



Rapport de stage

**Biodiversité végétale et gestion des écosystèmes tropicaux Formation de
master – Université de Montpellier et AgroParisTech**

**Téledétection des mélanges des essences forestières:
Synthèse bibliographique**

Etablissement d'accueil: **INRAE, centre Val-de-Loire, UR EFNO, Domaine des Barres, 45290
Nogent-sur-Vernisson**

Auteur : **Lucia Toly Moboula**

Encadrement : **Marion Vinot-Gosselin et Hilaire Martin**

25 Avril 2022-24 juin 2022

Table de Matières

1	Les utilisations de la Télédétection en Forêt	4
1.1	Les technologies de télédétection	5
1.2	La discrimination des essences forestière par télédétection	6
1.2.1	Les caractéristiques qui influencent la discrimination des essences par télédétection	6
2	. Matériel et méthodes	8
3	Résultats: les principales méthodes de discrimination des essences à l'aide de la télédétection.	9
3.1	L'imagerie optique	10
3.1.1	Les images optiques hyperspectrales aéroportées	11
3.1.2	Les images satellitaires	12
3.1.3	Les images optiques multi-temporelles (ou multi-saisonnales).....	14
3.2	L'utilisation des données LiDAR	16
3.3	LiDAR + Optique.....	18
3.4	Radar + optique.....	21
4	Discussion.....	22
	Conclusion.....	26
	Références Bibliographiques	27
	Remerciements	32
	Liste des Abréviations	33
	Liste des Figures.....	33
	Liste des Tableaux	33
	Résumé	34
	Abstract.....	34

Introduction

La forêt est une ressource multifonctionnelle qui joue un rôle essentiel sur terre, que ce soit pour le stockage du carbone, la fourniture en bois énergie et bois d'œuvre ou pour servir d'habitat à de nombreuses espèces. Sa composition (diversité et/ou abondance en espèces d'arbres) a une influence sur sa structure et sur les différents services écosystémiques rendus (Hill et al., 2010, Karasiak, 2019). De ce fait, la caractérisation des forêts est déterminante pour une gestion efficace et raisonnée des écosystèmes forestiers et de leurs services (Sheeren et al., 2016), ainsi que pour le suivi de la biodiversité. Il est également nécessaire d'avoir des informations sur la dominance ou la composition des arbres dans la gestion forestière pour estimer par exemple la biomasse ligneuse ou la valeur monétaire de la forêt (Tuominen et al., 2017).

Cependant, réaliser des inventaires forestiers représente un travail laborieux en termes de temps et de budget et ils sont parfois insuffisants pour un bon suivi de la biodiversité, en créant un écart entre les échelles des informations "disponibles" et celles des informations "nécessaires" (Camaretta et al., 2019). C'est dans ce contexte que le Projet "Proposition d'Amélioration du Système de Suivi de la biodiversité FORestière" (Passifor2) un projet d'appui aux politiques publiques en France sur la biodiversité, dans le but de proposer un système de suivi de la biodiversité en forêt métropolitaine, s'est intéressé à l'apport de la télédétection pour caractériser la Forêt. A travers les Programmes Régionaux de la Forêt et du Bois (PRFB), la politique forestière oriente les pratiques de gestion. Certaines de ces pratiques, particulièrement mises en avant par les PRFB, sont susceptibles d'impacter la biodiversité et nécessiteraient d'être intégrées aux systèmes de suivi envisagés. Or, pour suivre l'effet de ces pratiques sur la biodiversité, il est nécessaire d'acquérir des données de variables indicatrices de ces pratiques, en parallèle des relevés de biodiversité. S'interroger sur les apports de la télédétection s'explique par le fait que certaines variables liées à ces pratiques ne sont pas directement mesurables sur les relevés ponctuels de terrain et nécessitent des données à des échelles plus larges (par exemple, surface totale d'une unité de gestion ou d'une coupe), certaines zones sont difficilement accessibles au sol. L'une des pratiques mises en avant par les PRFB étant le mélange des essences, j'ai effectué un stage d'une durée de deux mois dans le cadre de la tâche D du projet Passifor2 relative au critère de choix des variables écologiques à suivre, afin réaliser une revue bibliographique sur les différentes méthodes de télédétection disponibles pour discriminer les essences forestières en peuplement mélangé. Mon stage s'est déroulé en deux phases: une première qui consistait à recenser les différentes méthodes à travers une revue bibliographique et des entretiens avec des experts de télédétection, et une seconde qui avait pour but d'analyser leurs avantages et inconvénients.

Ce rapport sera constitué de 4 différentes parties, une première partie introductive dans laquelle seront abordés l'état de l'art sur l'utilisation de la télédétection en foresterie et les technologies de la télédétection, une seconde partie dans laquelle seront présentées les méthodes utilisées pour réaliser la synthèse bibliographique, une troisième partie dans laquelle nous présenterons les résultats et enfin une dernière partie discussion pour analyser les différentes méthodes recensées.

