pures souvent inconnues. » (Erudel, 2018). Cette approche est souvent mentionnée pour exploiter un capteur hyperspectral couplé à un second, panchromatique, l'ensemble étant embarqué sur un même satellite (HYPERION, ENMAP et HYPMIN/HYPEX-2). Une image à très haute résolution spectrale est alors combinée avec l'image coregistrée à très haute résolution spatiale (Rebeyrol, 2021). Avec une telle approche, le pixel d'une image satellitaire peut aussi être présenté comme un mélange des pixels d'une image drone à très haute résolution spatiale, chacun de ces derniers pixels serait alors davantage susceptible de ne contenir qu'un seul type d'élément. Les méthodes de démélange estiment de manière aveugle les spectres des matériaux purs dans une première étape, puis dans un second temps, leur abondances dans le pixel observé. L'étape d'identification des spectres est l'objet de différents travaux dont Rebeyrol (2021) fournit une synthèse. Une première approche est basée sur l'hypothèse que chaque matériau est représenté par au moins un pixel pur dans l'image. Les méthodes vont alors identifier un petit ensemble de spectres-pixels purs à partir desquels il est possible de reconstituer tous les spectres des autres pixels. D'autres méthodes ont été développées lorsque cette hypothèse ne peut pas être

retenue. Toutes leurs performances sont extrêmement sensibles aux valeurs initiales fournies lors de la paramétrisation des algorithmes (Rebeyrol, 2021).

Nous avons exploité cette hypothèse en considérant que l'image drone, grâce à sa haute résolution spatiale, permet d'identifier des pixels de l'image satellite qui ne représentent qu'un seul type d'objet, et à partir desquels seront extraits les spectres purs. De plus, avec un drone équipé d'un capteur aux bandes spectrales proches de celles du satellite, il serait possible d'identifier les spectres purs directement des pixels de l'image drone. L'objectif de ce mémoire est de réaliser une étude exploratoire sur le potentiel des données issues du drone pour calibrer la caractérisation d'essences forestières à partir de données satellitaires. Notre approche se positionne dans le niveau intermédiaire des synergies définies par Alvarez-Vanhard et al. (2021). Le cas s'applique à la cartographie des deux essences majoritaires de la forêt de Fougères en exploitant ce type de synergie entre drone et satellite. La forêt de Fougères est composée majoritairement de hêtres (*Fagus sylvatica* L., 1753), essence feuillue particulièrement vulnérable aux périodes successives de sécheresse et à l'augmentation des températures (ONF, 2019). Les gestionnaires de cette forêt travaillent depuis les années 2010 pour « un lent rééquilibrage des essences vers un objectif chêne. » (ONF, 2022) groupe de feuillus moins sensible au réchauffement climatique. Ce massif forestier constitue ainsi, un site d'étude intéressant pour développer des usages de la télédétection en réponse à un enjeu fort, la caractérisation et le suivi des effectifs de différentes essences mélangées dans le contexte des évolutions induites par le changement climatique.

II - Site d'étude, données et méthodes

II.1 - Site d'étude

La forêt domaniale de Fougère est un massif de 1600 ha situé au nord est du département de l'Ille et Vilaine (35). C'est une forêt ancienne, dont les plus anciens aménagements connus datent de 1787. Elle est gérée en futaie régulière¹ où le hêtre commun (*Fagus sylvatica*) est l'essence prédominante (ONF, 2010 et ONF, 2022). La gestion structure la forêt en unités de peuplement selon les essences, les objectifs de récolte et de régénération, ainsi qu'en classes d'âge et de diamètre des troncs. Les objectifs de récolte finale ciblaient des arbres de 130 à 150 ans, et plus récemment, de 100 ans (ONF, 2002). La seconde essence est le chêne sessile (ou rouvre, *Quercus petraea* (Matt.) Liebl., 1784). Le chêne pédonculé (*Quercus robur* L., 1753) est aussi présent. 80 % de la surface totale est une futaie de hêtres ou en mélange avec moins de 20% de chênes, 10% des surfaces sont des futaies à chêne dominant (Figure 1).

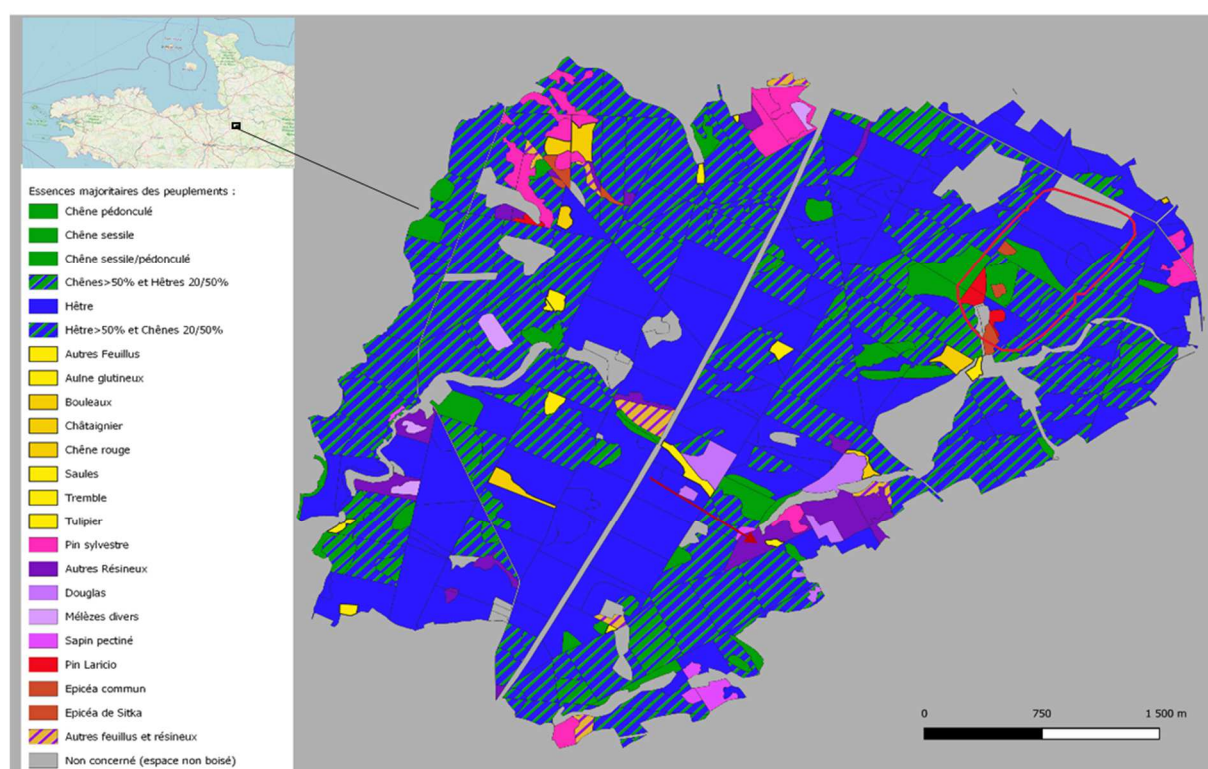


Figure 1: Cartes des parcelles de la forêt de Fougères avec mention des essences majoritaires dans les peuplements. La zone survolée par les drones est délimitée par un trait rouge.

Ce massif forestier est sur un plateau d'une altitude maximale de 202 m, au climat de type océanique, avec des températures moyennes mensuelles comprises entre 5,7 et 18,6, et près de 940 mm de précipitations régulièrement réparties sur l'année (Météo France, 2023).

La zone survolée par drone couvre 55 ha (Figure 1) dans laquelle nous avons retenu 48,5 ha des peuplements qualifiés dans les inventaires de l'ONF en hêtre prédominant, en chêne prédominant et en mélange. Leurs caractéristiques sont fournies dans l'Annexe 1. Les analyses ont été conduites en rassemblant les essences de chêne sessile et chêne pédonculé sous le terme générique « chêne ».

¹ Futaie régulière : « la structure de futaie régulière est celle d'un peuplement où tous les arbres ont sensiblement la même classe d'âge sur la surface d'une unité de gestion (parcelle ou sous-parcelle) ». Dubourdiou, 1997

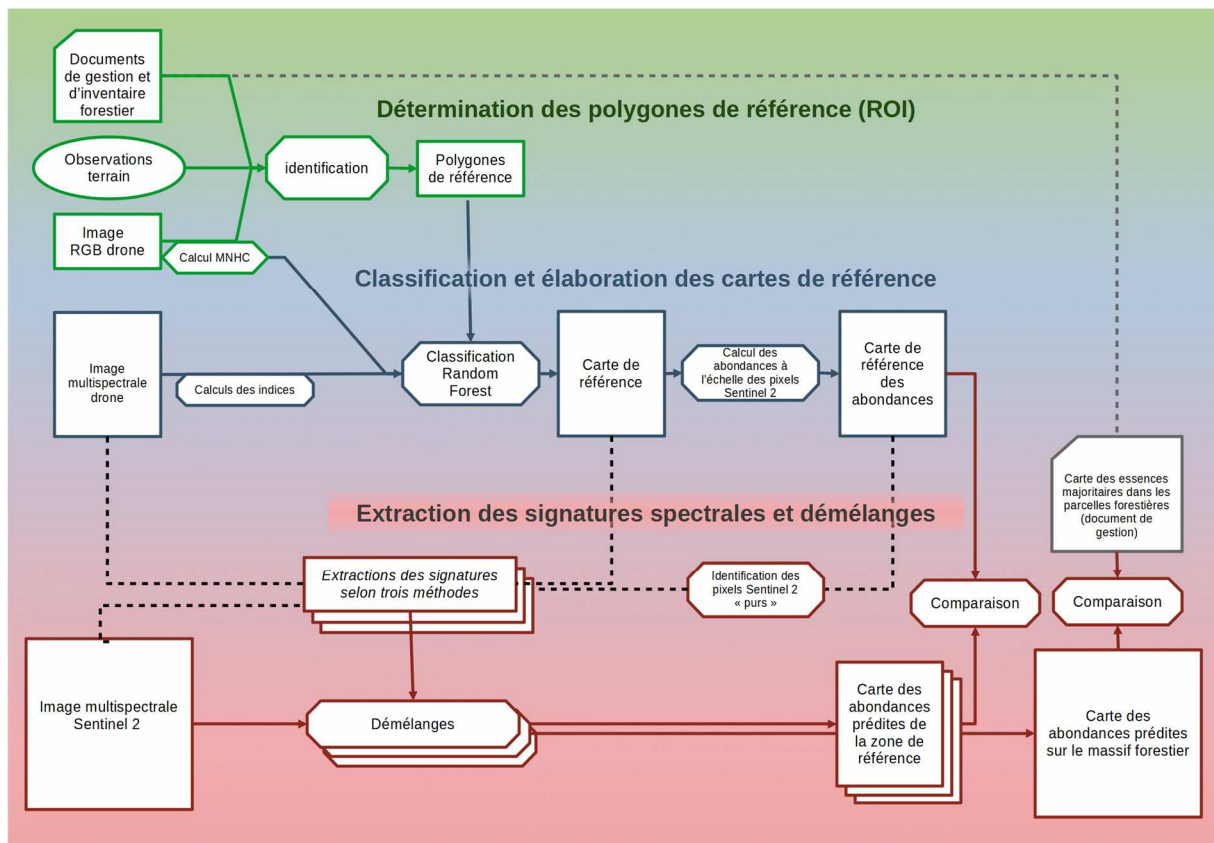


Figure 2: schéma de la démarche suivie dans ce travail.

II.2 - Démarche générale

Notre démarche, résumée dans la Figure 2, est inspirée des travaux de Alvarez-Vanhard et al. (2020) dans lesquels les biotopes d'une zone géographique humide sont cartographiés en calibrant un modèle exploitant des images satellitaires grâce à des images obtenues par drone. Nous avons tout d'abord réalisé des observations sur le terrain afin de construire un jeu de données d'entraînement et de validation utilisé pour la classification de l'image drone puis pour l'élaboration d'une carte de référence. Nous avons obtenu une cartographie à très haute résolution des deux essences cibles (hêtre et chêne), complétés d'autres éléments (des conifères isolés et des végétaux dans les clairières) sur la zone survolée par les drones. Cela a permis de calculer les abondances à la résolution de l'image satellitaire tout en ayant un bon alignement entre les deux types de pixels. Cette carte des abondances a été utilisée par la suite comme référence dans les approches de démixte. L'extraction des signatures des constituants supposés purs (*endmembers*) a été réalisée selon trois approches : à partir des pixels « purs » de l'image satellitaire (méthode « A ») ; à partir des pixels de l'image drone, sous-jacents aux pixels « purs » de l'image satellitaire (méthode « B ») ; directement à partir des pixels de l'image drone, identifiés comme appartenant aux essences ou autres éléments que nous avons cartographiés (méthode « C »). Les performances de ces démixtes ont été évaluées en comparant les abondances prédites à celles de la carte de référence. Nous avons appliqué le meilleur démixte à l'ensemble du massif forestier et comparé le résultat à la carte des peuplements fournie dans les documents de gestion.

II.3 - Les données

II.3.1 - Les cartes des peuplements et les inventaires forestiers

Parmi les documents de gestion de cette forêt, nous avons exploité la carte des peuplements à l'échelle des parcelles forestières (*cf.* Figure 1), comportant des attributs d'essence et de « grosseur de bois », ainsi que des inventaires fournissant une proportion des essences dans des placettes régulièrement positionnées dans le massif. Ils nous ont servi à extraire à partir des images drones et satellite, les données des parcelles où le hêtre et le chêne ont été recensés comme les espèces majoritaires en peuplement pur ou en mélange.

II.3.2 - Données d'entraînement et de validation acquises sur le terrain (ROI)

Afin de pouvoir établir la cartographie de référence, une sélection des zones à prospecter a été réalisée parmi les placettes d'inventaire de l'ONF. Elle a été établie pour couvrir la variation de la proportion relative des deux essences dans les peuplements selon les valeurs de surface terrière² disponibles dans l'inventaire et en tenant compte des caractéristiques de la grosseur des bois, ces dernières ayant un effet dans les classifications précédemment réalisées de cette même forêt à partir d'images Sentinel 2 (Jean Philippe et Pichelin, 2023). En complément, 3 placettes ont été créées pour couvrir la variabilité des structures des peuplements.

Les observations sur le terrain ont été réalisées lors des journées du 20 et 25 avril 2023 dans les périmètres et attenantes à 24 placettes d'un rayon de 28m. En complément des deux essences cibles, les localisations de conifères et de végétaux en sous-bois peu dense ou en clairière ont aussi été notées. La méthode de localisation des éléments et de création des polygones est présentée dans l'Annexe 2. Au final, 560 polygones de référence (ROI) ont été créés dont 382 et 157 respectivement pour les hêtres et les chênes (Tableau 1 et Figure 3).

Tableau 1 : effectifs des polygones de références créés

Catégorie	Code et nature des végétaux	Effectifs
Houppier	CHX – Chêne sessile ou pédonculé	157
	CONIFERE – Conifères (Pin Laricio, Epicéa)	8
	HET - Hêtre	382
Sous-bois et clairière	FOUGERES	3
	GRAMINEES	2
	HOUX	1
	RONCES	7
Total		560

² Surface terrière d'un arbre ou d'un peuplement (Dubourdieu, 1997) : superficie de la section orthogonale de la tige à 1.30 m du sol ou des cumuls des tiges d'un peuplement. La surface terrière d'un peuplement s'exprime généralement en m²/ha.

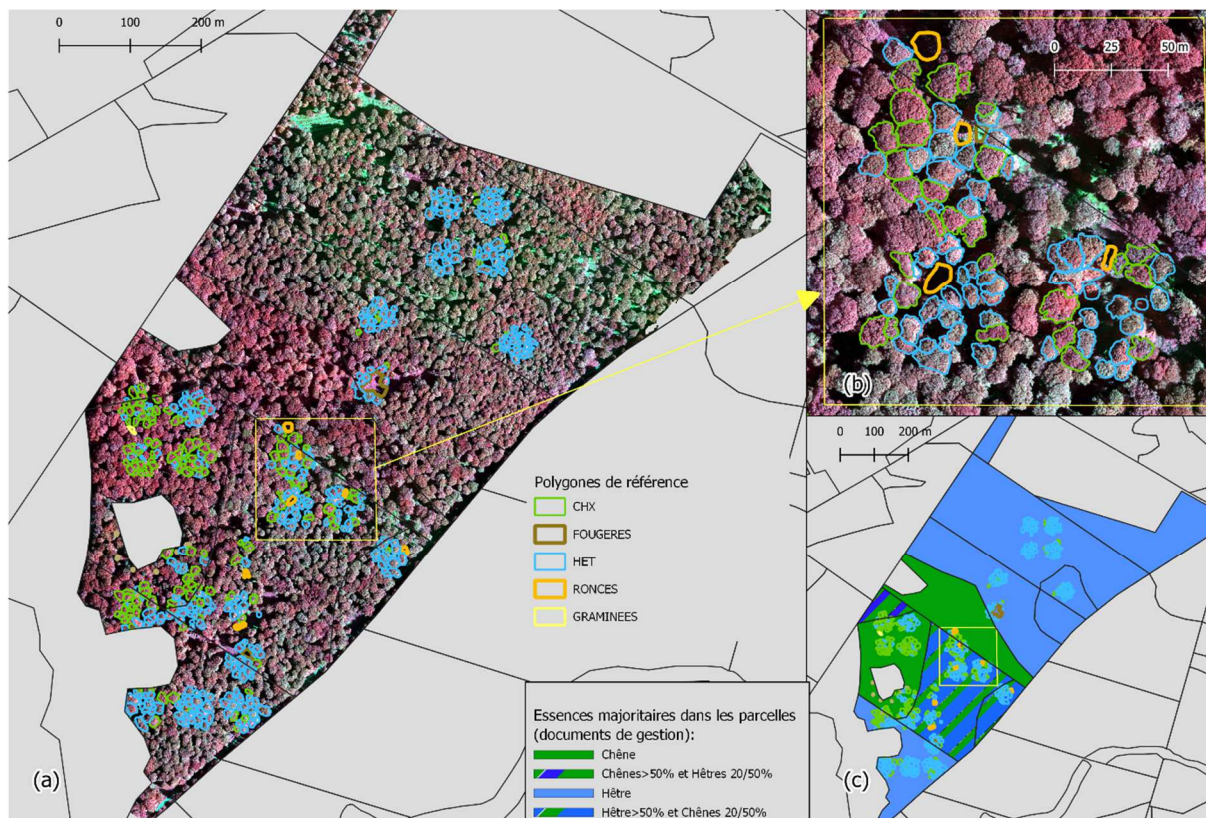


Figure 3 : (a) Partie de l'image multispectrale drone (composition NIR-R-G) sélectionnée pour l'étude et présentant les localisations des polygones de référence créés à partir des observations sur le terrain ; (b) Détail d'une zone où hêtres, chênes sont en peuplement mélangé ; (c) localisations des polygones de référence sur fond de la carte des essences majoritaires présentes dans les parcelles selon les documents de gestion.