1 Les utilisations de la Télédétection en Forêt

La caractérisation des plantes fondée sur l'imagerie de la télédétection a commencé au début des années 1920, dont la première application a été réalisée au moyen de photographies aériennes, afin d'établir un inventaire forestier en Birmanie (Blandford, 1924). La télédétection (littéralement: détection à distance) permet l'observation systématique de grandes superficies et offre la possibilité d'analyses standardisées et répétables pour caractériser la surface terrestre. Elle représente souvent une des seules solutions pour obtenir des informations sur de vastes zones forestières de la planète (FAO, 2009).

Depuis les années 1980 de nombreuses études se sont concentrées sur l'apport de la télédétection dans la description et la gestion opérationnelle des forêts (Stoffels et al, 2011). Les techniques de télédétection et les méthodes de classification ont été largement testées pour décrire les attributs structurels, dont la composition en espèces d'arbres. C'est dans ce contexte que les photographies aériennes sont devenues, avec l'apparition des Systèmes d'Information Géographique (SIG), des outils indispensables généralement employées pour l'analyse et la cartographie des types de forêt, de leur gestion et de leur évolution (Boureau, 2008; Bonnet et al., 2011). En France, dès sa création, l'Inventaire Forestier National (IFN, l'IGN actuelle), chargé notamment d'identifier et cartographier les peuplements, eut recours aux photographies aériennes infrarouges comme support pour déterminer ses unités d'échantillonnage, et depuis près de 50 ans l'IFN utilise ce support, il existe à cet effet des manuels utilisés par les professionnels de la cartographie des peuplements pour aider à l'interprétation de ces photographies aériennes à l'instar du "Manuel d'interprétation des photographies aériennes infrarouges: application aux milieux forestiers et naturels" de Jean Guy Bourreau.

Dans le souci de connaître les essences peuplant le territoire français, l'IGN a lancé en 1987 une grande campagne de cartographie afin de recenser les principales espèces qui composent la Forêt Française une campagne qui a été très chronophage car il a fallu près de 17 ans pour produire une carte numérique (BD forêt V1) de forêt de la France métropolitaine de superficie de 2,25 ha dont la

plus grande partie a été faite en photo-interprétant des photographies aériennes à très haute résolution (Bourreau, 2008, Kariasak 2020). Suite à ce premier succès, l'IGN lance en 2007 une seconde campagne avec une cartographie plus ambitieuse (BD forêt V2) détaillant au total une quinzaine d'essences, avec une surface minimale de collecte de 0,5 ha soit une précision de près de 5 fois supérieure à la précédente carte avec une caractérisation des types de forêt (feuillus/confère) cette deuxième campagne a été facilitée par l'utilisation des procédés automatiques et s'est réalisée en moins de temps (12 ans) contrairement à la première. C'est la cartographie actuelle de la forêt métropolitaine française qui est consultable sur le site de l'IGN.

Depuis lors, l'utilisation de la télédétection dans le domaine de la foresterie ne cesse de se développer avec une augmentation considérable de la production scientifique et un contexte technologique en pleine évolution notamment avec l'arrivée de nouveaux capteurs (LiDAR multi-spectraux, hyper-spectraux...) (FCBA INFO, 2016), utilisables sur différents types de plateformes: terrestres, aéroportées ou satellitaires.

1.1 Les technologies de télédétection

Cette partie introduit les généralités sur la télédétection comme outil majeur pour la caractérisation de l'écosystème forestier.

En 1972, a eu lieu le lancement de la première mission satellitaire Landsat pour acquérir des données de télédétection de la couverture du sol (Camarreta et al., 2019) et depuis lors, on observe une croissance de la disponibilité des technologies de télédétection (capteur et plateforme) pour l'acquisition de ces données. Le principal objectif de la télédétection est de fournir des informations à longue distance d'un élément de la surface de la terre capturé à un moment précis.

Selon la nature de la plateforme (spatiale, aéroportée ou terrestre) et du capteur (passif ou actif) utilisés, les technologies de télédétection fournissent des données sur un double gradient de résolution spatiale (échelle continentale à locale) de résolution temporelle (pas de temps quotidien à mensuel). Le choix de la technologie dépend d'un compromis entre l'échelle de l'étude et la résolution spatiale nécessaire, ainsi que des objectifs de l'étude. Un résumé de la technologie de la télédétection est présenté dans la figure 1.