II.3.3 - Les données drones

Deux séries de données ont été obtenues à partir des vols réalisés dans la journée du 15/06/2022 par l'équipe de la plateforme D2T, UMR LETG (Université Rennes 2, CNRS).

Un premier vol a été réalisé avec un drone SenseFly eBee équipé d'un capteur RGB S.O.D.A. L'orthoimage RGB a été construite à partir de 527 images sous Pix4D v4.8.4 ; l'erreur moyenne de géoréférencement est de 1,6 cm calculée sur la base de 9 cibles au sol ; la résolution moyenne au sol est de 2,93 cm (M. Paschal et T. Houet, 2022, travaux non publiés). Le modèle numérique de surface (DSM) a été produit avec une résolution verticale de 10 cm.

Une orthoimage multispectrale, dénommée par la suite « MS Drone » (Figure 3a), a été obtenue grâce à un second vol d'une aile volante équipée d'un capteur MicaSense Dual RedEdge-MX Dual® à 10 bandes spectrales, dont 7 communes avec le capteur des satellites Sentinel 2 (Tableau 2). L'orthoimage a été construite avec le logiciel Agisoft Metashape version 1.8.5 à partir de 27 940 images (T. Perez, 2023, travaux non publiés). La résolution au sol est de 8,0 cm avec une erreur moyenne de 0,93 cm (9 points de contrôle au sol). La calibration radiométrique a été réalisée par rapport à une mire Labsphere Spectralon® placée au sol.

Tableau 2 : bandes spectrales de l'image multispectrale drone et de l'image Sentinel2. Les bandes grisées de cette dernière n'ont pas été exploitées dans notre étude.

Nom de la bande	Image multispectrale drone (1)			Image Sentinel 2 (2)				Résolution spatiale (m)
	Nom de la variable dans l'étude	Longueur d'onde du centre (nm)	Largeur de la bande (nm)	Nom de la variable dans l'étude	ref. bande	Longueur d'onde du centre (nm)	Largeur de la bande (nm)	
Coastal Blue	Sp-CB444	444	28		B1	443	20	60
Blue	Sp-B475	475	32	S2B2-B493	B2	493	65	10
Green	Sp-G531	531	14					
Green	Sp-G560	560	27	S2B3-G560	B3	560	35	10
Red	Sp-R650	650	16					
Red	Sp-R668	668	14	S2B4-R665	B4	665	30	10
Red Edge	Sp-RE705	705	10	S2B5-RE704	B5	704	14	20
Red Edge	Sp-RE717	717	12					
Red Edge	Sp-RE740	740	18	S2B6-RE740	B6	740	14	20
Red Edge				S2B7-RE783	B7	783	19	20
Near IR	Sp-NIR842	842	57	S2B8-NIR833	B8	833	105	10
Near IR				S2B8a-NIR865	B8a	865	21	20
					B9	945	19	60
SWIR-Circus					B10	1374	29	60
SWIR				S2B11-SWIR1614	B11	1614	90	20
SWIR				S2B12-SWIR2202	B12	2202	174	20

Sources des caractéristiques : (1) <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/resolutions/spectral>, consultée le 12/07/2023 ; (2) <https://support.micasense.com/hc/en-us/articles/214878778>, consultée le 19/04/2023

II.3.4 - L'image satellite Sentinel 2

Nous avons exploité une image Sentinel 2A datée 15/06/2023, jour des vols des drones. Elle a été acquise à partir du site de Theia (<https://theia.cnes.fr>), co-registrée par la méthode locale de la bibliothèque Python Arosics en utilisant comme référence, la bande rouge de la BD ORTHO 2020 de l'IGN dans le cadre des travaux de Jean Philippe et Pichelin (2023).

II.4 - Les méthodes

II.4.1 - Calculs des variables complémentaires

Des variables complémentaires aux bandes spectrales ont été utilisées en entrée de la classification. En plus des indices de végétation, largement utilisés dans le cas d'analyse des couverts végétaux, nous avons calculé des indices de texture car ils améliorent souvent la précision des classifications (Fassnacht et al., 2016) ainsi que des variables relatives à la hauteur des arbres.

- MNHC et StrateSup

Deux variables liées au modèle numérique de surface (DSM) ont été construites pour détecter en première intention, les zones de clairière et de sous-bois à faible densité lors de la classification. Les altitudes du DSM issues du vol drone RGB étaient en moyenne inférieures de 0,80 m (écart-type = 0,22) à celles du MNT 1m de l'IGN³ pour 22 points repérés au niveau du sol. Les hauteurs de canopée (variable **MNHC**, Modèle numérique de Hauteur de Canopée) ont été calculées par différence entre les deux modèles numériques en corrigeant alors les valeurs par ce biais. Des valeurs aberrantes de MNHC, jusqu'à 3,8m, ont été isolées dans des zones en clairières, comportant des fougères (fougère aigle, *Pteridium aquilinum* (L.) Kuhn, 1879), dû à l'incertitude de la construction de la hauteur. Aussi, la variable booléenne **StrateSup** a été construite en lui affectant la valeur 1 lorsque la hauteur était supérieure à 4m.

³ Source RGEALTI_2-0_1M_ASC_LAMB93-IGN69_D035_2022-12-16

- Indices de végétation

Neuf indices de végétation (Tableau 3) ont été choisis *i)* sur la base de ceux les plus discriminants pour les feuillus dans Immitzer et al. (2019), *ii)* ayant montré leur importance dans les classifications réalisées par Jean Philippe et Pichelin (2023) sur les images Sentinel 2 des mois de mai à juin de cette même forêt et *iii)* compatibles avec les bandes spectrales de notre image drone multispectrale.

Tableau 3 : Liste des neuf indices de végétation utilisés dans l'étude.

Nom de la variable dans l'étude	Nom de l'indice	Formule	Références dans Immitzer et al. (2019)
IV_CGI	Chlorophyll Green index (CGI)	$\frac{NIR}{GREEN + RED}$	Datt et al. (1999)
IV_GNDVI	Green Normalized Difference Vegetation Index (gNDVI)	$\frac{NIR - GREEN}{NIR + GREEN}$	Gitelson et al. (1996)
IV_LCCI _{lm}	Leaf Chlorophyll Content Index (LCCI) [§] .	$\frac{RE2}{RE1}$	Wulf et al. (2015) [§] .
IV_NDVI	Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	$\frac{NIR - RED}{NIR + RED}$	Tucker (1979)
IV_RENDVI	Red-Edge Normalized Difference Vegetation Index (reNDVI)	$\frac{NIR - RE1}{NIR + RE1}$	Gitelson et al. (1996)
IV_SBRE1	Blue and RE1 ratio (SRBRE1)	$\frac{BLUE}{RE1}$	Le Maire et al. (2004)
IV_SBRE2	Blue and RE2 ratio (SRBRE2)	$\frac{BLUE}{RE2}$	Lichtenthaler et al. (1996)
IV_SRNIRRE1	NIR and RE1 ratio (SRNIRRE1)	$\frac{NIR}{RE1}$	Datt et al. (1999)
IV_SRNIRRE2	NIR and RE2 ratio (SRNIRRE2)	$\frac{NIR}{RE2}$	Radoux et al. (2016)
Longueur d'onde des bandes utilisées dans les calculs : BLUE : 475 nm GREEN : 560 nm RED : 668 nm RE1 : 705 nm RE2 : 740 nm NIR : 842 nm			
§ Calcul modifié dans notre étude en substituant la bande RE3, absente de l'image drone, par RE2			

Indices de texture

Huit indices de texture ont été calculés sur la base des matrices GLCM (*Grey Level Co-occurrence Matrix*, Hall-Beyer, 2017). Une matrice GLCM décrit les fréquences de trouver les mêmes combinaisons de valeurs entre 2 pixels voisins dans une image. De nombreuses possibilités de calculs existent suivant différentes catégories de texture (« contraste », « ordre » et « statistique »), les bandes spectrales prises en compte, les dimensions de la fenêtre glissante, le pas et la direction du décalage de la fenêtre.

Nous avons retenu des variables de type « variance GLMC » pour chacune des 4 bandes spectrales, « Coastal » bleu (444

nm), Bleu (475 nm), Vert (560 nm) et Rouge (650 nm) au regard des résultats de Deur et al. (2020). La taille de la fenêtre a un effet sur les performances de la classification (Gini et al. 2018 ; Mohammadpour et al., 2022) sans qu'il se dégage une relation générale avec la dimension des houppiers⁴. Nous avons utilisé la petite fenêtre 7x7 pixels (56 x 56 cm) et la plus grande fenêtre, 21 x 21 pixels (168 x 168 cm), qu'il soit possible de définir avec le logiciel SNAP v9.0.0 de l'ESA utilisé pour ces calculs. Les valeurs par défaut aux autres paramètres ont été conservées. Les dénominations des variables calculées sont présentées dans le Tableau 4.

Tableau 4 : Dénomination des huit variables de texture calculées.

Bande spectrale	Taille de la fenêtre (pixels)	7x7	21x21
« Coastal » Blue (444 nm)		Tx_B1VaW7	Tx_B1VaW21
Blue (475 nm)		Tx_B2VaW7	Tx_B2VaW21
Green (560 nm)		Tx_B4VaW7	Tx_B4VaW21
Red (650 nm)		Tx_B5VaW7	Tx_B5VaW21

⁴ Houppier (Dubourdieu, 1997) : ensemble des branches d'un arbre et partie du tronc non comprise dans le fût.

II.4.2 - Classification et création de la carte de référence

Méthode de la classification supervisée

La classification supervisée a été réalisée au niveau pixel par un algorithme de type *Random Forest* (Breiman (2001, cité dans Pedregosa et al., 2011)) sur la base des 29 variables (10 bandes spectrales (Tableau 2) ; 2 variables de hauteurs ; 9 indices de végétation (Tableau 3) ; 8 indices de texture (Tableau 4)). Les éléments en sous-bois et en clairière ont été regroupés dans une même catégorie.

La classification sur la base d'une approche objet de houppiers segmentés, est mentionnée comme plus performante que celle pixel, principalement en limitant les effets des ombres et du chatoiement présent sur les images (Deur et al., 2021). La classification objet est toutefois très sensible à la qualité de la segmentation des houppiers (He et al., 2019). Dans notre étude, la segmentation qui a été réalisée à partir du logiciel COMPUTREE (Computer Core Team, 2022, cf. Annexe 2), a abouti à des résultats insuffisants pour adopter l'approche objet.

La méthode *Random Forest* est largement utilisée pour les classifications en milieu forestier (Fassnacht et al., 2016). Elle est plus performante que la méthode SVM (*Support Machine Vector*) lorsque le jeu d'entraînement est important au regard du nombre de variables (Deur et al., 2020), ce qui est le cas ici.

Les analyses ont été réalisées avec la bibliothèque python scikit-learn, version 1.2.2 (Pedregosa et al., 2011). Les hyperparamètres ont été déterminés par la méthode de validation croisée K-Folds (fonction StratifiedKFold). Le jeu des pixels correspondants aux polygones de références a été séparé aléatoirement en un ensemble d'apprentissage et un ensemble test, de mêmes effectifs. Les statistiques pour juger de la qualité de la classification sur l'ensemble des classes étaient : *f1_score_all*, moyenne du *f1_score* calculé au niveau de chaque classe ; *Accuracy* (l'exactitude) ; *Kappa*, le coefficient Kappa de Cohen ; Les formules de calcul et leur interprétation sont précisées dans l'Annexe 3. Deux matrices de confusion ont été calculées afin d'exprimer les résultats en proportion des effectifs : l'une présentant les valeurs du *Recall* (rappel) sur la première diagonale, la seconde, la valeur du *precision* (*précision*). Les importances relatives des variables dans le modèle ont été extraites avec la fonction *feature_importances_*.

Effet de la résolution spatiale sur la qualité de la classification

La très haute résolution spatiale est bénéfique à la qualité de la classification en permettant une meilleure identification des éléments à labelliser tout en limitant les situations où un pixel contient des éléments appartenant à plusieurs des catégories à cartographier. Avec une plus forte résolution, le pixel capte toutefois les différentes parties d'un arbre (branches, groupes de feuilles et feuilles individualisées). Il est aussi davantage influencé par les différences d'éclairement (présence de trous dans les couverts végétaux, les effets de l'orientation des feuilles, les effets d'ombrage) produisant une image plus complexe et un bruit de fond pour le processus de classification (Fassnacht et al., 2016). A partir d'images acquises par drone, Chen et al. (2023) trouvent qu'il existe une résolution optimale pour obtenir la meilleure classification, aussi bien à partir d'images acquises à différentes altitudes qu'en ré-échantillonnant à différents taux, l'image la plus détaillée.

Afin d'obtenir une meilleure carte de référence, une suite de classification a été réalisée sur les données ré-échantillonnées en faisant varier la résolution de 8 à 208 cm et en utilisant la moyenne comme fonction d'agrégation.

II.4.3 - Extractions des signatures spectrales et démixages.

Calcul de la carte de référence des abondances

Les pixels de la carte de référence ont été agrégés selon une grille basée sur les pixels de l'image Sentinel 2. Les abondances dans chaque cellule de la grille ont été calculées comme la fréquence des pixels de chacune des classes.

Extraction des signatures spectrales

Les pixels de l'image Sentinel 2 ont été sélectionnés lorsqu'ils présentaient des taux d'abondance supérieurs à 98% dans une des classes sur la carte de référence des abondances, constituant un jeu de pixels « purs » Sentinel 2. Les extractions des signatures spectrales des constituants supposés purs ont été réalisées selon trois méthodes :

- Dans la méthode « A », les spectres ont été obtenus en réalisant les moyennes des pixels « purs » de l'image Sentinel 2 au niveau de chaque bande et pour chacune des classes.
- Dans la méthode « B », les pixels de l'images MS Drone à la résolution de 40 cm ont été agrégés au niveau de chacun des pixels « purs » Sentinel 2 (moyennes par bandes), puis les valeurs ont été moyennées par bande et par classe.
- Pour la méthode « C », les pixels de l'image MS Drone précédente ont été sélectionnés lorsqu'ils étaient localisés dans un polygone de référence (ROI) et qu'ils ont été classés dans la même catégorie de leur ROI d'appartenance par la classification *Random Forest*. Les signatures spectrales ont été obtenues par les moyennes des valeurs par bande et par classe. Seule cette dernière méthode a permis d'extraire une signature pour la catégorie des conifères, la taille de ces éléments étant trop petite pour isoler un pixel « pur » à l'échelle de l'image Sentinel 2.

Démélange

Le mélange linéaire est décrit par l'équation : $P_{i\lambda} = \sum_{k=1}^N f_{ki} P_{k\lambda} + \varepsilon_{i\lambda}$ (Équation 1) où $P_{i\lambda}$ est la réflectance à la longueur d'onde λ au pixel i , f_{ki} l'abondance du constituant k (*endmember*) au pixel i , $P_{k\lambda}$ la réflectance du constituant k à la longueur d'onde λ ; $\varepsilon_{i\lambda}$ est le terme résiduel. Les abondances ont été estimées par une méthode à noyau linéaire sous contraintes telles que les sommes des abondances soient égales à 1 et qu'aucune abondance ne puisse être négative. Nous avons utilisé un script python créé par T.Corpetti (non publié) dans lequel les estimations sont basées sur la minimisation des écarts quadratiques entre observations et prédictions, par la fonction `scipy.optimize.minimize` et selon la méthode « *Sequential Least Squares Programming* ».

Les dix bandes spectrales de la signature extraite de l'image Sentinel 2 (méthode « A ») ont été utilisées et les six bandes spectrales communes à l'image multispectrale drone et Sentinel 2 (cf. Tableau 2) ont été prises en compte pour les démêlanges réalisés à partir des signatures extraites de l'image drone (méthodes « B » et « C »).

Beaucoup d'auteurs, particulièrement dans le domaine de la cartographie floue (« *soft land-cover mapping* »), mesurent la bonne concordance des proportions des catégories entre les données de référence et celles de la classification par l'intermédiaire du coefficient de détermination ou de corrélation (Binaghi et al., 1999). Pour juger des performances des démêlanges, nous avons calculé les coefficients de corrélations entre les abondances prédites et valeurs calculées de la carte de référence pour chacune des classes. Afin d'avoir une indication de la performance globale du démélange, la corrélation entre abondances prédites et calculées a aussi été calculée sur l'ensemble des classes, bien que les valeurs ne soient théoriquement pas indépendantes entre classes (la somme des abondances est égale à 1 pour un pixel).

Cartographies des abondances

Les abondances prédites ont été cartographiées à 2 échelles :

- A l'échelle de la zone de référence : la qualité du démélange a aussi été jugée en comparant les cartes des abondances prédites par démélange et celle de référence mais aussi, en comparant la cartographie des moyennes parcellaires des abondances prédites à la cartographie des peuplements issue des documents de gestion.
- Les abondances ont été extrapolées à l'échelle du massif forestier en appliquant le meilleur modèle de démélange aux pixels de l'ensemble des parcelles hêtres et chênes. La carte a été comparée à celle des peuplements des documents de gestions.

III - Résultats

III.1 - Construction de la carte de référence sur la zone survolée par les drones

La classification de l'image MS Drone a été réalisée à différents niveaux de résolution spatiale. A la résolution native de l'image (8cm), un jeu de près de 5,9 millions de pixels a été utilisé pour établir le modèle de classification (utilisés pour moitié en entraînement et pour moitié en validation). La catégorie « Conifère » présentait l'effectif le plus faible, avec 19 739 pixels (Tableau 5).

L'évolution des performances de la classification selon le niveau de la résolution spatiale de l'image est présentée dans la Figure 4. Les quatre variables de performance ont des valeurs qui augmentent lorsque la résolution est dégradée de 0,08 m à 0,40 m. Au-delà, les performances restent stables jusqu'à 0,96 m, puis diminuent. La valeur du *Kappa* est de 0,83 à la résolution de 0,40 m (Figure 4), indiquant un bon niveau de performance du modèle de classification (*Kappa* > 0,8). Les paramètres *Recall* et *Accuracy* sont respectivement de 0,82 et 0,92, valeurs relativement équilibrées, indiquant des capacités du même ordre, à la fois pour détecter et que pour être exacte. Par rapport à la résolution native (0,08m), la résolution de 0,40 m augmente les valeurs de 0,03 et 0,04 respectivement du *Recall* et de l'*Accuracy*.

Tableau 5 : Effectifs en pixels utilisés pour établir le modèle de classification (total du jeu d'entraînement et du jeu de validation)

	Classification à la résolution de 0.08 m (native)	Classification à la résolution de 0.40 m
HET- Hêtre	3 755 972	150 172
CHX - Chênes	1 876 145	75 024
CONIFERE	19 739	787
AUTRES – Clairière ...	221 886	8 864
<i>Total</i>	5 873 742	234 857

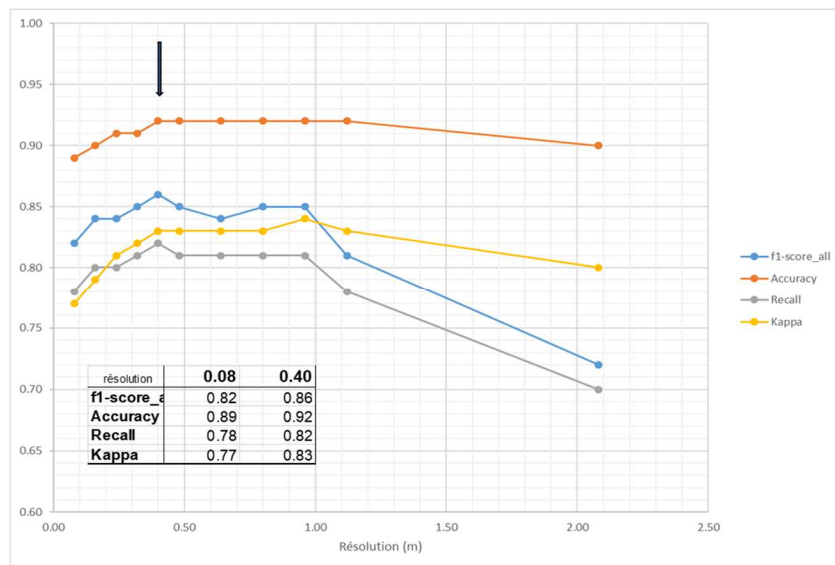


Figure 4 : évolution des 4 variables de performance de la classification selon le niveau de la résolution spatiale de l'image.

Dans la suite de notre étude, l'alignement des pixels de la carte de référence aux pixels de l'image Sentinel 2 sera d'autant meilleur que les premiers seront de taille réduite. Aussi, nous avons retenu la résolution de 0,40m pour construire la carte de la classification de référence car elle correspond à la plus petite taille des pixels donnant les meilleurs résultats.

Les performances pour chacune des catégories sont présentées dans les matrices de confusion (Figure 5).

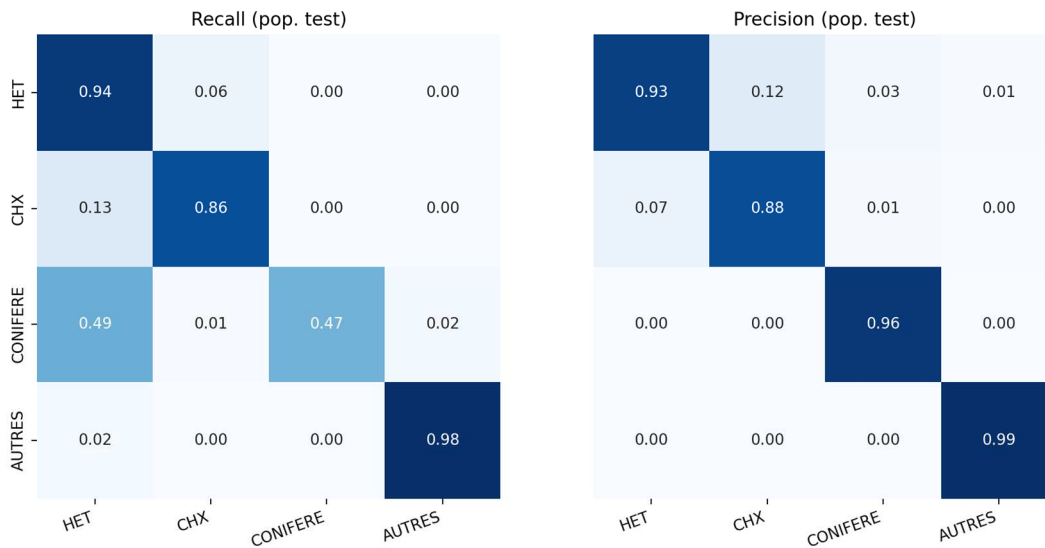


Figure 5: Matrices de confusion de la classification obtenue à la résolution spatiale de 0.40 m (proportion des effectifs de chaque catégorie)

Les pixels « hêtre » sont très bien détectés et avec précision (*recall* et *precision* respectivement de 0,94 et 0,93). Les pixels « chêne » le sont un peu moins (*recall* et *precision* respectivement de 0,86 et 0,88). 13% des pixels de chêne sont détectés dans la catégorie « hêtre » alors que 6% des pixels de hêtre le sont dans la catégorie « chêne ». Au niveau de la carte des valeurs prédites (Figure 6), cela se traduit par un chatoiement plus prononcé des pixels de la catégorie « hêtre » dans des polygones de chênes que l'inverse. Nous avons observé que ce chatoiement était plus présent dans la carte obtenue à la résolution native (résultat non montré), et qu'il y a ainsi un effet d'atténuation par la dégradation de la résolution spatiale.

Les pixels de conifères sont difficilement détectés (*recall* de 0,47) et sont le plus souvent confondus avec la catégorie « hêtre » (49% des cas). Les quelques pixels de conifères détectés, correspondent effectivement à ce groupe d'essences (*precision* de 0,96). Cela peut s'expliquer par le peu d'arbres de ces essences que nous avons utilisé dans l'estimation de notre modèle de classification. De plus, si on prend le cas typique des épicéas, les branches principales forment une sorte d'étoile vue de dessus, induisant une grande diversité des pixels contenus dans les polygones entourant la zone des houppiers de cette catégorie.

Les pixels des éléments dans les clairières sont très bien détectés et précisément (*recall* et *precision* respectivement de 0,98 et 0,99).

La carte ainsi obtenue de la zone survolée par les drones (Figure 6, page suivante) est très cohérente avec la carte des peuplements des documents de gestion (Figure 3c). On identifie particulièrement bien les parcelles au nord peuplées en hêtre quasi-pur et les parcelles riches en chêne à l'ouest. Elle précise la localisation des zones de transition entre essences et les différents niveaux de mélange des deux essences au centre et au sud-ouest de la zone. De plus, elle apporte des nouveaux éléments, tels par les « tâches » de pixels classés « chênes » présentes au sein de la grande zone au nord, peuplée en hêtre, lesquelles sont susceptibles de correspondre à des chênes isolés. Cette carte donne aussi une vision des clairières et des trouées sur l'ensemble de la zone.

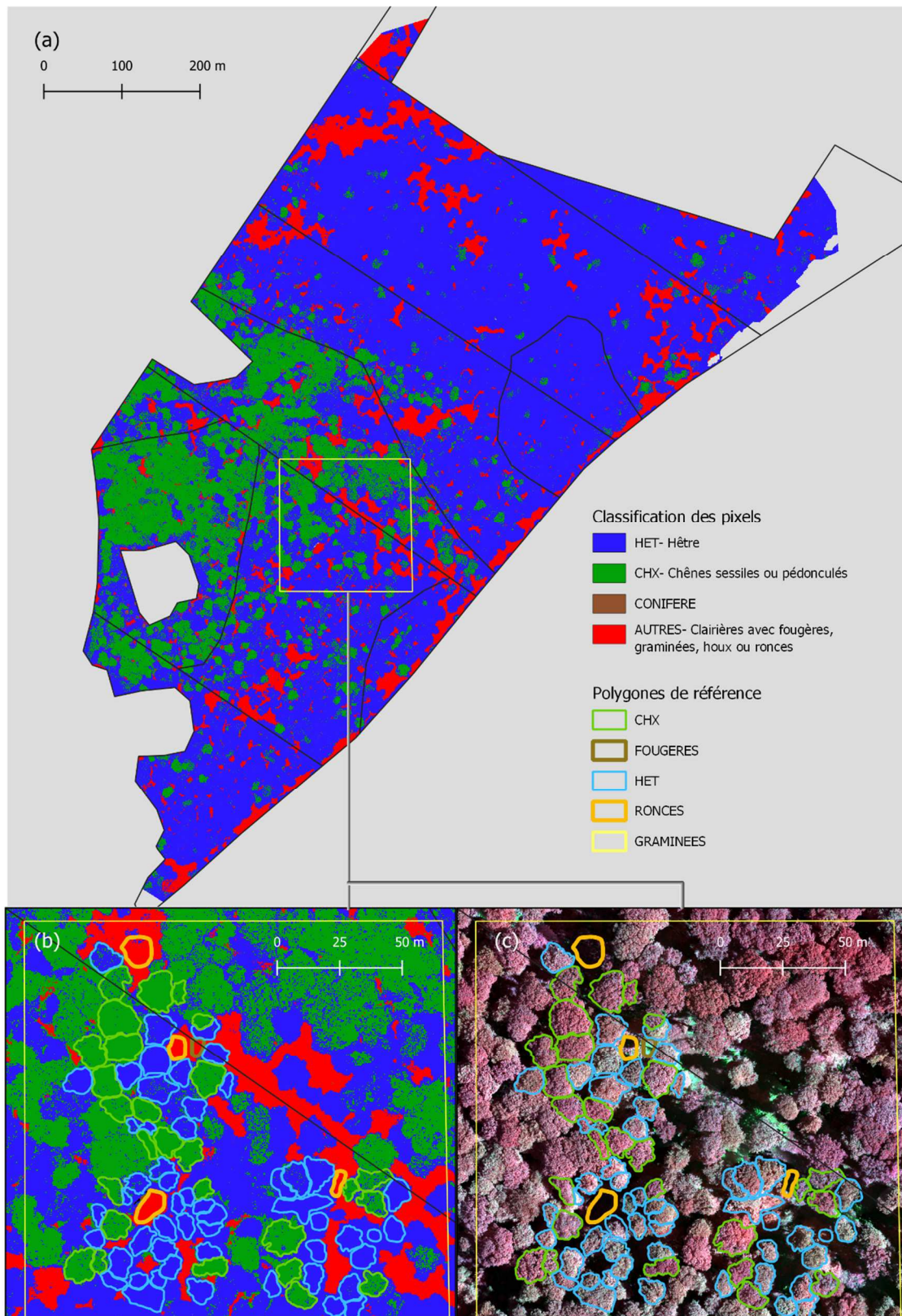


Figure 6 : (a)-Carte de la classification Random Forest obtenue à la résolution spatiale de 0,40 m; (b) zoom sur une zone avec représentation des polygones de référence; (c) - Même zone présentée selon la composition colorée NIR-R-V de l'image multispectrale drone.

L'importance des variables dans le modèle de classification est présentée dans le Tableau 6. La variable de hauteur de la canopée (MNHC) est la plus importante. Son introduction dans le modèle s'est traduite par une nette amélioration des performances au niveau des clairières, avec moins de pixels de type « hêtre » ou « chêne » détectés dans ces zones (résultat non montré). La variable booléenne, StrateSup, a un rôle nettement moindre. Les indices de végétation NDVI et LCCIm interviennent en second ordre. Les variables de texture ont une importance uniquement dans la classification à la résolution native mais ont un rôle faible à la résolution de 0,4m. On peut aussi noter que le niveau d'importance des bandes spectrales est faible, la première bande est en position 10 pour la classification à la résolution native (Vert, 531 nm) et en position 15 (rouge, 668nm) à la résolution de 0,40 m.

Tableau 6 : Importance des variables (Imp) dans la classification selon les deux résolutions spatiales (Les préfixes des noms des variables rappellent leur nature : « Sp » pour les bandes spectrales, « IV » pour les indices de végétation et « Tx » pour les indices de texture).

Résolution 0.08m			Résolution 0.40 cm		
rang	variable	Imp	rang	variable	Imp
1	MNHC	27.2%	1	MNHC	20.4%
			2	IV-NDVI	18.5%
2	IV-NDVI	13.4%	3	IV-LCCIm	12.5%
3	IV-LCCIm	5.6%	4	IV-GNDVI	7.8%
4	Tx-B5VaW21	4.8%	5	IV-SRNIRRE2	4.7%
5	IV-SRNIRRE2	4.1%	6	StrateSup	4.0%
6	StrateSup	3.7%			
7	IV-GNDVI	3.2%			
8	Tx-B1VaW21	3.0%	7	IV-SRBRE2	2.9%
9	Tx-B4VaW21	3.0%	8	IV-CGI	2.6%
10	Sp-G531	2.6%			
11	Tx-B2VaW21	2.4%			
12	IV-SRBRE1	2.3%	9	IV-SRBRE1	2.4%
13	IV-SRBRE2	2.0%	10	IV-RENDVI	2.0%
14	Tx-B5VaW7	1.9%	11	Tx-B1VaW21	1.8%
15	Sp-CB444	1.8%	12	Tx-B5VaW21	1.8%
16	IV-CGI	1.7%	13	IV-SRNIRRE1	1.7%
17	Sp-R650	1.7%	14	Tx-B4VaW21	1.5%
18	Sp-G560	1.7%	15	Sp-R668	1.4%
19	Tx-B1VaW7	1.4%	16	Tx-B2VaW21	1.3%
20	Tx-B4VaW7	1.4%	17	Sp-G531	1.2%
21	Sp-RE740	1.4%	18	Tx-B4VaW7	1.1%
22	Sp-B475	1.3%	19	Sp-CB444	1.1%
23	Tx-B2VaW7	1.3%	20	Tx-B5VaW7	1.1%
24	Sp-RE717	1.3%	21	Sp-R650	1.1%

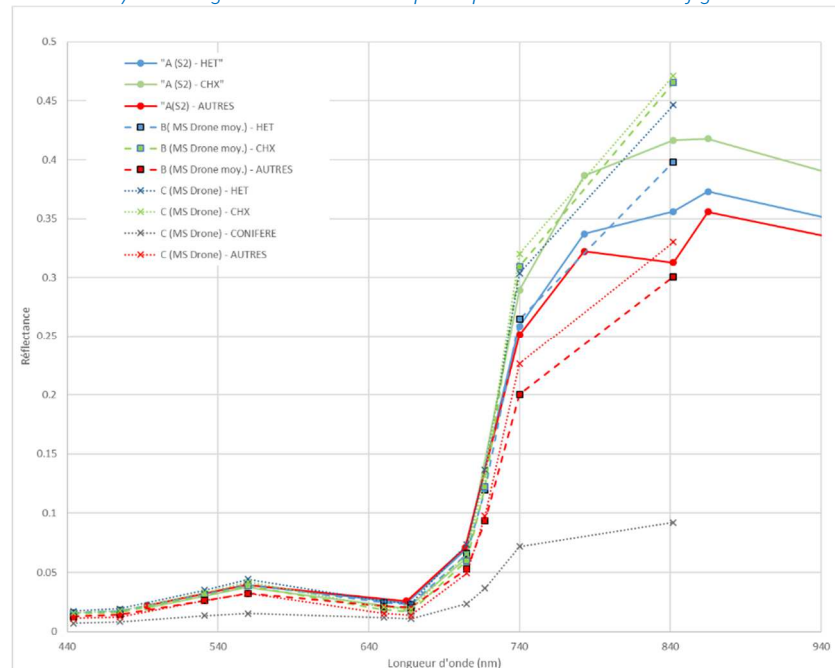
III.2 - Extractions des signatures spectrales

Notre approche a été d'extraire les signatures spectrales directement à partir des pixels de l'image Sentinel 2 (méthode « A ») ou de l'image drone (méthodes « B » et « C ») en considérant que certains des pixels correspondaient aux éléments 'purs' (endmembers) que nous cherchions à cartographier.

Les signatures obtenues sont présentées dans la Figure 7.

Les spectres des catégories « hêtre » et « chêne » sont bien différenciés au niveau des longueurs d'onde « Red-edge 2 » (740 nm) et « NIR » (840 nm) lorsqu'ils ont comme origine les pixels de l'image Sentinel 2 (méthode « A ») ou l'agrégation des pixels de l'image multispectrale drone (MS Drone) selon la méthode « B ». Les réflectances de la catégorie « chêne » sont supérieures à celles « hêtre ». Les écarts entre ces deux catégories sont réduits lorsque les valeurs sont directement extraites des pixels de l'image MS Drone (méthode « C »).