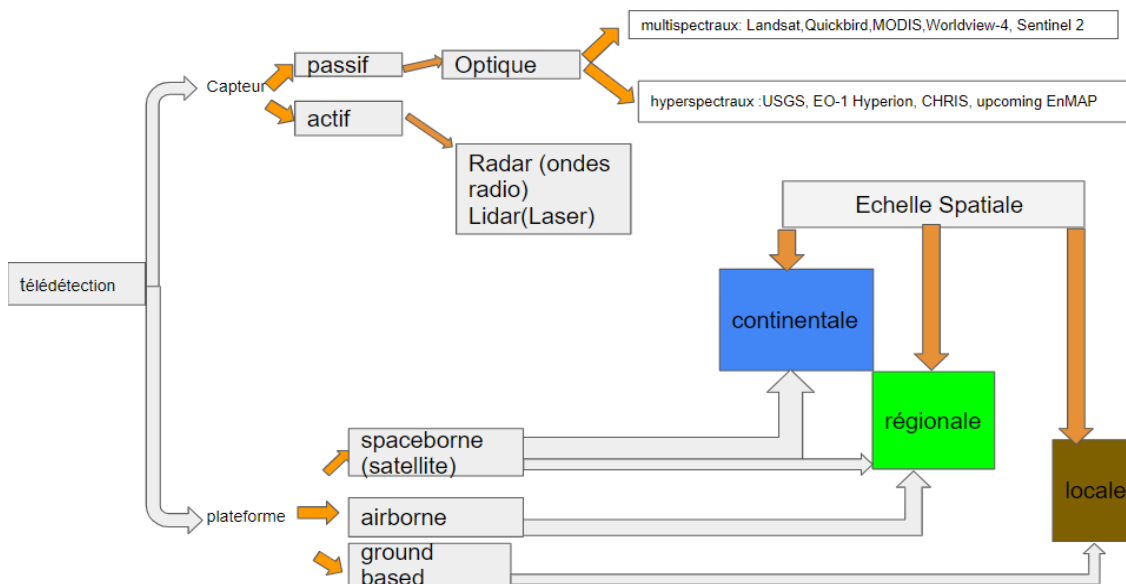


Figure 1: les technologies de télédétection

D'après Camaretta et al. (2019), quelle que soit leur configuration, ces technologies sont fondées sur des relations statistiques et physiques entre la diffusion électromagnétique des éléments de la végétation et les attributs structurels d'intérêt, tels que la richesse en espèces, la biomasse, la surface terrière et la hauteur des arbres

1.2 La discrimination des essences forestière par télédétection

On entend par discrimination des essences, la reconnaissance automatique des essences par télédétection, au vue de la littérature scientifique, c'est une question assez ancienne, comme on l'a évoqué en introduction, mais cette question reste d'actualité avec l'arrivée de nouveaux capteurs depuis la dernière décennie, susceptibles d'améliorer les taux de discrimination.

1.2.1 Les caractéristiques qui influencent la discrimination des essences par télédétection

En fonction des données de télédétection disponibles, cette discrimination des essences est possible à plusieurs niveaux de précision. D'après la classification de la végétation des terres forestières établie par Anderson (1976), on peut considérer trois niveaux de classification des peuplements en forêt tempérée, à savoir le niveau I (Feuillus ou Résineux), le niveau II (pur feuillus, pur résineux ou mixte) et le niveau III qui correspond à la distinction de la nature (espèce ou genre) et/ou du nombre des essences du peuplement qu'il soit pur ou mélangé.

La discrimination des essences à l'aide de la télédétection est fondée selon différentes échelles sur les caractéristiques des capteurs et plateformes (la résolution radiométrique, la résolution spectrale et la résolution temporelle), de l'image notamment ses propriétés spectrales (images multi ou hyperspectrales), et également les propriétés des objets capturés (les arbres ou les peuplements) à savoir les propriétés texturales, les propriétés biochimiques, les propriétés sanitaires et les propriétés structurales. Par exemple, on sait que les espèces feuillues ont une réflectance supérieure à celle des espèces résineuses dans la bande spectrale infra-rouge, en raison de leurs propriétés biochimiques.

Ainsi, dans le contexte du Projet Passifor2, l'objectif de la revue Bibliographique est d'identifier les méthodes de télédétection qui permettent la discrimination des essences à l'échelle du peuplement afin de pouvoir cartographier la composition des peuplements (nature et diversité des essences) à l'échelle de la France métropolitaine. Pour cela, nous avons subdivisé la problématique de recherche en quatre sous catégories (du moins précis au plus précis) :

- Est-il possible de discriminer les peuplements feuillus (purs ou mélangés) des peuplements résineux (purs ou mélangés) ?
- Est-il possible de discriminer les peuplements purs (une seule essence principale, représentant plus de 75% du peuplement en abondance d'individus ou en taux de recouvrement) des peuplements mélangés (au moins deux essences principales d'abondance supérieure à 25%) ? les mélanges sont-ils plus faciles à détecter lorsqu'il s'agit de mélanges feuillus-résineux ?
- Pour un peuplement pur, est-il possible d'identifier l'espèce ?
- Pour un peuplement mélangé (c'est-à-dire qui compte au moins deux essences d'abondances sensiblement égales), est-il possible de discriminer les essences principales ?

2. Matériel et méthodes

Le recensement des différentes méthodes s'est fait en deux étapes: une revue bibliographique et des entretiens avec des experts de la télédétection dans le but de compléter les informations recueillies dans la bibliographie.