Figure 7 : Signatures spectrales extraites selon les trois méthodes (A, B, ou C) à partir de l'image Sentinel 2 (S2) ou multispectrale drone (MS Drone) et pour les 4 éléments cartographiés : Hêtre (HET), les chênes (CHX), les éléments en clairière (AUTRES) et les conifères (CONIFERE). Les valeurs aux longueurs d'ondes des infra-rouge moyens (1614 et 2202 nm) de l'image Sentinel 2 ne sont pas représentées dans cette figure.



Les valeurs des spectres de la catégorie « AUTRES » sont plus faibles que celles des deux premières catégories, sauf pour celles de l'image Sentinel 2 où les valeurs sont presque confondues avec celles de la catégorie « hêtre ». Le spectre obtenu pour la catégorie « Conifères » a des valeurs anormalement faibles pour des végétaux.

III.3 - Estimations des abondances des essences et cartographie

A l'échelle de la zone de référence (survolée par les drones)

Les démélages linéaires ont été réalisés avec chacune des trois méthodes d'extraction des signatures spectrales. Ils présentent tous des performances faibles en les jugeant par les coefficients de corrélation globale (Tableau 7). Les plus fortes valeurs sont obtenues à partir des signatures extraites de l'image Sentinel 2 (méthode « A », r globale = 0,32). La catégorie « chêne » est la mieux prédite ($r=0,65$) suivie des catégories « hêtre » et « autres » ($r=0,40$). Les corrélations sont du même ordre avec la méthode « B ». Les abondances des catégories « hêtre », « conifères » et « autres » ne sont pas prédites avec la méthode « C » (r nulles) alors que la corrélation pour la catégorie « chêne » reste de même ordre que celles obtenues avec les deux premières méthodes. Dans la suite de cette étude, nous avons concentré nos analyses sur les résultats obtenus avec la première méthode. Les cartes des abondances prédites sont présentées dans la Figure 8, celles correspondantes aux deux autres méthodes d'extraction sont dans l'Annexe 4.

Tableau 7 : corrélations des abondances entre valeurs prédites par démélange et valeurs calculées à partir de la carte de référence pour chacune des catégories puis globalement sur l'ensemble des couples de données.

Méthode d'extraction des signatures spectrales	HETRE	CHENE	CONIFERES	AUTRES	globale
A – Valeurs moyennes des pixels « purs » de l'image Sentinel 2	0.39	0.65	-	0.40	0.32
B – Moyennes des valeurs MS Drone agrégées au niveaux des pixels « purs » Sentinel 2	0.38	0.69	-	0.29	0.26
C – Moyennes des valeurs MS Drone extraites selon les polygones de référence et la carte de référence	0.01	0.64	-0.02	0.04	0.16

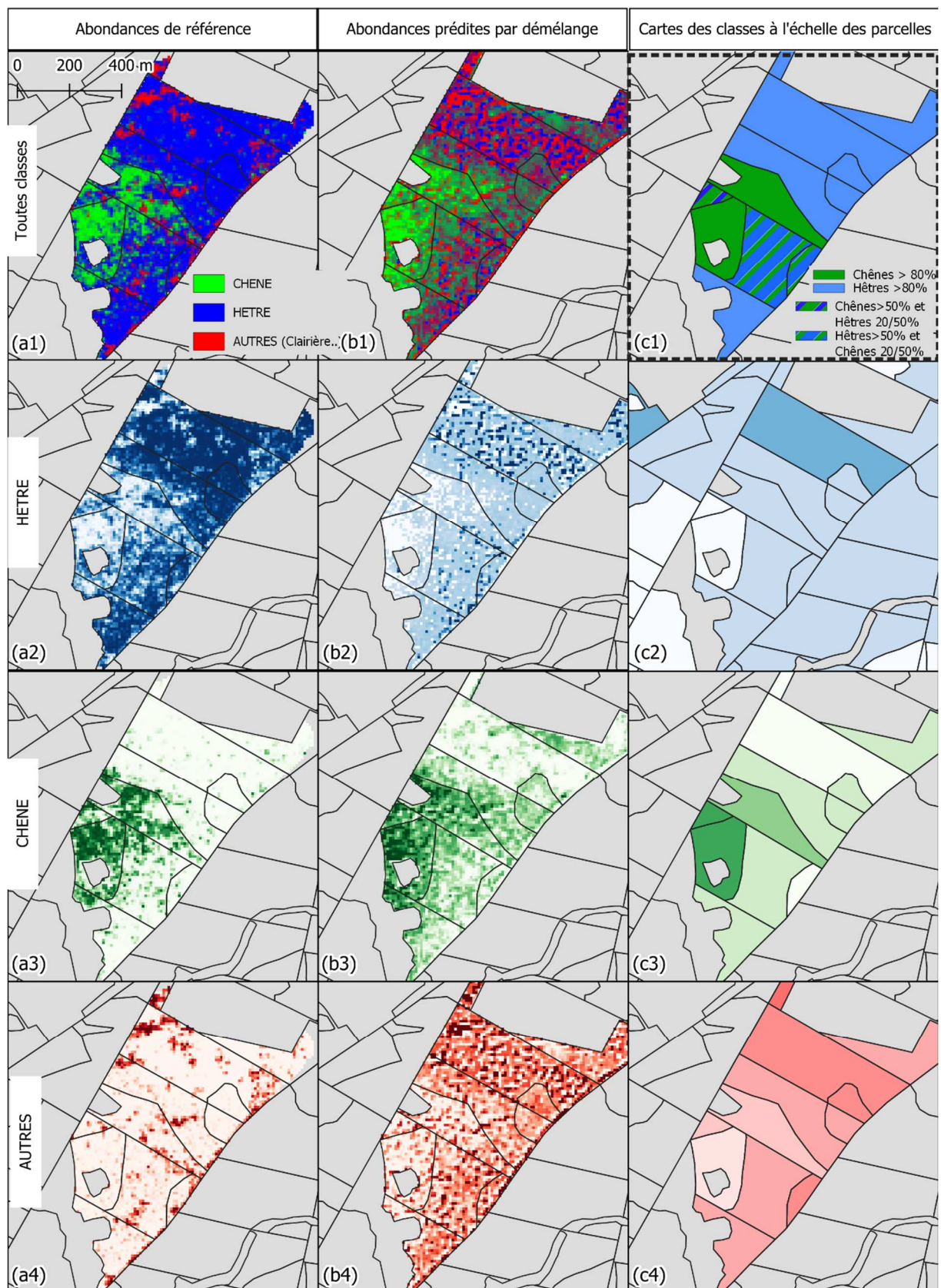


Figure 8 : Cartographie des résultats de démélange (méthode « A », sous-figures b1-b4) sur la zone survolée par drone , comparaison à la carte de référence (sous-figures a1-a4) et aux cartes des classes établies à l'échelle des parcelles (sous-figures c1-c4). Compositions colorées des abondances des trois classes (a1 et b1) et cartographies des abondances de chacune des classes (a2-a4 et b2-b4). Carte des essences à l'échelle des parcelles selon les documents de gestion (c1) et cartes des moyennes parcellaires des abondances prédites pour chacune des classes (c2-c4).

L'analyse visuelle des cartes des abondances prédites (Figure 8) révèle bien plus d'éléments que le faible niveau des corrélations pouvait suggérer :

- La carte représentant les trois abondances combinées a des similitudes avec celle de référence (respectivement sous-figures b1 et a1). On distingue la partie centrale plus riche, voire dominée par la présence de chênes, et un ensemble orienté nord-est-sud, présentant certes un mélange dense des fortes valeurs d'abondances « hêtre » et « autres », mais recouvrant bien les surfaces peuplées majoritairement de hêtres selon la carte de référence. Les zones aux abondances prédites plus équilibrées (de couleur vert foncé ou marron dans la figure) sont localisées entre ces deux premiers grands ensembles.
- En accord avec le niveau de la corrélation précédemment calculée, la cohérence entre les deux types de cartes est la plus forte pour les abondances du chêne (sous-figure b3 et a3). La zone riche en chêne est bien visible à l'ouest ainsi qu'un gradient d'abondance selon la direction nord-est. Les trois parcelles majoritairement peuplées en chêne selon les documents de gestion présentent bien les plus fortes moyennes parcellaires des abondances prédites (respectivement sous-figures c1 et c3). Toutefois, la présence de chêne est prédite, avec des niveaux d'abondances faibles, sur des surfaces plus larges que ne le décrit la carte de référence (zones au nord-est et sud).
- Les plus fortes valeurs d'abondances prédites pour le hêtre, sont localisées dans les zones où cette essence est la plus fréquente selon la carte de référence (zones nord et sud-est, cf. sous-figures b2 et a2). La présence de hêtre est globalement prédite sur les mêmes zones que celles de la carte de référence, mais avec des valeurs d'abondance nettement inférieures. Aussi, la carte des moyennes parcellaires des abondances prédites (sous-figure c2) ne correspond pas entièrement à la carte de peuplement des documents de gestion (sous-figure c1).
- Les principales clairières identifiées dans la carte de référence sont visibles dans la carte des abondances prédites de la catégorie « autres » (sous-figures a4-b4). Toutefois, la répartition de l'abondance prédite de cette catégorie est largement surévaluée.
- Les peuplements de hêtre correspondent davantage à la somme des abondances prédites des catégories « hêtre » et « autres » qu'à la seule abondance de la catégorie ad-hoc, les cartes d'abondances prédites étant assez semblables (sous-figures b3-b4). On peut aussi noter qu'une telle association n'est pas présente dans les zones peuplées en chêne.

Trois éléments essentiels ressortent de cette analyse :

- La signature spectrale extraite de la catégorie « chêne » est efficace pour détecter cette essence mais surévalue les abondances dans des zones où le chêne est peu présent, voire absent.
- La signature extraite de la catégorie « hêtre » est insuffisante pour identifier l'essence. Quant à la signature de la catégorie « autres », établie à partir des contenus des clairières et des troués, elle contient des caractéristiques qui sont aussi présentes dans des peuplements de hêtres. Il est intéressant de rappeler ici que les deux signatures sont assez proches (Figure 7).
- Du point de vue de la décomposition spectrale, un peuplement de hêtres apparaît plus complexe qu'un peuplement de chênes. Il aurait été intéressant d'approfondir ce résultat en cherchant à mieux décrire cette complexité. Faute de temps, nous n'avons pas identifié de méthode pour cela et pu la mettre en œuvre.

Le démélange à partir des spectres extraits des pixels agrégés de l'image MS Drone (« méthode « B ») donne des résultats similaires à la méthode précédente en terme de corrélation (Tableau 7). Les cartes sont semblables, si ce n'est que les différences de nuances dans les compositions colorées semblent mieux mettre en évidence les zones quasi-pures en essence par rapport aux zones mélangées (figures dans l'Annexe 5).

Extrapolation des abondances à l'échelle du massif forestier

Le modèle de démixage précédemment estimé sur la zone de référence a été appliqué à l'ensemble des pixels de l'image Sentinel 2. La carte des prédictions a été comparée à la carte des peuplements issue des documents de gestion (Figure 9).

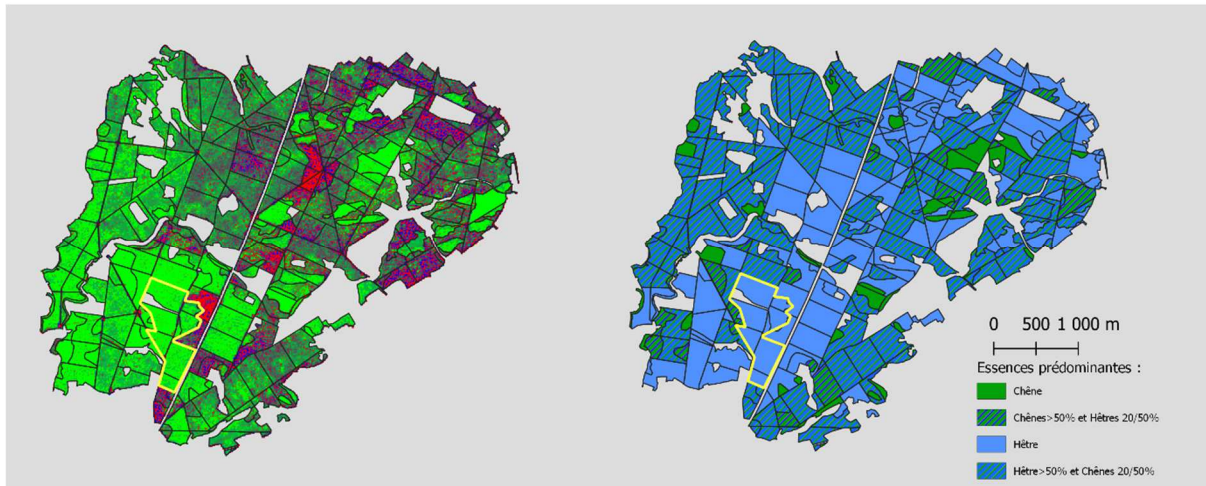


Figure 9: A gauche : Carte des abondances prédites sur l'ensemble du massif (composition colorée rouge : catégorie "autres"; vert = "chêne"; bleu="hêtre"); A droite : carte des essences prédominantes selon les documents de gestion forestière. Un exemple d'incohérence entre les deux cartes est mis en évidence dans le cas du groupe des parcelles entourées d'un trait jaune.

Les deux cartes sont cohérentes pour les éléments suivants :

- Les parcelles décrites en chêne « pur » dans les documents de gestion sont généralement bien prédites avec des niveaux élevés d'abondances et homogènes au sein des parcelles.
- Les parcelles présentant un mélange d'abondances prédites de type « hêtre » et « autres » correspondent bien à des peuplements « purs » de hêtres ou « majoritaires » (supérieur à 50%) de hêtres dans le document de gestion.
- Les parcelles dont dans la catégorie « autres » (parcelles rouges) correspondent réellement à des zones dégagées, connues comme zones de semis, de plantations ou à faible densité d'arbres.

Toutefois, dans cette carte à l'échelle du massif, les abondances prédites de la catégorie « chêne » sont largement surestimées, voir totalement erronées, aboutissant à une vision d'une forêt peuplée majoritairement par le chêne, alors que le hêtre est en réalité l'essence prédominante. Certains peuplements purs de hêtres (selon les documents de gestion), sont prédits essentiellement en chêne, tels ceux spécifiquement soulignés dans la Figure 9.

La surestimation des abondance de la catégorie « chêne » dans des parcelles mentionnées en hêtre « pur », vue précédemment, est étroitement liée au diamètre moyen des bois (Figure 10). Les peuplements de hêtres les moins développés sont systématiquement prédits comme des peuplements de chênes. L'effet est particulièrement sensible pour des diamètres inférieurs à 40 cm, regroupant plusieurs catégories non présentes dans la zone survolée par les drones, sur laquelle a été calibré le modèle de démelange.

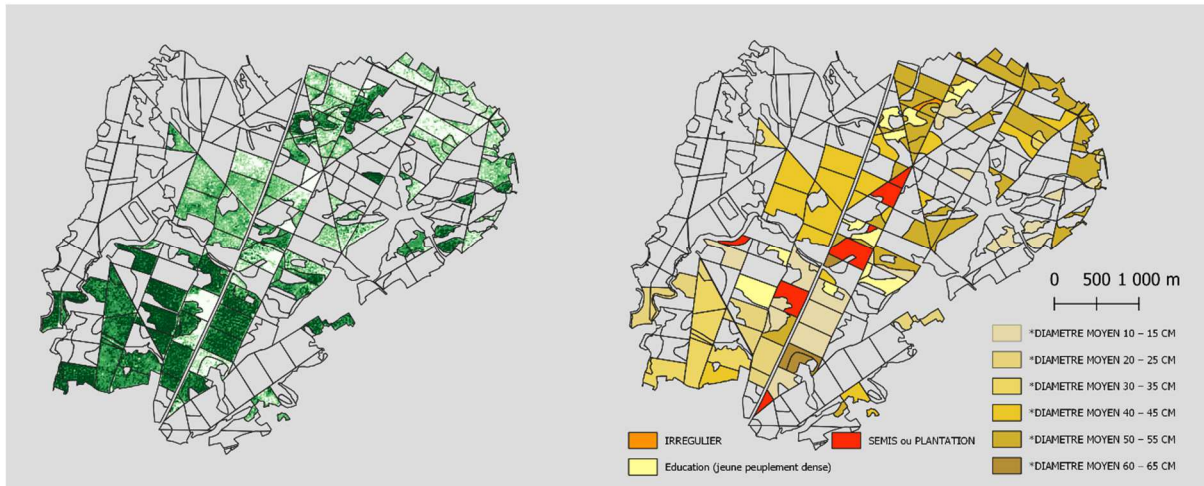


Figure 10: Prédiction des abondances de la catégorie « chêne » et classes des diamètres des bois. Les cartes ne représentent que les parcelles mentionnées en hêtre « pur » dans les documents de gestion. A gauche : abondances prédites de la catégorie « chêne » ; A droite : classes des diamètres des bois mentionnées dans les documents de gestion.

La signature de la catégorie « chêne » permet de bien détecter les chênes comme cela a été vu dans le paragraphe précédent. Néanmoins, elle produit aussi de nombreux faux positifs en lien avec le diamètre des bois. Le développement des arbres est ainsi un facteur supplémentaire qui complexifie la caractérisation des essences dans les peuplements.

IV - Discussion - Perspectives

IV.1 - Une carte à très haute résolution des peuplements utile pour la gestion forestière

A partir des données acquises par drone, nous avons pu produire une carte à très haute résolution spatiale des essences, des clairières et des trouées sur une surface d'une cinquantaine d'hectares. Si elle a été initialement conçue dans notre étude pour servir la démarche de démixage spectral, il n'en reste pas moins que ce type de carte est directement utile lors de certaines phases de programmation d'actions de la gestion forestière, notamment pour la délimitation des zones en unités homogènes de gestion. Toutefois, elle ne peut être mobilisée que pour des phases les plus stratégiques au vu des surfaces prospectées. Ainsi, « l'aménagiste »⁵ souhaitant favoriser les peuplements de chênes peut s'appuyer sur notre carte pour identifier précisément les zones de transition avec les peuplements de hêtres, formant ainsi des fronts potentiels d'expansion. De plus, il pourra valoriser les chênes isolés qui ont été détectés dans la grande zone peuplée très majoritairement de hêtres, comme émetteurs potentiels de semences, créant ainsi des nouveaux foyers de régénération de l'essence dans ces parcelles. Les trouées et les clairières sont favorables au développement des graminées du genre *Molinia* (Molinie) et de la fougère aigle (*Pteridium aquilinum* L.), facteurs contraignant dans la forêt de Fougères pour obtenir une régénération satisfaisante en empêchant le développement des jeunes plants d'arbre (ONF, 2022). Notre carte permet de localiser et de quantifier de façon exhaustive les surfaces de ces zones afin de mieux planifier les opérations coûteuses de régénération spécifiques à ces situations (décaissement de placettes et plantations).

IV.2 - Indices et résolution spatiale de l'image pertinents pour la classification

La hauteur de la canopée (MNHC) est la première variable d'importance dans le processus de classification. Nous l'avons introduite dans l'analyse pour mieux discriminer les trouées et les clairières, et réduire la confusion avec des pixels classés en « hêtre » et « chêne ». Au second rang, en terme d'importance, un groupe indices de végétation calculés selon une différence et/ou un rapport entre les bandes spectrales NIR et/ou Red-Edge (NDVI, LCCIm, GNDVI, SNIRRE2, Tableau 6). Jean Philippe et Pichelin (2023) ont identifié en première importance la bande SWIR2 (absente de l'image drone exploitée ici) et un indice calculé à partir de cette bande, et en seconde importance, l'indice LCCI. Les indices traduisant l'amplitude du *Red-Edge* et sa pente sont donc primordiaux pour discriminer les deux essences par classification. Un capteur idéal pour une telle application aurait donc les bandes *RED*, *Red-Edge2* (ou *Red_Edge 3*), *NIR* et *SWIR2*.

La performance de la classification évolue avec la résolution spatiale des données d'entrée. Elle a été inférieure pour l'image à la résolution native de 8 cm et maximale sur des images aux pixels agrégés, dont les résolutions étaient entre 40 cm et 96 cm. Cela correspond à environ 5 et 10% du diamètre d'un houppier. Nous n'avons pas trouvé de références relatives au domaine forestier et à une telle gamme de résolution. Pour une gamme de variation entre 1,8cm et 5,9 cm et dans un contexte naturel différent, Chen et al. (2023) observent que réduire la résolution permet d'adoucir certains détails (ombre, trous) ayant un effet négatif sur la qualité de la classification. La résolution optimale dépend toutefois de la nature des objets, les auteurs ayant observé les meilleures discriminations à des résolutions différentes selon le couple des espèces végétales comparées. La résolution optimale correspond à la situation où la variance intra-classe est minimale et la variance inter-classe, maximale. La réduction de la résolution est donc bénéfique pour la qualité de la

⁵ « L'aménagement forestier désigne la démarche la plus importante de la gestion forestière : l'ensemble des analyses, puis des synthèses et des choix qui, périodiquement, organisent les actions à conduire sur le domaine [forestier] géré afin de les rendre cohérentes et efficaces » (Dubourdiou, 1997)

classification en simplifiant l'image. Elle réduit aussi le niveau des ressources informatiques nécessaire aux traitements. Mais il est difficile de définir a priori, quelle doit être l'intensité de la réduction. La question de la résolution lors de la phase de l'acquisition des images pourra aussi faire l'objet d'une analyse dans un autre travail. Elle doit prendre en considération des caractéristiques techniques du capteur et des contraintes réglementaires de hauteur de vol mais intégrer aussi, l'effet de la résolution sur la qualité des traitements de photogrammétrie.

IV.3 - Synergie des données drones et satellitaires pour la cartographie des essences forestières : apports et limites

Nous avons conduit une démarche de démélange sur une partie de la forêt puis extrapolé l'application du modèle à l'ensemble du massif. Nos résultats sont relativement concordants avec les éléments de références sur la zone ayant servi à la calibration du modèle. Nous avons pu recouvrir les grandes zones peuplées en chêne ou en hêtre sur l'ensemble du massif lorsque les peuplements étaient aux mêmes stades de développement que sur la zone de calibration. Les estimations d'abondance sont toutefois peu précises, particulièrement pour le hêtre. De plus, les peuplements des plus jeunes hêtres sont confondus avec des chênes dans l'extrapolation à l'ensemble du massif. Le niveau de précision est insuffisant dans l'état actuel pour l'activité forestière. Pourtant, Alvarez-Vanhard et al. (2020) montrent qu'une telle approche est performante pour cartographier un habitat complexe tel une zone humide, ce qui permet d'envisager des pistes d'amélioration.

IV.3.1 - Qualité de l'extraction des signatures spectrales.

Notre hypothèse initiale était que l'information apportée par l'image à très fine résolution du drone, nous permettrait d'extraire directement les signatures spectrales d'éléments purs, soit à partir des pixels Sentinel 2, soit de ceux de l'image multispectrale drone. Dans une première étape, les pixels « purs » de chacune des classes ont été isolés à l'échelle de l'image satellitaire sur la base de la cartographie à très fine résolution de l'image drone. Or, il existe une variabilité spectrale des pixels au sein d'une même classe que nous n'avons pas pris en compte. Ainsi les coefficients de variation (CV) associés aux valeurs des signatures spectrales pour les classes « hêtre » et « chêne » sont de l'ordre de 7% dans le cas de la méthode « A », de l'ordre de 16% dans le cas de méthode « B » et 35% dans le cas de la méthode « C » (Annexe 6). Pour la catégorie des éléments en clairière (« Autres »), hétérogène par construction, les CV sont logiquement supérieurs, respectivement de 21%, 55% et 73% selon la méthode d'extraction des spectres. Avec les deux premières méthodes d'extraction, les signatures de la catégorie « autres » sont toujours plus proches de celles de la catégorie « hêtre » que de la catégorie « chêne » (Figure 7). On peut donc penser que la confusion constatée dans les prédictions du démélange entre les abondances des hêtres et les éléments « autres » est liée à la proximité des deux signatures et de la variabilité intra-signature.

Dans notre étude, nous avons utilisé une simple moyenne comme fonction d'agrégation pour calculer les signatures. Elle s'avère insuffisante. La méthode «MESMA- Multiple Endmember Spectral Mixing Analysis » (Roberts et al., 1998) permet d'isoler des constituants purs en prenant en compte une telle variabilité. Elle a été employée dans l'étude de Alvarez-Vanhard et al. (2020) et l'étude de Fernández-García et al. (2021), autre cas d'application à un habitat naturel complexe. Elle est implémentée dans un plugin QGIS⁶ qui malheureusement n'est plus maintenu et qui n'a pas fonctionné dans notre cas, même en réinstallant l'ancienne version QGIS 3.10 recommandée.

⁶ <https://mesma.readthedocs.io/en/latest/index.html>, consulté le 10/07/2023

IV.3.2 - Effet de l'état de développement du peuplement sur la signature spectrale

Dans nos résultats, les hêtres sont prédits en chêne lorsqu'on extrapole le modèle de démixage aux parcelles moins développées (essentiellement dû à l'âge du peuplement). Faute de temps, nous n'avons pas pu analyser les signatures spectrales selon ce facteur. Jean Philippe et Pichelin (2023) montrent sur le jeu élargi des données de cette même étude, un net effet de l'état du développement des arbres sur une bande spectrale (SWIR2) et sur un indice de végétation (SRNIRRE1). Pour ce dernier, les valeurs du chêne sont supérieures à celles du hêtre, l'écart reste globalement constant avec l'état de développement mais le niveau moyen augmente pour les peuplements moins développés, particulièrement ceux aux diamètres moyens inférieurs à 40 cm. Aussi la valeur de l'indice pour un hêtre « jeune » est plus proche de celle d'un chêne « mature » que d'un hêtre « mature ». Dans notre étude, nous avons établi les signatures spectrales sur des peuplements « matures ». Si l'évolution observée pour l'indice était confirmée pour les signatures spectrales, le spectre d'un pixel de hêtre « jeune » serait davantage décomposé selon la signature du chêne (« mature ») que celle du hêtre.

Pour mieux prendre en compte cet effet dans une approche de démixage, nous proposons d'évaluer l'utilisation des calculs d'angles spectraux (*Spectral Angle Mapper*, Annexe 7) plus susceptibles d'estomper un éventuel facteur d'échelle (Rebeyrol, 2021).

IV.3.3 - Intercalibration entre capteurs drone et satellitaire, influence de la structure 3D d'un peuplement forestier

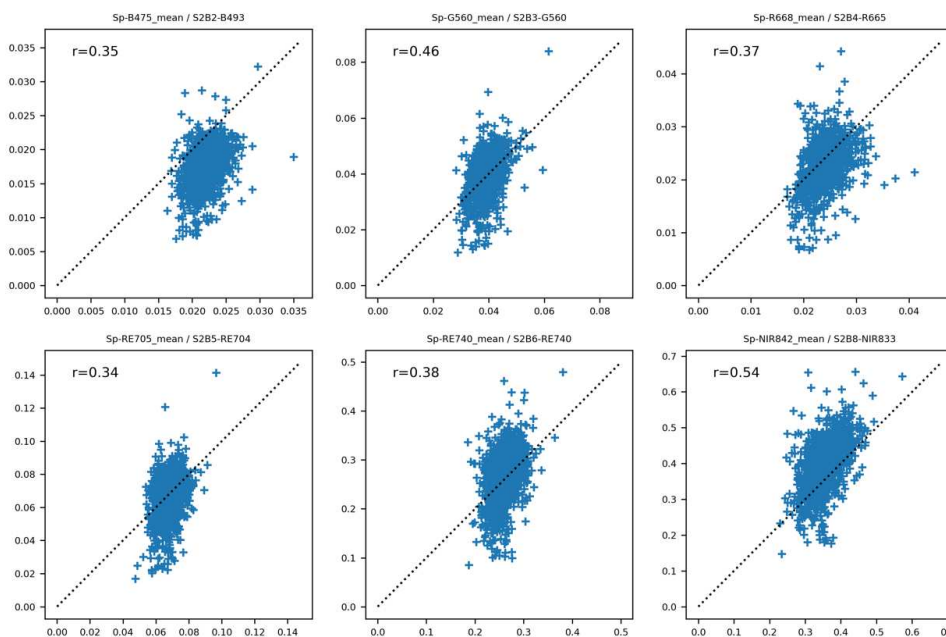


Figure 11 : Corrélations pour les couples des bandes communes aux deux images, entre les réflectances des pixels de l'image Sentinel 2 et les pixels agrégés de l'image multispectrale drone à l'échelle de ces mêmes pixels Sentinel 2. Seuls les pixels dont l'abondance était supérieure à 0.98 pour la classe "hêtre" ou "chêne" ont été pris en compte (N=1434). Les droites en pointillés correspondent aux 1^{ère} bissectrices des graphes.

Les meilleurs résultats de démixage ont été obtenus par l'extraction des signatures à partir des pixels Sentinel 2 (méthode « A »), puis des valeurs des pixels agrégés de l'image multispectrale (méthode « B »). Le démixage à partir des spectres extraits directement de l'image drone donne les résultats les moins pertinents alors que la très fine résolution pouvait faciliter l'extraction des spectres purs selon Alvarez-Vanhard et al. (2020). Les mêmes auteurs montrent que la qualité de l'intercalibration des données est cruciale pour le démixage d'image satellite lorsque les spectres des constituants (*endmembers*) proviennent d'une autre source que cette image. Les corrélations des

réflectances entre les bandes communes de l'image satellitaire et de l'image drone sont présentées dans la Figure 11. Ces corrélations sont faibles (maximum $r=0,54$). De plus, on observe que la dispersion des réflectances est nettement plus forte dans l'image drone que dans l'image Sentinel 2 (doublement des écart-types, résultats non montré) sans qu'il y ait généralement une différence pour les moyennes. Nos deux sources de données spectrales apparaissent ainsi faiblement cohérentes.

Jiang et al.(2022) ont analysé la cohérence des réflectances mesurées par le même capteur à l'origine de notre image drone (MicaSense RedEdge_MX) avec celles mesurées à partir de plusieurs satellites, dont Sentinel 2. Les coefficients de corrélation entre les valeurs des pixels drone et Sentinel2 de chacune des paires des bandes communes, étaient généralement de l'ordre de 0,90, un peu inférieur pour les bandes Red-Edge 2 et Red-Edge 3 (respectivement 0,73 et 0,60). Le niveau des corrélations bien plus faible que nous obtenons, interroge en premier lieu, la qualité des traitements du signal de nos données sources et leurs conditions d'acquisition.

Les données des deux images ont fait l'objet de corrections radiométriques selon des procédures connues et standardisées (cf. matériel et méthode), la coregistration spatiale de l'image Sentinel 2 a été spécifiquement contrôlée (Jean Philippe et Pichelin, 2023) et nous avons vérifié notre méthode d'alignement lors de l'agrégation des pixels de l'image multispectrale drone à la dimension de ceux de l'image Sentinel 2. Cela exclut un défaut lors de l'une de ces étapes qui puisse être à l'origine du manque de concordance spectrale. D'autre part, le manque de concordance n'est certainement pas dû à l'absence d'une adaptation aux domaines spectraux des capteurs car une faible corrélation a été constatée aussi pour la bande *Red*, 560 nm, centrée sur la même longueur d'onde et ayant la même largeur dans les deux sources de données.

Les prises de vue de ces deux images ont été réalisées à des horaires décalés lors d'une matinée sans nuages. L'élévation du soleil était de 47° et 62° respectivement pour l'image drone et pour celle satellitaire. Avec des arbres dont la hauteur est de l'ordre de 30 m, le mouvement des ombres portées est alors de 6,5m au niveau du sol, soit les 2/3 de la dimension d'un pixel Sentinel 2 ou celle d'un houppier. Les conditions d'éclairage de certains pixels de l'image Sentinel 2 et des pixels agrégés correspondants de l'image drone ont donc été notablement différentes.

L'ombrage des végétaux modifie leur spectre de réflectance : il y a à la fois une diminution de la réflectance moyenne mais aussi une modification de la forme du spectre (Zhang et al., 2015 ; Figure 12.a). La première conséquence est qu'il ne peut pas y avoir une bonne concordance des valeurs de réflectance entre les deux sources de données lorsqu'on ne maîtrise pas les effets d'ombrage. De plus, ces effets d'ombrage peuvent avoir des incidences sur les résultats des processus de classification selon l'équation mise en œuvre pour combiner les réflectances des différentes bandes spectrales. Ainsi, on peut observer dans la Figure

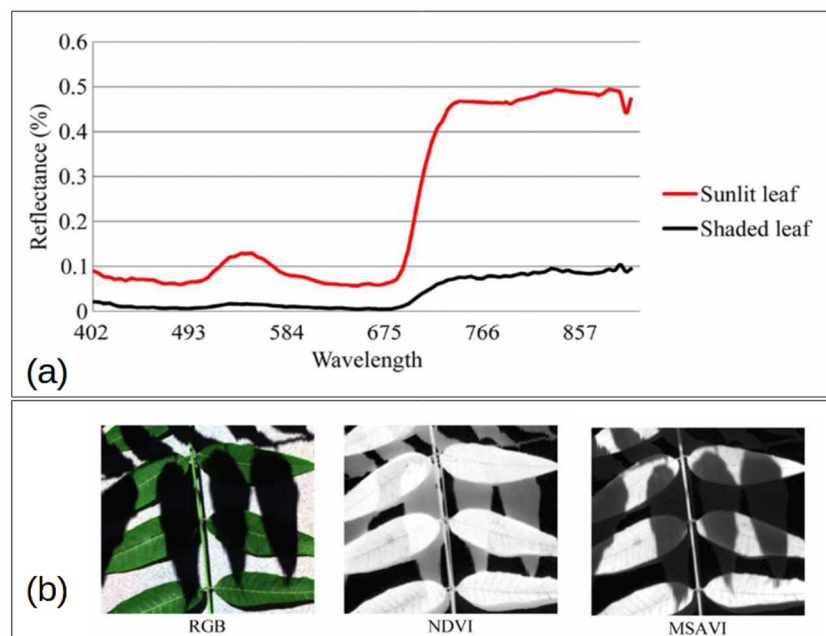


Figure 12 : figures extraites de Zhang et al.(2015). (a) Spectre de réflectance des feuilles selon l'éclairage. (b) Effet de l'ombrage sur deux indices de végétation, NDVI et MSAVI. La photo RGB à gauche permet de discerner les parties éclairées et à l'ombre des feuilles.

12.b que l'indice NDVI est peu sensible à l'ombrage, au contraire de l'indice MSAVI, les deux étant calculés à partir des deux mêmes bandes spectrales (RED et NIR) mais selon des équations différentes.

Du fait de l'importance de la dimension verticale d'un peuplement forestier et de la complexité de sa structure, les effets d'ombrage interne à la structure forestière doivent certainement être mieux pris en compte. De plus, nous avons travaillé selon un démélange linéaire, basé sur l'hypothèse que les rayonnements réfléchis des différents éléments présents dans un pixel n'interagissent pas. Or la canopée est mentionnée comme une situation où les rayonnements peuvent présenter des multiples rebonds, interagissant avec les différents éléments sous-jacents aux pixels, justifiant ainsi l'emploi d'un démélange non-linéaire (Rebeyrol, 2021). Pour ce faire, nous avons tenté d'utiliser un script python codant une estimation par noyau de la famille des « Radial Basis Function (RBF) kernel ». Là encore, nous avons été confrontés à l'impossibilité de faire exécuter correctement l'algorithme.