Avant de commencer à rechercher les articles, ma tutrice m'a conseillé la lecture de quelques documents de synthèse en lien avec le sujet afin de m'imprégner du sujet, puis m'a fourni 2 références pour commencer ma recherche. J'ai ensuite commencé ma recherche bibliographique en recherchant des articles en lien avec mon sujet sur les différentes bases de données scientifiques telles que : Scopus, Web of science et Google Scholar , j'ai pour cela commencé par construire des équations de recherche à partir de 3 principales questions qui m'ont permis d'identifier les différents mots clés à utiliser, afin d'affiner et cibler les résultats. Les trois questions, les mots clés et les équations qui en ont découlé sont présentés dans le tableau 1.

Pour la sélection des articles, sur le conseil de ma tutrice, j'ai analysé chaque résultat de mes recherches sur les différentes bases de données à l'aide du logiciel Rayyan.ai, qui me permettait de faire une première sélection des articles en fonction de leur titre et de leur résumé et cela en 3 catégories: les "included" que je sauvegardais pour la lecture, les "excluded" que je mettais de côté car ils n'avaient pas de lien avec mon sujet de recherche et les "maybe" pour lesquels je sollicitais l'avis de mes tuteurs car j'étais indécise quant à leur lien avec le sujet de recherche. Au cours de la lecture des premiers articles sélectionnés, j'identifiais également les auteurs qui revenaient souvent dans l'état de l'art et je faisais une recherche directement à partir des travaux cités de ces auteurs que j'inclus dans ma sélection. Ensuite, je vérifiais dans la bibliographie s'il n'y avait d'autres articles intéressants, par leur titre et lorsque j'en trouvais je sauvegardais également les références. J'ai utilisé deux logiciels de bibliographie Citavi et zotero pour la sauvegarde des articles, 30 articles ont été sélectionné et sauvegardé pour la synthèse Bibliographique.

Pour sélectionner et organiser les informations lors de la lecture des articles sélectionnés en amont, j'ai réalisé sur le conseil de mes tuteurs de stage une grille de lecture, relative aux différents articles, dans laquelle je renseignais le titre, l'auteur ainsi que d'autres informations pertinentes sur l'étude et les différentes méthodes de classification par télédétection employées. En parallèle, je prenais également des notes sur Zotero, Citavi et dans un bloc note.

Pour ce qui concerne les entretiens avec les experts, ils se sont fait pour la plupart par visioconférence, d'une durée maximale d'une heure et demie, elles ont consisté à entretenir les experts en télédétection sur les différentes méthodes recensées dans la Bibliographie dans le but d'avoir leurs

avis sur ces méthodes et savoir s'il existait d'autres méthodes à part celles identifiées. Pour cela j'ai élaboré un guide d'entretien afin de faire des entretiens semi directifs.

Tableau 1: les équations de recherches

Questions	équations
Est-il possible d'identifier l'essence principale d'un peuplement à l'aide des données de télédétection en forêt tempérée?	tree*AND specie* AND composition AND remote AND sensing AND temperate AND forest* AND main AND composition
Est-il possible d'identifier la richesse ou la diversité spécifique?	(airborne AND laser AND scanning AND temperate AND mixed AND forest* AND trees*AND diversity W/3 (species OR composition))
Est- il possible d'identifier les différentes essences en mélange à l'échelle du peuplement?	remote AND sensing AND temperate AND forest* AND trees AND specie*) AND NOT individuals

3 Résultats: les principales méthodes de discrimination des essences à l'aide de la télédétection

À l'issue de la revue bibliographique, j'ai identifié 3 technologies de télédétection qui sont couramment utilisées ou testées à l'échelle du peuplement en forêt tempérée et qui, associées à différentes méthodes ou approches de classification, fournissent de bons taux de précision de classification d'une part au niveau du type de peuplement (mixte feuillus/résineux; pur feuillu; pur résineux; mixte résineux ou mixte feuillus) et d'autre part au niveau de l'espèce, malgré des erreurs et des confusions entre essences dues à plusieurs facteurs tels que la structure du peuplement, sa densité, son ouverture, la présence et composition du sous étage etc... Ces trois méthodes sont l'imagerie optique, le LiDAR aéroporté, et la combinaison du LiDAR et de l'Imagerie optique. J'ai également identifié une quatrième méthode qui est couramment utilisée en forêt tropicale, mais qui n'est encore qu'en perspective pour les forêts tempérées : il s'agit de la combinaison des données Radar et des données optiques, qui fournit des résultats assez prometteurs pour la discrimination des essences.

Pour ce qui est des méthodes de classification associées à ces données de télédétection, elles sont nombreuses mais le machine learning et le deep learning sont les approches les plus couramment utilisées avec notamment les algorithmes tels que la machine à vecteur de support (SVM) et la forêt aléatoire ou Random Forest en Anglais (RF) . Leur popularité est due au fait qu'ils sont respectivement réputée pour la capacité d'apprentissage à partir d'un faible nombre d'échantillons et un nombre important de variables pour l'un, et pour la faible sensibilité aux paramètres, la robustesse au bruit et les bonnes performances pour l'autre. Ces algorithmes fournissent une précision de classification moyenne de 80 %. En outre, avec le développement de la technologie informatique et de l'apprentissage automatique, l'usage du réseau neuronal artificiel s'est aussi développé pour identifier les espèces.