IV.4 - Perspectives

Des propositions ont été faites pour améliorer la qualité des résultats du démélange : extraction des signatures spectrales selon la méthode *MESMA- Multiple Endmember Spectral Mixing Analysis*, prise en compte des effets d'échelle dans les spectres (calculs des angles spectraux), démélange par un modèle non-linéaire.

Face à cette complexité, nous proposons que la poursuite de l'approche du démélange des données satellite à l'aide des données drone s'accompagne d'une analyse spécifique des interactions du rayonnement lumineux avec un peuplement forestier pour les raisons suivantes : les structures hautes génèrent des ombres portées importantes et des rebonds multiples du rayonnement, ce qui pourrait orienter le choix du modèle de démélange (linéaire et complexité d'un modèle non-linéaire) ; la canopée est une structure hétérogène, composée de différents éléments (branches, feuilles) disposés selon une certaine architecture. L'analyse des interactions peut permettre de mieux identifier des éléments physiques correspondants aux constituants conceptuels que sont les *endmembers*.

Au niveau du protocole d'acquisition drone, un vol calé sur l'heure de passage du satellite permettrait d'atténuer le manque de concordance spectrale qui a été observé entre les 2 types d'images. Ce serait toutefois une contrainte à articuler aux autres conditions de l'acquisition drone (situation météorologique, soleil au zénith ou ciel homogène nuageux, contraintes réglementaires).

L'état de développement du peuplement, essentiellement lié à son âge pour cette forêt, a un effet important sur les signatures spectrales. Une stratégie serait d'acquérir des données drone supplémentaires sur des peuplements couvrant la gamme de variation de ce développement et de calibrer les signatures sur ce facteur. Cette approche serait toutefois très consommatrice de moyens.

Jean Philippe et Pichelin (2023) ont mis en œuvre une classification sur un jeu de données comportant une vingtaine de dates. Bien qu'ils aient détecté l'effet du développement sur les signatures, la détection des peuplements de hêtres n'a pas été sensible à ce facteur. Aussi, il serait intéressant de mettre en place une approche multi-dates. Alvarez-Vanhard et al. (2020) ont exploité des couples de données satellite – drone à 4 dates pour établir une calibration de démélange à chacune des dates. Jean Philippe et Pichelin (2023) n'identifient pas un nombre limité de dates, parmi celles de la période où les arbres ont des feuilles, qui puisse être retenu pour conserver les mêmes performances. Aussi, il est difficile d'identifier aujourd'hui une stratégie qui nécessiterait de multiplier les vols de drones à différentes dates.

L'approche d'intelligence artificielle par réseau de neurones convolutifs, *CNN – Convolutional Neural Network*, apprend directement à partir des données, à établir les descripteurs utiles à

caractérisation de l'image et à entraîner automatiquement un modèle pour classifier les images. Elle est particulièrement adaptée lorsque les descripteurs sont difficiles à définir manuellement comme dans le cas de notre étude. Un réseau construit sur une architecture U-Net permet de plus, la fusion de données multi-sources, dans la dimension spatiale (R. Tavenard, cours master Telenvi 2023). Un Réseau de Neurone Récurrent permet quant à lui d'exploiter une série temporelle (Y. Soullard, cours master Telenvi 2023). Comme tout réseau de neurone, la performance est liée à la richesse et à la taille du jeu de données d'entraînement. Dans le cas de l'étude des peuplements de la forêt de Fougères, il serait intéressant d'explorer ces deux types de réseaux de neurones, voire leur association. Des jeux de données supplémentaires pourraient être mobilisés afin de mettre en œuvre une telle approche pour l'estimation des abondances des essences. Ainsi, la dimension temporelle serait assurée par des images acquises à différentes dates :

- Les images Sentinel 2 préparées par Jean Philippe et Pichelin (2023), acquises à 28 dates lors de l'année 2022 ;

- Des images multispectrales drone à trois dates supplémentaires couvrant la même zone de l'image drone que nous avons exploitée. Deux des images seront toutefois incomplètes en raison de la présence de nuages.

La dimension spatiale de la fusion sera réalisée par l'association des images satellites aux images drones. De plus, des attributs aux peuplements contenus dans les documents de gestion pourraient être intégrés comme des données à l'échelle des parcelles. Plus particulièrement, l'effet de l'état du développement des arbres sur le signal serait pris en compte à travers l'âge moyen de la parcelle. Enfin, nous avons vu l'importance du modèle numérique de surface (MNS) pour identifier les clairières. On peut penser qu'il ne soit pas nécessaire de travailler pour cela avec des données actualisées régulièrement. Aussi, la campagne nationale de mesure LIDAR actuellement réalisée par l'IGN dans le cadre du Plan de Relance, pourrait être une nouvelle source de données d'un MNS sur l'ensemble de la forêt. A défaut, un partenariat spécifiquement avec l'IGN d'accès aux archives des données sources de la BD-ORTHO permettrait de générer localement ce MNS.

V - Conclusion

Notre étude a permis d'établir une cartographie à très haute résolution des deux essences, le hêtre et le chêne, dans la situation d'un peuplement en mélange, sur une cinquantaine d'hectares de la forêt domaniale de Fougères. Ce produit et la méthodologie de classification qui a été développée peuvent être directement exploités en appui à la gestion forestière, notamment lors de la phase de terrain préalable à la rédaction du document d'aménagement. Notre objectif était de réaliser une estimation des abondances relatives des 2 essences sur l'ensemble de la forêt à la résolution des pixels de l'image Sentinel 2 (10 m). Pour cela une approche de démélange des pixels de l'image satellitaire a été entreprise sur la base de deux hypothèses simples : les constituants (*endmembers*) pouvaient être extraits directement de pixels « purs », identifiés dans l'image Sentinel 2 ou dans l'image drone à très haute résolution. Le modèle de démélange était de type linéaire, traduisant de faible interaction entre les rayonnements réfléchis. Nous obtenons des résultats concordant avec les données de références pour la zone sur laquelle le modèle a été calibré. Néanmoins, l'évaluation des abondances pour le hêtre est moins précise. Elle révèle une situation complexe, mettant en évidence l'effet de la structure forestière (ombrage interne). L'application du modèle à l'échelle du massif forestier donne des résultats cohérents pour les peuplements au même stade de développement que ceux de la zone de calibration (peuplements matures, gros arbres). Toutefois, les peuplements de hêtre à des stades plus jeunes sont prédits comme des chênes. Nous proposons des perspectives pour améliorer les performances du démélange et rendre plus opérant la synergie drone/satellite pour la cartographie des essences forestières.

BIBLIOGRAPHIE :

- Alvarez-Vanhard, E., Corpetti, T., Houet, T., 2021. UAV & satellite synergies for optical remote sensing applications: A literature review. *Sci. Remote Sens.* 3, 100019-.
<https://doi.org/10.1016/j.srs.2021.100019>
- Alvarez-Vanhard, E., Houet, T., Mony, C., Lecoq, L., Corpetti, T., 2020. Can UAVs fill the gap between in situ surveys and satellites for habitat mapping? *Remote Sens. Environ.* 243, 111780.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111780>
- Banskota, A., Kayastha, N., Falkowski, M.J., Wulder, M.A., Froese, R.E., White, J.C., 2014. Forest Monitoring Using Landsat Time Series Data: A Review. *Can. J. Remote Sens.* 40, 362–384.
<https://doi.org/10.1080/07038992.2014.987376>
- Bariou, R., 1978. Manuel de télédétection : photographies aériennes - images Radar - Thermographies - Satellites. Edition SODIPE S.A.
- Berra, E.F., Gaulton, R., 2021. Remote sensing of temperate and boreal forest phenology: A review of progress, challenges and opportunities in the intercomparison of in-situ and satellite phenological metrics. *For. Ecol. Manag.* 480, 118663.
<https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118663>
- Binaghi, E., Brivio, P.A., Ghezzi, P., Rampini, A., 1999. A fuzzy set-based accuracy assessment of soft classification. *Pattern Recognit. Lett.* 20, 935–948. [https://doi.org/10.1016/S0167-8655\(99\)00061-6](https://doi.org/10.1016/S0167-8655(99)00061-6)
- Chen, J., Chen, Z., Huang, R., You, H., Han, X., Yue, T., Zhou, G., 2023. The Effects of Spatial Resolution and Resampling on the Classification Accuracy of Wetland Vegetation Species and Ground Objects: A Study Based on High Spatial Resolution UAV Images. *Drones* 7, 61.
<https://doi.org/10.3390/drones7010061>
- Computer Core Team, 2022. Computree platform. Computree group. <https://computree.onf.fr>.
- Deur, M., Gašparović, M., Balenović, I., 2021. An evaluation of pixel-and object-based tree species classification in mixed deciduous forests using pansharpened very high spatial resolution satellite imagery. *Remote Sens. Basel Switz.* 13, 1868-. <https://doi.org/10.3390/rs13101868>
- Deur, M., Gašparović, M., Balenović, I., 2020. Tree species classification in mixed deciduous forests using very high spatial resolution satellite imagery and machine learning methods. *Remote Sens. Basel Switz.* 12, 1–18. <https://doi.org/10.3390/rs12233926>
- Dubourdiou, J., 1997. Manuel d'aménagement forestier. Technique & Documentation - Lavoisier, Paris.
- Erudel, T., 2018. Caractérisation de la biodiversité végétale en milieu montagnard et de piedmont par télédétection : apport des données aéroportées à très hautes résolutions spatiales et spectrales (Thèse de doctorat). Toulouse, ISAE.
- 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>
- Fernández-García, V., Marcos, E., Fernández-Guisuraga, J.M., Fernández-Manso, A., Quintano, C., Suárez-Seoane, S., Calvo, L., 2021. Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (MESMA) Applied to the Study of Habitat Diversity in the Fine-Grained Landscapes of the Cantabrian Mountains. *Remote Sens.* 13, 979. <https://doi.org/10.3390/rs13050979>
- Gini, R., Sona, G., Ronchetti, G., Passoni, D., Pinto, L., 2018. Improving Tree Species Classification Using UAS Multispectral Images and Texture Measures. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 7, 315.
<https://doi.org/10.3390/ijgi7080315>
- Hall-Beyer, M., 2017. GLCM Texture: A Tutorial v. 3.0 March 2017.
<https://doi.org/10.11575/PRISM/33280>
- He, Y., Yang, J., Caspersen, J., Jones, T., 2019. An operational workflow of deciduous-dominated forest species classification: Crown delineation, gap elimination, and object-based classification. *Remote Sens. Basel Switz.* 11, 2078.

- Immitzer, M., Neuwirth, M., Böck, S., Brenner, H., Vuolo, F., Atzberger, C., 2019. Optimal Input Features for Tree Species Classification in Central Europe Based on Multi-Temporal Sentinel-2 Data. *Remote Sens.* 11, 2599. <https://doi.org/10.3390/rs11222599>
- Jean Philippe, G., Pichelin, P., 2023. Suivi de la Phénologie et de l'état sanitaire des massifs de la région Grand-Ouest - Rapport de projet Pro Master 2 Telenvi 2023.
- Jiang, J., Johansen, K., Tu, Y.-H., McCabe, M.F., 2022. Multi-sensor and multi-platform consistency and interoperability between UAV, Planet CubeSat, Sentinel-2, and Landsat reflectance data. *GIScience Remote Sens.* 59, 936–958. <https://doi.org/10.1080/15481603.2022.2083791>
- Kattenborn, T., Lopatin, J., Förster, M., Braun, A.C., Fassnacht, F.E., 2019. UAV data as alternative to field sampling to map woody invasive species based on combined Sentinel-1 and Sentinel-2 data. *Remote Sens. Environ.* 227, 61–73. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.03.025>
- Lechner, A.M., Foody, G.M., Boyd, D.S., 2020. Applications in Remote Sensing to Forest Ecology and Management. *One Earth* 2, 405–412. <https://doi.org/10.1016/j.oneear.2020.05.001>
- Météo France, 2023. Fiche climatologique de la station de Fougères (35). Statistiques 1991-2020.
- Mohammadpour, P., Viegas, D.X., Viegas, C., 2022. Vegetation Mapping with Random Forest Using Sentinel 2 and GLCM Texture Feature—A Case Study for Lousã Region, Portugal. *Remote Sens.* 14, 4585. <https://doi.org/10.3390/rs14184585>
- ONF, 2022. Aménagement de la forêt domaniale de Fougères (35) - 2022-2041. Document interne à l'ONF en attente de son approbation pour publication.
- ONF, 2021. Plan stratégique 2021-2025 de l'Office national des forêts - Projet version juin 2021. https://cftconf.fr/wp-content/uploads/2021/06/PLAN-STRATEGIQUE_Vdef_Juin-2021.pdf consulté le 28/06/2023
- ONF, 2019. Epicéas, sapins, hêtres... Ces arbres qui souffrent de la sécheresse [WWW Document]. Off. Natl. For. URL <https://www.onf.fr/+4bd::ces-arbres-forestiers-qui-souffrent-de-la-secheresse.html> (accessed 6.25.23).
- ONF, 2010. Aménagement de la forêt domaniale de Fougères 2007-2021. <https://www.onf.fr/vivre-la-foret/documents-de-gestion-durable/++amgt++A015933U::amenagement-de-la-foret-domaniale-de-fougeres.html>, consulté le 25/03/2023.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., Duchesnay, É., 2011. Scikit-learn: Machine Learning in Python. *J. Mach. Learn. Res.* 12, 2825–2830.
- Rebeyrol, S., 2021. Apport d'une voie panchromatique pour le démixage d'images hyperspectrales (Thèse de doctorat). Université Toulouse 3 - Paul Sabatier.
- Roberts, D.A., Gardner, M., Church, R., Ustin, S., Scheer, G., Green, R.O., 1998. Mapping Chaparral in the Santa Monica Mountains Using Multiple Endmember Spectral Mixture Models. *Remote Sens. Environ.* 65, 267–279. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00037-6](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00037-6)
- Zhang, L., Sun, X., Wu, T., Zhang, H., 2015. An Analysis of Shadow Effects on Spectral Vegetation Indexes Using a Ground-Based Imaging Spectrometer. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 12, 2188–2192. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2450218>

Liste des annexes

- Annexe 1 : Inventaires des surfaces des peuplements dans l'ensemble de la forêt de Fougères et dans la zone survolée par les drones.
- Annexe 2 : Méthode de localisation des arbres sur le terrain et de création des polygones de références.
- Annexe 3: Formule de calcul des paramètres de la précision d'une classification
- Annexe 4 : Cartes des abondances prédites par démélange dans la zone survolée par les drones
- Annexe 5 : Prédiction des abondances par démélange (méthode « B »)
- Annexe 6 : Statistiques des signatures spectrales extraites pour les différentes classes et selon les trois méthodes d'extraction.
- Annexe 7 : Calcul d'angles spectraux - Spectral Angle Mapper

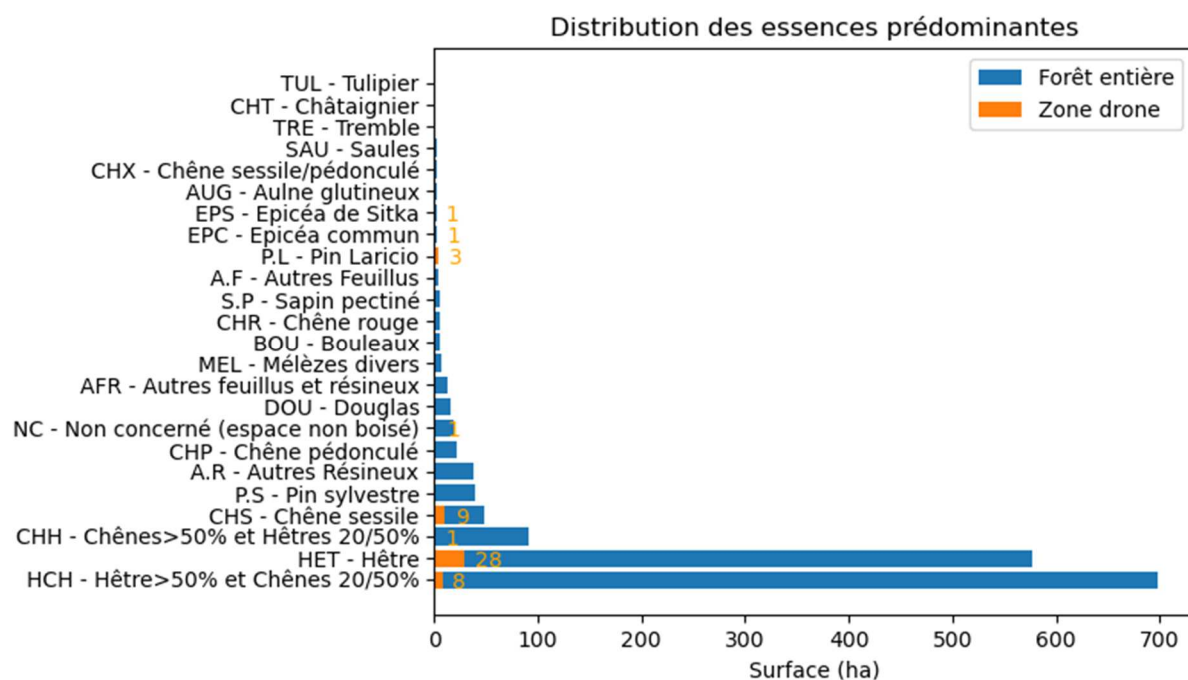
Liste des illustrations

- Figure 1: Cartes des parcelles de la forêt de Fougères avec mention des essences majoritaires dans les peuplements. La zone survolée par les drones est délimitée par un trait rouge..... 6
- Figure 2: schéma de la démarche suivie dans ce travail. 7
- Figure 3 : (a) Partie de l'image multispectrale drone (composition NIR-R-G) sélectionnée pour l'étude et présentant les localisations des polygones de référence créés à partir des observations sur le terrain ; (b) Détail d'une zone où hêtres, chênes sont en peuplement mélangé ; (c) localisations des polygones de référence sur fond de la carte des essences majoritaires présentes dans les parcelles selon les documents de gestion. 9
- Figure 4 : évolution des 4 variables de performance de la classification selon le niveau de la résolution spatiale de l'image. 14
- Figure 5: Matrices de confusion de la classification obtenue à la résolution spatiale de 0.40 m (proportion des effectifs de chaque catégorie) 15
- Figure 6 : (a)-Carte de la classification Random Forest obtenue à la résolution spatiale de 0,40 m; (b) zoom sur une zone avec représentation des polygones de référence; (c) - Même zone présentée selon la composition colorée NIR-R-V de l'image multispectrale drone. 16
- Figure 7 :Signatures spectrales extraites selon les trois méthodes (A, B, ou C) à partir de l'image Sentinel 2 (S2) ou multispectrale drone (MS Drone) et pour les 4 éléments cartographiés : Hêtre (HET), les chênes (CHX), les éléments en clairière (AUTRES) et les conifères (CONIFERE). Les valeurs aux longueurs d'ondes des infra-rouge moyens (1614 et 2202 nm) de l'image Sentinel 2 ne sont pas représentées dans cette figure..... 18
- Figure 8 : Cartographie des résultats de démélange (méthode « A », sous-figures b1-b4) sur la zone survolée par drone , comparaison à la carte de référence (sous-figures a1-a4) et aux cartes des classes établies à l'échelle des parcelles (sous-figures c1-c4). Compositions colorées des abondances des trois classes (a1 et b1) et cartographies des abondances de chacune des classes (a2-a4 et b2-b4). Carte des essences à l'échelle des parcelles selon les documents de gestion (c1) et cartes des moyennes parcellaires des abondances prédites pour chacune des classes (c2-c4)). 19
- Figure 9: A gauche : Carte des abondances prédites sur l'ensemble du massif (composition colorée rouge : catégorie "autres"; vert = "chêne"; bleu="hêtre") ; A droite : carte des essences prédominantes selon les documents de gestion forestière. Un exemple d'incohérence entre les deux cartes est mis en évidence dans le cas du groupe des parcelles entourées d'un trait jaune. 21
- Figure 10: Prédiction des abondances de la catégorie « chêne » et classes des diamètres des bois. Les cartes ne représentent que les parcelles mentionnées en hêtre « pur » dans les documents de gestion. A gauche : abondances prédites de la catégorie « chêne » ; A droite : classes des diamètres des bois mentionnées dans les documents de gestion. 22
- Figure 11 : Corrélations pour les couples des bandes communes aux deux images, entre les réflectances des pixels de l'image Sentinel 2 et les pixels agrégés de l'image multispectrale

drone à l'échelle de ces mêmes pixels Sentinel 2. Seuls les pixels dont l'abondance était supérieure à 0.98 pour la classe "hêtre" ou "chêne" ont été pris en compte (N=1434). Les droites en pointillés correspondent aux 1^{ère} bissectrices des graphes..... 25

Figure 12 : figures extraites de Zhang et al.(2015). (a) Spectre de réflectance des feuilles selon l'éclairement. (b) Effet de l'ombrage sur deux indices de végétation, NDVI et MSAVI. La photo RGB à gauche permet de discerner les parties éclairées et à l'ombre des feuilles. 26

ANNEXE 1 - Inventaires des surfaces des peuplements dans l'ensemble de la forêt de Fougères et dans la zone survolée par les drones.



Liste des peuplements forestiers survolés par drone. Seuls ceux avec du hêtre et/ou du chêne ont été intégrés dans l'étude.

Type futaie aménagement	Classe bois	Diamètre moyen 30-35 cm		Diamètre moyen 40-45 cm		Diamètre moyen 50-55 cm		
		Futaie régulière	Futaie irrégulière	Futaie régulière	Futaie irrégulière	Futaie régulière	Futaie irrégulière	Regénération
HET - Hêtre 100%-80%	Réf. peuplement	91_3	92_2	91_1	93_2	93_1	92_1	87_3
	Surface (ha)	1.30	1.33	6.66	4.94	1.04	11.58	3.88
HCH - Hêtre >50% et Chênes 20/50%	Réf. peuplement					89_6		89_5
	Surface (ha)					1.14		6.49
CHH - Chênes >50% et Hêtres 20/50%	Réf. peuplement					89_1		
	Surface (ha)					0.80		
CHS - Chêne sessile	Réf. peuplement					89_4		91_4
	Surface (ha)					4.42		4.98
Autres essences :		Diamètre 20-25 cm		Diamètre moyen 40-45 cm				
		Futaie régulière		Futaie régulière	Regénération			
EPC - Epicéa commun	Réf. peuplement			89_3	91_2			
	Surface (ha)			0.69	0.73			
EPS - Epicéa de Silka	Réf. peuplement	87_5						
	Surface (ha)	0.77						
P.L. - Pin Laricio	Réf. peuplement	87_1,4/89_2						
	Surface (ha)	3.473						

ANNEXE 2 – Méthode de localisation des végétaux sur le terrain et de création des polygones de références.

La prospection sur le terrain a été réalisée sur des placettes d'inventaire suivies par l'ONF, en ayant toutefois élargi de 10 m le rayon de prospection, soit un rayon final de 27.84m, afin de prendre en compte que les positions des placettes d'origine aient été enregistrées avec une précision décimétrique.

Une segmentation des données MNHC a été réalisée au préalable au terrain avec le logiciel Computree de l'ONF¹ afin de faciliter l'identification des houppiers. La qualité des résultats nous a paru nettement perfectible. Aussi, nous n'avons utilisé le résultat que comme une trame irrégulière que nous affichions sur les différentes images, nous aidant lorsque nous y dessinions les limites des houppiers. Les positions GNSS à proximité des troncs d'arbres ont été enregistrées avec un appareil Sparkfun RTK surveyor relié à une antenne du réseau de correction RTK Centipede². L'appareil affichait une précision horizontale de l'ordre du centimètre et un PDOD de l'ordre de 1 lorsqu'il a été mise en œuvre au niveau d'une clairière. D'une façon étonnante, la précision affichée n'était pas tellement dégradée en sous-bois lors des mesures à proximité des arbres (toujours de l'ordre du centimètre en horizontale, PDOP entre 1 et 2). Aucune métrique n'a été identifiée qui aurait permise de juger de l'erreur liée aux trajectoires multiples.

Sur le terrain, l'essence des arbres a été déterminée et les limites des houppiers ont été localisées et enregistrées en faisant correspondre notre vision « vue de dessous » de la canopée avec la vision au nadir de l'image RGB drone (Figure 1 et Figure 2.a). Les notations ont ensuite été reportées au bureau sous la forme de polygones en visualisant l'image RGB, multispectrale en composition NIR-R-G et le MNHC (Figure 2). Les houppiers facilement identifiables sur l'image RGB ont été notés sur le document terrain mais les troncs correspondant n'ont pas systématiquement fait l'objet d'un relevé GNSS; Lorsque la placette présentait quasiment une seule essence, seuls les quelques arbres de l'autre

essence ont été enregistrés sur le terrain ; les houppiers ou les groupements de houppiers de l'essence majoritaire ont ensuite été délimités au bureau sur la base des images RGB, multispectrale et MNHC.

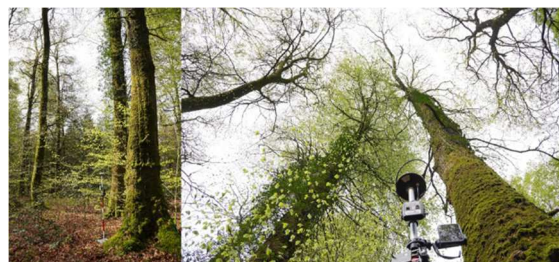


Figure 1 - Identification des cimes des arbres et relevé GNSS des positions des troncs lors de la journée du 25.04.2023 (2 chênes situés à droite de l'appareil et 2 hêtres à sa gauche).

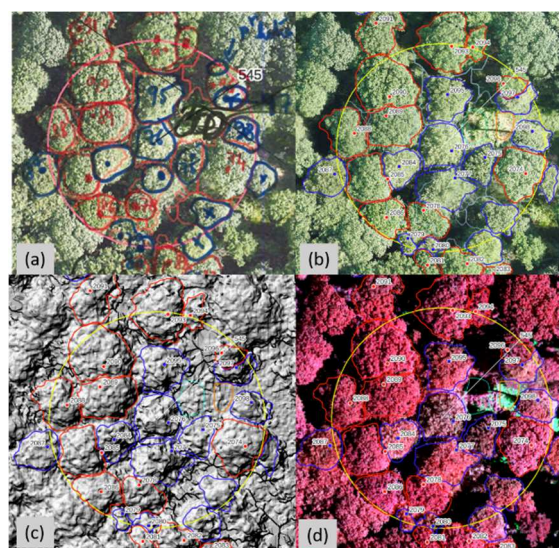


Figure 2 : création des polygones de références d'après les relevés réalisés sur le terrain. (a) Notations des houppiers sur la feuille terrain du 25.04.2023 pour la placette n°545. Retranscription informatique des limites sur fond de l'image acquise lors le vol drone RGB du 16.05.2022 et affichée en composition RGB (b) et sur l'affichage du MNHC selon le rendu « Ombrage » sous QGIS 3 (c); Le résultat de la segmentation des houppiers par CompuTree est représenté en rouge sur l'image (a) et en gris sur (b).(d) Visualisation de l'image multispectrale du 16.05.2022 en composition NIR-R-G. Les points numérotés représentent les positions GNSS relevées à proximité des troncs d'arbres; Les polygones délimitent les houppiers identifiés des chênes (rouge), des hêtres (bleu) ou des zones de sous-bois dont les natures ont été relevées (ici fougères et ronces respectivement en orange et cyan).

¹ https://computree.onf.fr/?page_id=497

² <https://docs.centipede.fr/>

ANNEXE 3 – Formule de calcul des paramètres de la précision d'une classification

Soit X_{ij} , le nombre d'éléments de la classe i qui ont été classés dans la classe j .

Au niveau d'une classe, le **rappel** ou **Recall** (ou *Producer Accuracy*) est la proportion des éléments bien classés parmi les éléments appartenant effectivement à la classe. Le rappel est une mesure de l'exhaustivité.

$$Recall_i = \frac{X_{ii}}{X_{i+}} \text{ où } X_{i+} \text{ est l'effectif appartenant à la classe } i$$

Dans une matrice de confusion où les lignes présentent les références et les colonnes, les résultats de la classification, le rappel s'établit dans le sens horizontal.

La précision ou **Precision** (ou *User Accuracy*) est la proportion des éléments appartenant effectivement à la classe parmi l'ensemble des éléments attribués à cette classe. Elle est une mesure de l'exactitude.

$$Precision_i = \frac{X_{ii}}{X_{+i}} \text{ où } X_{+i} \text{ est l'effectif des éléments attribués à la classe } i.$$

Dans la matrice de confusion mentionnée ci-avant, la précision s'établit dans le sens vertical.

Plusieurs mesures rendent compte de la qualité globale d'une classification :

La précision globale ou **Overall Accuracy** : $Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^n X_{ii}}{N}$ où N est l'effectif total

Le coefficient de **Kappa** mesure le degré de concordance des effectifs prédits par la classification avec ceux des différentes classes :

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^n X_{ii} - \sum_{i=1}^n (X_{i+} X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^n (X_{i+} X_{+i})}$$

La moyenne des rappels et la moyenne des précisions :

$$recall = \frac{\sum_{i=1}^n recall_i}{n} \text{ où } n \text{ est le nombre de classe}$$

$$precision = \frac{\sum_{i=1}^n precision_i}{n}$$

Le **f1-score**, moyenne harmonique des deux précédentes moyennes :

$$f1 - score = 2 \frac{(precision \cdot rappel)}{(precision + rappel)}$$

Sources : https://fr.wikipedia.org/wiki/Precision_et_rappel consulté le 20/02/2023 et Chen et al.(2023)

Annexe 4 – Cartes des abondances prédites par démélange dans la zone survolée par les drones

Les deux cartes suivantes, représentent des abondances calculées à partir de la carte de référence sur fond de la carte des essences majoritaires dans les parcelles selon les documents de gestion (figures à gauche) et des valeurs prédites par démélange (figures à droite). a-b : composition colorée à partir des abondances de la classe 'AUTRE' (rouge), 'CHENES ' (vert) et 'HETRE' (bleu) ; c-d : abondances de la classe 'HETRE' ; e-f : abondance de la classe 'CHENE' ; g-h : abondance de la classe 'AUTRE'.

Légende des cartes des essences majoritaires dans les parcelles (documents de gestion) :





	Chênes > 80%
	Chênes>50% et Hêtres 20/50%
	Hêtres >80%
	Hêtres>50% et Chênes 20/50%

Figure 4.1 : résultat du démelange à partir des signatures spectrales des pixels agrégés de l'image multispectrale drone (méthode « B »).