3.1 L'imagerie optique

L'utilisation de l'imagerie optique pour la surveillance des forêts a commencé depuis le milieu du XXe siècle (Wolter et al., 1995 ; Hill et al., 2010). Dans la catégorie de l'imagerie optique, on distingue généralement les photographies aériennes, les images optiques aéroportées et les images satellitaires. Les photographies aériennes, sont utilisées depuis plusieurs décennies, cependant, du fait que l'interprétation des photographies aériennes par photo-interprétation demande beaucoup de temps, les études récentes n'utilisent que les images optiques aéroportées et les images satellitaires pour la classification des essences.

Cette classification est fondée sur les propriétés spectrales des végétaux, et de leurs capacités à renvoyer des valeurs spectrales déterminées, en fonction de la bande considérée, avec des images multispectrales et hyperspectrales.

En captant le proche infrarouge, le multispectrale et l'hyperspectrale permettent de définir un indice de végétation (NDVI) et ainsi de détecter l'état sanitaire des essences (stress hydrique, dépérissement, maladie). La différence entre les deux types d'image se trouve au niveau du nombre de bandes spectrales, l'imagerie multispectrale fournit des images d'une scène dans 4 à 13 bandes spectrales, tandis que l'imagerie hyperspectrale permet d'obtenir l'image d'une scène dans un grand nombre de bandes spectrale (généralement une centaine).

Les principales données optiques utilisées pour identifier les essences en forêt tempérées sont des images hyperspectrales aéroportées (Stereńczak et al., 2015; Tuominen et al., 2017), des images satellitaires multispectrales et des séries chronologiques d'images satellitaires.

3.1.1 Les images optiques hyperspectrales aéroportées

Concernant la discrimination des essences à l'aide des données optiques aéroportées, j'ai identifié deux méthodes qui ont permis aux auteurs de discriminer les essences au niveau de l'espèce. La première est proposée par Stereńczak et Wietecha (2015) pour la classification de 7 espèces d'arbres dominants (4 espèces de feuillus et 3 espèces de conifères) d'une zone de 181,94 km² couverte à 44% par la végétation et caractérisée par deux types de peuplements (des peuplements mixtes de feuillus et des peuplements mixtes de conifères). Elle utilise des images hyper-spectrales aéroportées et l'algorithme de classification SVM. Deux jeux de données hyper-spectrales ont été acquis pour cette étude avec deux capteurs différents (HySpex VNIR-1800 et HySpex SWIR-384 avec des résolutions spatiales de 3,26 m et 5,45 m et des résolutions spectrales de 2,5 nm et 5 nm respectivement). Deux orthophotocartes et un ensemble de plus de 2400 points d'échantillonnage ont été utilisés comme données d'apprentissage pour développer l'algorithme de classification. Un modèle de normalisation digital de surface (NDSM) dérivé de données tridimensionnelles et des indices de végétation ont également été utilisés pour éliminer les zones non forestières. Les auteurs ont d'abord obtenu une première classification de 7 classes (chaque classe représentant une espèce) avec une précision de classification au niveau de l'espèce de 70%, ils ont constaté que deux espèces de conifères (l'épicéa de Norvège et le mélèze) qui étaient moins présentes dans les peuplements compliquaient la classification en raison de leur similarité spectrale. Les auteurs ont alors combiné des classes, une classe regroupant toutes les espèces de conifères a été créée, puis une deuxième classification de 5 classes (4 espèces de feuillus et une classe de conifères indifférenciés) a été obtenue. Les auteurs ont vu leur précision de classification augmentée de 70% à 83%.

La deuxième méthode est proposée par Tuominen et al., (2017) dans le but d'examiner l'utilisation de nuages de points photogrammétriques à haute résolution avec des caméras hyper-spectrales à deux niveaux dans les gammes spectrales VNIR et SWIR pour détecter et identifier des arbres individuels dans un arboretum caractérisé par une grande diversité spécifique et une superficie d'environ 100 ha dont la moitié a été couverte par les images hyper-spectrales. Les auteurs ont sélectionné 47 populations pour les tests, représentant 26 espèces d'arbres différentes et 14 genres d'arbres. Ces populations ont été délimitées et examinées sur le terrain à partir de la zone couverte par l'imagerie. Une caméra RGB a servi pour capturer des images stéréoscopiques à haute résolution spatiale qui ont été utilisées pour produire un modèle d'objet 3D en utilisant des techniques de correspondance d'images denses et plusieurs autres méthodes de correction géométrique ont été

utilisées pour améliorer la précision de classification. Les images hyperspectrales ont été calibrées dans le but d'obtenir une mosaïque de réflectances corrigées radiométriquement qui a ensuite été testée avec l'imagerie originale non calibrée. La meilleure précision a été obtenue avec les images calibrées et la combinaison des caractéristiques VNIR, SWIR et photogrammétriques (3D), ils ont réussi à classer les essences au niveau de l'espèce et du genre avec des précisions de classification de 82,3% et 86,9 % respectivement.