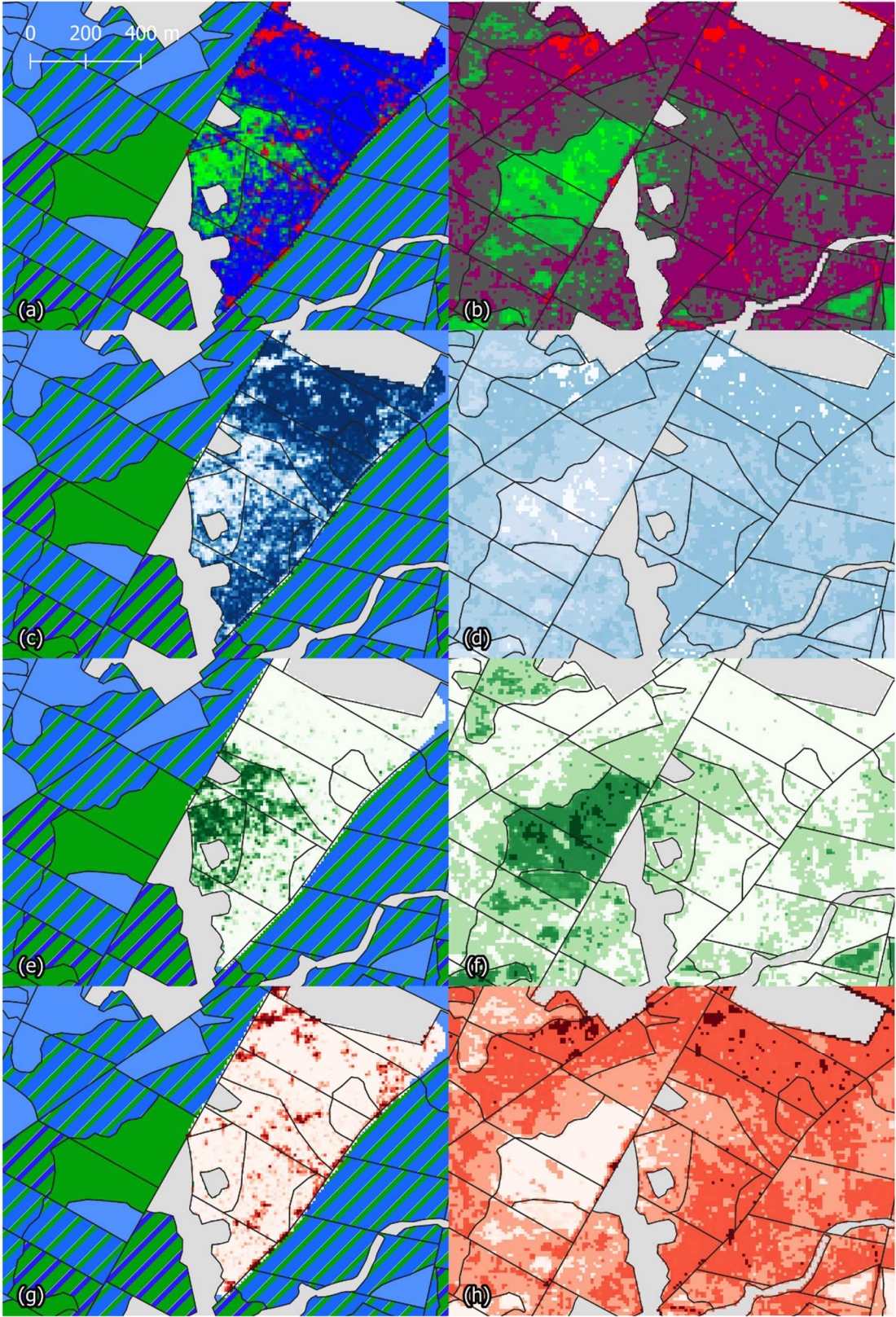
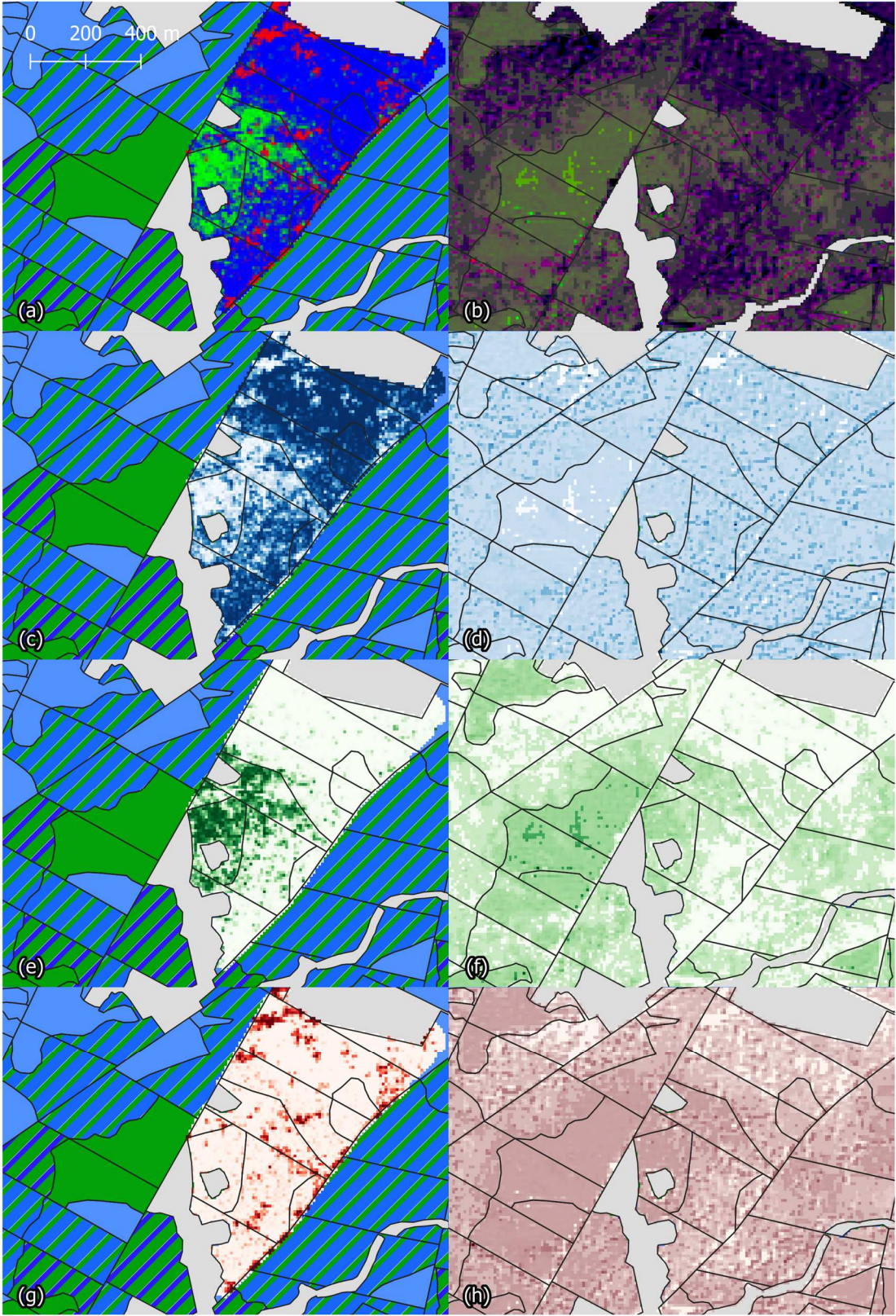
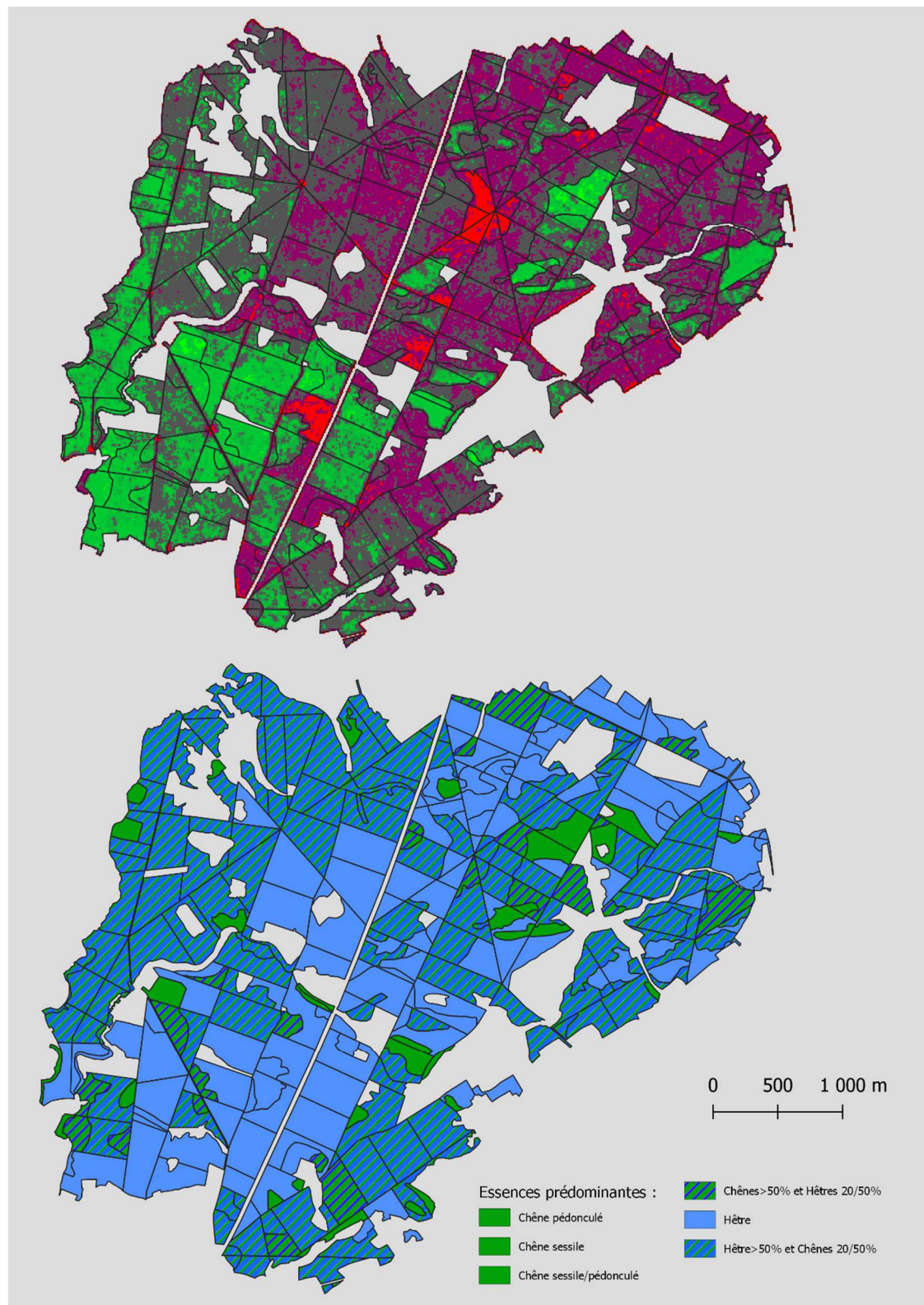


Figure 4.2 : résultat du démelange à partir des signatures spectrales directement extraites des pixels de l'image multispectrale drone (méthode « C »).



Annexe 5 – Prédiction des abondances par démélange (méthode « B ») sur l'ensemble du massif

Figure du haut : les abondances prédites par le démélange (méthode « B ») ; Figures du bas : carte des essences majoritaires dans les parcelles.



ANNEXE 6 : Statistiques des signatures spectrales extraites pour les différentes classes et selon les trois méthodes d'extraction.

Méthode A – Valeurs moyennes des pixels « purs » de l'image Sentinel 2											
Classe	stat	S2B2-B493	S2B3-G559	S2B4-R665	S2B5-RE704	S2B6-RE740	S2B7-RE783	S2B8-NIR842	S2B8a-NIR86	S2B11-SWIR1	S2B12-SWIR2190
-	0- Long. Ond	493	559	665	704	740	783	842	865	1610	2190
HETRE	count	1385	1385	1385	1385	1385	1385	1385	1385	1385	1385
CHENE	count	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49
AUTRES	count	61	61	61	61	61	61	61	61	61	61
HETRE	mean	0.022	0.040	0.024	0.068	0.259	0.337	0.356	0.373	0.161	0.067
CHENE	mean	0.020	0.037	0.020	0.061	0.290	0.387	0.417	0.418	0.150	0.056
AUTRES	mean	0.022	0.040	0.026	0.071	0.251	0.322	0.313	0.356	0.160	0.070
HETRE	std	0.002	0.004	0.002	0.005	0.021	0.028	0.036	0.029	0.008	0.004
CHENE	std	0.001	0.003	0.001	0.004	0.020	0.030	0.028	0.029	0.008	0.003
AUTRES	std	0.005	0.010	0.010	0.012	0.048	0.060	0.073	0.061	0.018	0.011
HETRE	CV	7.6%	9.0%	9.4%	7.3%	8.0%	8.3%	10.2%	7.9%	5.1%	6.2%
CHENE	CV	7.2%	7.3%	7.1%	6.6%	7.0%	7.7%	6.8%	7.0%	5.2%	5.4%
AUTRES	CV	21.3%	25.3%	38.9%	16.7%	19.0%	18.6%	23.4%	17.1%	11.4%	15.4%
Méthode B – Moyennes des valeurs MS Drone agrégées au niveaux des pixels « purs » Sentinel 2											
Classe	Stat	Sp-CB444_m	Sp-B475_me	Sp-G531_me	Sp-G560_me	Sp-R650_me	Sp-R668_me	Sp-RE705_m	Sp-RE717_m	Sp-RE740_m	Sp-NIR842_mean
-	0- Long. Ond	444	475	531	560	650	668	705	717	740	842
HETRE	count	1385	1385	1385	1385	1385	1385	1385	1385	1385	1385
CHENE	count	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49
AUTRES	count	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60
HETRE	mean	0.016	0.018	0.031	0.039	0.025	0.023	0.066	0.120	0.265	0.398
CHENE	mean	0.015	0.017	0.031	0.039	0.019	0.017	0.060	0.122	0.309	0.465
AUTRES	mean	0.013	0.014	0.026	0.032	0.021	0.021	0.053	0.093	0.200	0.301
HETRE	std	0.002	0.003	0.005	0.007	0.004	0.004	0.012	0.022	0.048	0.065
CHENE	std	0.002	0.002	0.005	0.006	0.003	0.003	0.010	0.020	0.046	0.061
AUTRES	std	0.005	0.006	0.014	0.018	0.014	0.014	0.031	0.054	0.110	0.144
HETRE	CV	14.9%	15.4%	17.2%	17.5%	16.8%	16.4%	18.0%	18.4%	18.0%	16.3%
CHENE	CV	13.2%	13.0%	15.3%	16.0%	16.0%	15.1%	15.9%	15.9%	14.7%	13.2%
AUTRES	CV	41.2%	44.7%	53.9%	54.8%	66.1%	66.7%	57.9%	57.4%	54.9%	47.9%
Méthode C – Moyennes des valeurs MS Drone extraites selon les polygones de référence et la carte de référence											
Classe	Stat	Sp-CB444	Sp-B475	Sp-G531	Sp-G560	Sp-R650	Sp-R668	Sp-RE705	Sp-RE717	Sp-RE740	Sp-NIR842
-	0- Long. Ond	444	475	531	560	650	668	705	717	740	842
HETRE	count	145677	145677	145677	145677	145677	145677	145677	145677	145677	145677
CHENE	count	69940	69940	69940	69940	69940	69940	69940	69940	69940	69940
CONIFERES	count	579	579	579	579	579	579	579	579	579	579
AUTRES	count	8783	8783	8783	8783	8783	8783	8783	8783	8783	8783
HETRE	mean	0.017	0.019	0.035	0.044	0.026	0.024	0.074	0.137	0.304	0.446
CHENE	mean	0.016	0.018	0.033	0.042	0.021	0.019	0.066	0.132	0.320	0.471
CONIFERES	mean	0.016	0.018	0.030	0.035	0.024	0.021	0.053	0.087	0.183	0.278
AUTRES	mean	0.011	0.012	0.026	0.032	0.015	0.014	0.049	0.098	0.226	0.330
HETRE	std	0.006	0.007	0.013	0.017	0.010	0.009	0.028	0.052	0.102	0.126
CHENE	std	0.005	0.006	0.012	0.016	0.008	0.007	0.025	0.049	0.104	0.128
CONIFERES	std	0.007	0.008	0.013	0.015	0.012	0.011	0.024	0.037	0.072	0.092
AUTRES	std	0.007	0.008	0.021	0.025	0.012	0.010	0.039	0.081	0.176	0.207
HETRE	CV	33.0%	34.1%	36.7%	37.5%	38.4%	36.7%	38.6%	37.9%	33.6%	28.1%
CHENE	CV	31.8%	32.6%	35.6%	37.0%	37.1%	34.8%	37.8%	37.1%	32.6%	27.1%
CONIFERES	CV	45.7%	46.5%	44.5%	44.1%	51.1%	52.6%	44.7%	41.8%	39.4%	33.1%
AUTRES	CV	58.3%	61.7%	78.6%	78.6%	77.2%	73.7%	79.6%	82.8%	77.8%	62.6%

ANNEXE 7 – Calcul d’angles spectraux - *Spectral Angle Mapper*

Dans le cas de deux échantillons et de deux bandes, l’angle spectral correspond à l’angle entre les vecteurs construits à partir des couples des valeurs aux deux bandes (Figure 3). Deux échantillons dont les rapports des valeurs aux deux bandes sont égaux, ont des vecteurs alignés. Ce concept est généralisé à la dimension des n bandes des spectres analysés sous le nom de calcul d’angles spectraux (*SAM – Spectral Angle Mapper*). Il évalue la différence de forme entre 2 spectres indépendamment d’un éventuel facteur d’échelle (Rebeyrol, 2021), tel par exemple, l’effet de l’intensité d’éclairement. Le calcul d’angles spectraux est aussi particulièrement efficace pour réduire le nombre des constituants dans les situations où la variabilité intra-classe est importante.

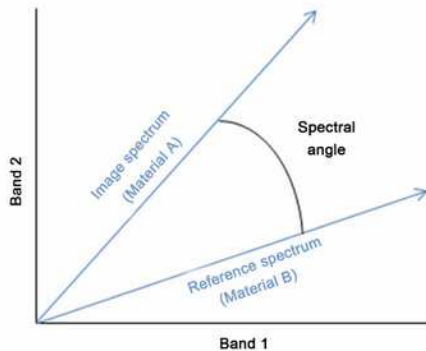



Figure 3 : concept d'un angle spectral (*SAM- Spectral Angle Mapper*) entre deux matériaux et calculé pour deux bandes spectrales (extrait de Hamza et al., 2016).

	<p>MASTER : GAED Parcours : TELENVI Spécialisation / option : Enseignant référent : Samuel CORGNE</p>	
<p>Auteur(s) : Pascal BERTIN</p> <p>Date de naissance* : 02-04-1968</p>	<p>Organisme d'accueil : UMR LETG Adresse : Université Renne 2, Rennes</p>	
<p>Nb pages : 32 Annexe(s) : 9</p>	<p>Maîtres de stage : Thomas HOUET, Marine BOULOGNE</p>	
<p>Année de soutenance : 2023</p>		
<p>Titre français : Cartographie d'essences forestières dans des peuplements en mélange par combinaison des données drones et satellites</p> <p>Titre anglais : Mapping of species in a mixed forest using a combination of UAV and satellite data.</p>		
<p>Résumé (1600 caractères maximum) :</p> <p>Notre étude a permis d'établir une cartographie à très haute résolution des deux essences, le hêtre et le chêne, dans la situation d'un peuplement en mélange, sur une cinquantaine d'hectares de la forêt de Fougères. Ce produit peut-être directement exploité pour certaines actions de la gestion forestière. Notre objectif était de bénéficier de la synergie drone / satellite pour estimer des abondances relatives des 2 essences sur l'ensemble de la forêt (extrapolation) à la résolution des pixels de l'image Sentinel 2 (10 m). Pour cela une approche de démixage des pixels de l'image satellitaire a été entreprise sur la base de deux hypothèses simples : les constituants (« endmembers ») pouvaient être extraits directement de pixels « purs », identifiés dans l'image Sentinel 2 ou dans l'image drone à très haute résolution ; Les résultats sont relativement cohérents sur des peuplements similaires à ceux survolés par le drone (peuplements matures – gros arbres). Néanmoins, l'âge des peuplements semble influencer fortement les résultats car de jeunes peuplements de hêtres (observés) sont confondus avec des peuplements de chênes (estimés). Ils révèlent une situation plus complexe, mettant en évidence l'effet de la structure de la canopée (ombrage interne à la structure forestière) sur la signature spectrale des végétaux. Cette étude discute des apports et limites de la synergie drone / satellite pour la cartographie des essences forestières et propose des perspectives pour rendre plus opérant cette synergie.</p>		
<p>Abstract (1600 caractères maximum) :</p> <p>Our study has produced a very high-resolution map of the two species, beech and oak, in a mixed forest, over a fifty-hectare area of the Fougères forest (France). This map can be used directly for some forest management actions. Our aim was to take advantage of the drone/satellite synergy to estimate relative abundances of the 2 species over the whole forest (extrapolation) at the pixel resolution of the Sentinel 2 image (10 m). To achieve this, a satellite image pixel unmixing approach was carried out, based on two simple assumptions: the "endmembers" could be extracted directly from "pure" pixels, identified in the Sentinel 2 image or in the very high-resolution drone image; the results were relatively consistent on stands similar to those flown over by the drone (mature stage - large trees). However, the stage development (age) of the stands seems to have a strong influence on the results, as young stands of beech (observed) are confused with stands of oak (estimated). They reveal a more complex situation, highlighting the effect of the canopy structure (shading internal) on the spectral signature of trees. This study discusses the benefits and limitations of drone/satellite synergy for forest tree species mapping, and suggests ways forward.</p>		
<p>Mots-clés : télédétection, démixage spectral, démixage spectral, drone, cartographie d'essence, classification</p> <p>Key Words: remote sensing, spectral unmixing, UAV, Forest, Tree species mapping, classification</p>		

* Élément qui permet d'enregistrer les notices auteurs dans le catalogue des bibliothèques universitaires

Document à déposer sur moodle en format .txt