3.1.2 Les images satellitaires

Avec la capacité d'observer la couverture et l'amélioration continue des capteurs, les données satellitaires optiques à haute résolution spatiale (10 à 30 m), offrent des possibilités de cartographier des classes très détaillées sur le plan thématique avec une grande précision (Karasiak, 2020). Ainsi, de nombreuses recherches ont étudié le potentiel des images satellitaires pour identifier les essences. Les premiers travaux qui ont cartographié la composition spécifique forestière à l'aide d'images satellitaires ont utilisé des images de satellites tels que Landsat, Worldview etc... Cependant, depuis le premier lancement en 2015 du satellite Sentinel-2, la majorité des travaux sur la cartographie des forêts à l'échelle régionale ou supérieure se fait à partir de ce satellite, du fait de son accessibilité et de ses hautes résolutions spatiale, spectrale et temporelle (Shereen et al., 2016). Immitzer et al. (2012) ont classé 10 espèces d'arbres (dont 4 espèces les plus abondantes: l'épicéa commun, le pin sylvestre, le hêtre européen et le chêne anglais, ainsi que 6 espèces d'arbres secondaires) dans des forêts tempérées autrichiennes en utilisant l'imagerie satellitaire VHR WorldView-2 (WV-2). Pour tester la précision de la classification, un total de 1465 arbres individuels ont été déterminés sur le terrain pour l'ensemble des 10 espèces d'arbres. Les essences ont été classées avec Random Forest en appliquant des approches fondées sur les objets et les pixels. L'analyse discriminante linéaire paramétrique (LDA) a également été testée dans le but de comparer les résultats de classification. Les résultats obtenus ont montré que l'approche fondée sur l'objet était plus performante avec aucune erreur de classification entre les conifères et les feuillus : conifères et feuillus ont pu être discriminés avec une précision globale de 99,2 %, et les 10 espèces ont pu être discriminées avec une précision globale de classification 82,4% avec RF et 84% avec LDA. Immitzer et al. (2012) ont également montré que l'utilisation de quatre bandes supplémentaires (côtière, jaune, bord rouge et proche infrarouge 2) de l'imagerie satellitaire WV-2 n'a eu qu'un impact limité sur la précision de classification pour les quatre essences principales, mais a conduit à une amélioration significative de la précision de la classification lorsque les six autres espèces d'arbres secondaires ont été incluses.

Deur et al. (2020) à partir des images satellitaires multi-spectrales WorldView-3, ont obtenu une précision de classification globale de 85 % pour la classification fondée sur les pixels de trois espèces d'arbres principales (*Quercus robur* L., *Carpinus betulus* L. et *Alnus glutinosa* (L.) Geartn.), dans une forêt mixte de feuillus. La classification des 3 espèces fondée sur les caractéristiques spectrales s'est faite à l'aide des algorithmes RF et SVM. Les auteurs ont également évalué la contribution des caractéristiques texturales à la classification, en les combinant aux caractéristiques spectrales, ce qui a amélioré la précision de classification de +10% et de +7% pour les approches de classification RF et SVM, respectivement.

La plus grande précision de classification à partir d'images satellitaires parmi les travaux que lus, a été obtenue par Deur et al. (2021), qui ont utilisé la méthode du « pansharpening » (processus de fusion d'images multispectrales panchromatiques à haute résolution et basse résolution pour créer une seule image couleur à haute résolution) sur 3 images du satellite Sentinel 2 pour la classification de trois principales espèces d'arbres (*Quercus robur* L., *Carpinus betulus* L. et *Alnus glutinosa* (L.) Geartn.) d'un peuplement mixte de feuillus. Dans le but d'augmenter la précision de la classification des espèces d'arbres, trois algorithmes de « pansharpening » différents (Bayes, RCS et LMVM) ont été utilisés. L'algorithme LMVM s'est avéré être la technique la plus efficace. La classification s'est faite sur la base des deux approches, par pixel et par objet, avec des précisions de 92% et 96% respectivement.

Bien que ces méthodes proposées par les auteurs fournissent des précisions de classification importantes, les auteurs ont cependant signalé des confusions de classifications dans les résultats dues aux variations spectrales. Ils ont également souligné leur limite quant à leur utilisation pour la classification des peuplements mixtes à forte diversité spécifique.

Identifier la diversité spécifique est souvent un problème dans les forêts mixtes tempérées dense car elles peuvent contenir plusieurs couches verticales et des compositions complexes de la canopée (Torabzadeh et al., 2019). la classification des essences forestières à partir de l'imagerie optique est une tâche difficile car étant fondée sur les variations spectrales des essences qui est généralement plus importante au sein des essences d'une même espèce que des essences d'espèce différente (Wolter et al. 1995; Hill et al., 2010, Karasiak.,2016). De plus, les conditions atmosphériques rendent la tâche encore plus complexe (Torabzadeh et al., 2019).

Avec l'arrivée des satellites comme Sentinel-2 ou Landsat-8 et la gratuité d'acquisition de leurs données, à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique plusieurs études ont été menées afin d'évaluer le gain de précision que pouvait apporter la combinaison des informations extraites de

plusieurs images satellites à haute résolution spatiale, spectrale et temporelle sur la discrimination des essences au niveau de l'espèce.

3.1.3 Les images optiques multi-temporelles (ou multi-saisonales)

La méthode de classification par approche multi-temporelle est fondée sur les changements phénologiques des arbres. Les différentes étapes de croissance telles que la floraison, l'apparition des feuilles et la sénescence modifient les propriétés biophysiques et structurelles, qui sont utilisées pour différencier les espèces d'arbres dans les ensembles de données satellitaires multi temporelles (Wolter et al 1995, Hill et al. 2010; Shereen et al., 2016). Les séries chronologiques de données satellitaires qui capturent ces changements phénologiques, sont susceptibles d'augmenter la différenciation spectrale des espèces d'arbres à feuilles caduques (Hill et al 2010). Selon Wolter et al. 1995, une approche multi temporelle stratifiée de la classification des données satellitaires en combinaison avec une connaissance préalable de la phénologie des types de couverture végétale est préférable à l'utilisation d'une approche à date unique. Zhu et al. 2014, en comparant les résultats acquise à partir de l'utilisation de séries chronologiques d'images Landsat, et celles obtenue par l'analyse d'une seule image Landsat, ont remarqué que les données de séries chronologiques augmentent grandement la précision de la cartographie des types de forêts, et ont souligné l'importance des informations phénologiques contenues dans les images multi-saisonnières pour discriminer différents types de forêts, ils ont obtenu une précision de classification de types de foret de 90,52 % à l'aide de séries chronologiques, qui après l'ajout des information topographiques, a légèrement augmentée de 2%. Les mêmes constats ont été faits par Pulletti et al. 2018, qui ,dans le but de comparer les précisions de classification obtenues en utilisant des données satellitaire à date unique et des données satellitaire chronologiques, ont observer que Les résultats de l'image de printemps ont indiqué que les 10 bandes de l'image unique discriminaient bien les forêts de feuillus et de résineux, quelle que soit la période d'acquisition phénologique, mais ne différenciaient pas les forêts mixtes. Ils ont également constaté qu'en incluant des indices de végétation cela n'a que légèrement augmenté la séparabilité entre ces classes. En exploitant l'information multitemporelle de S2, la séparabilité s'est nettement améliorée par rapport à la première.

Certains auteurs ont souligné l'importance d'avoir des images de plusieurs dates au cours de la même année afin de réduire au minimum les effets des changements potentiels de la couverture végétale au fil du temps. Par exemple, l'analyse des images multi temporelles du satellite Landsat TM en combinaison avec des données sur quatre dates de la même année du capteur MSS a permis à Wolter et al. (1995) de distinguer 13 types de forêts au niveau de l'espèce (dominante) sur vingt-deux

types de forêts classées au niveau II selon la classification d'Anderson (Feuillus, conifère et mixtes) (Anderson, 1976). avec cette approche de classification d'image multi temporelle, les auteurs ont obtenu une précision globale de classification de 83,2% avec une précision de classification de type de forêt de 80,1% avec cette approche de classification d'image multi temporelle, les auteurs ont réussi à séparer deux espèces de chênes (très souvent confondues lors des classifications en raison de leur similarité en terme de réflectance spectrale).De même, Reese et al. (2002), à partir de douze scènes des données du satellites Landsat TM à double date, ont atteint 95% et 93% de précisions de classification pour les forêts de feuillus et de conifères respectivement dans l'état du Wisconsin (USA) avec la méthode de classification appelée "regroupement guidé" qui s'est avérée être la meilleure parmi les autres méthodes utilisées à savoir l'analyse des composantes principales, la stratification en unités spectralement cohérentes, la classification séparée des zones sèches, des zones humides et des zones urbaines, . La précision globale pour la méthode de regroupement guidé pour les espèces forestières allait de 70 % à 84 %. Ils ont ainsi démontré que l'imagerie à double date était utile pour obtenir une classification au niveau des espèces.

D'autres auteurs par contre, trouvent plus pertinent d'analyser les informations extraites de plusieurs images satellitaires à haute résolution spatiale par an en tenant compte de l'autocorrélation spatiale des données de références c'est le cas de kariasak et al. (2020) qui pour la discrimination de 13 espèces d'arbres sur la base de 10 séries temporelles d'images Formosat-2 acquises pendant le cycle de végétation saisonnier de 2006 à 2014 et de de l'algorithme SVM ont démontré que la précision de classification variait par année, de 0.48 pour 2006 à 0.60 pour 2014. Axelson et al. (2021) ont testé l'inférence bayésienne en appliquant la classification par maximum de vraisemblance sur un flux continu de données Sentinel-2 pour la classification des espèces d'arbres dominantes. Avec des combinaisons de dates d'images différentes 23 images sentinel 2 (sur un total de 142 images car seul 22 images n'étaient pas contaminées par les nuages) ont été choisies automatiquement dans la période de 2016 à 2018 dans la zone boréo-némorale du sud de la Suède et à cause des faibles angles du soleil et de la présence de neige dans les images d'hiver, seules les images des mois d'avril à octobre de chaque année ont été utilisées et ont obtenu une précision de classification de 87% pour la classification de 4 classe d'espèces dominantes (Betula spp, Picea abies, Pinus sylvestris et Quercus robur) qui représentent plus de 90% de la biomasse forestière en Suède. Bien que l'étude n'a pas été réalisée en forêt tempérée, cette méthode proposée par Axelson et al. (2021) pour la classification des essences à l'aide des images satellites paraît efficace pour la discrimination des essences sur une vaste zone et permettrait de répondre à la problématique de pouvoir cartographier l'essence principale d'un

peuplement pur. Les auteurs ont affirmé que la méthode bayésienne a la particularité de pouvoir être appliquée lorsque les données ne sont pas toujours complètes pour toutes les zones car elle nécessite moins de données de référence. Aussi, le choix des dates des images a été déterminant pour la discrimination des essences, par exemple pour séparer *P. abies* et *P. sylvestris*, seules les images du milieu et de la fin de l'été ont été sélectionnées.

3.2 L'utilisation des données LiDAR

Le LiDAR aussi appelé ALS (Airbone laser scanning) est une technologie de télédétection active qui permet d'obtenir des informations de haute précision sur la hauteur et la structure 3D de la canopée (Morin, 2020), elle est fondée sur l'émission et la réception de flash laser et le calcul de la distance parcourue par un faisceau lumineux entre le capteur embarqué et l'objet visé. Grâce à cette mesure, le capteur enregistre les coordonnées x, y, z de plusieurs points qui sont ensuite observés sous la forme d'un nuage de points sur des logiciels de traitement de données tridimensionnelles. En outre, pour de nombreuses applications forestières, les informations 3D jouent un rôle crucial (Zou et al., 2017, Liu et al., 2021, Seidel et al., 2021). Le LiDAR peut être monté sur les 3 différents types de plateformes (mais j'ai remarqué au cours de ma revue que les données LiDAR les plus couramment utilisées pour les applications forestières sont les données aéroportées et terrestre.

Ainsi, de nombreuses études ont testé et évalué la classification des essences à l'aide des données LiDAR. En effet, d'après Liu et al. (2021) avec les progrès que connaît la technologie LiDAR, elle représente un support technique pour une classification fine et précise de la végétation. Cette classification repose le plus souvent sur la base des mesures tridimensionnelles évoquées plus haut ou sur la base de caractéristiques des données de la forme d'onde complète (FW) (Bruggisser et al., 2017) et sur l'utilisation de la technologie d'apprentissage profond notamment le machine learning et le deep learning avec des algorithmes de classifications (SVM et RF par exemple).

D'après Liu et al. (2021), la technologie d'apprentissage profond, a connu un bon développement dans le traitement des données 3D et en raison des avantages qu'elle dispose pour l'extraction des caractéristiques à partir des données 3D, c'est ce qui explique leur utilisation par plusieurs chercheurs pour la reconnaissance des essences à partir de données LiDAR. En outre, Des analyses statistiques telles que des régressions linéaires et des ANCOVA sont également incluses dans les méthodes de classifications. Ørka et al. (2009), dans le but d'identifier les caractéristiques dérivées des données ALS qui permette de discriminer les espèces de feuillus des espèces de conifère, ont sélectionné les caractéristiques d'intensités et les caractéristiques structurelles en analysant à l'aide de

tests statistiques (ANCOVA) les échos laser situés dans la projection verticale des couronnes des arbres enregistrés par le capteur, ainsi 3 catégories ont été attribuées à ces échos notamment " premiers échos parmi plusieurs ", " échos uniques " ou " derniers échos parmi plusieurs " qu'ils ont dénommées FIRST, SINGLE et LAST. Les auteurs ont souligné que les caractéristiques sélectionnées des données ALS pour la discrimination des essences ne devraient pas dépendre de la hauteur des arbres, cependant une grande dépendance des caractéristiques sélectionnées avec la hauteur avait été constatée et la prise en compte de cette dépendance a permis d'identifier une différence de la distribution des échos ; les échos FIRST et SINGLE étaient situés plus haut et les échos LAST plus bas dans les couronnes de bouleau que dans les couronnes d'épicéa. ont alors réussi à discriminer les espèces avec des précisions maximales de classification de 73% et 77% pour les caractéristiques d'intensité et les caractéristiques structurelles respectivement et une classification globale de 88% en combinant les deux types de caractéristiques. L'épicéa a été discriminé avec une précision de 93, 3% et le bouleau avec une précision de 81,7%.

Zou et al. (2017) ont proposé la méthode fondée sur les voxels pour classifier les essences dans à partir des nuages de points 3D. Ils ont utilisé le tramage pour diviser les voxels dans l'espace d'échantillonnage, ont accumulé le nombre de points dans chaque grille de voxels et les ont projetés sur une image 2D contenant les contours des arbres. La projection a été répétée tous les 10° afin d'augmenter la richesse d'échantillons d'entraînement, et un réseau de conviction profond (le DBN) a été utilisé pour générer des caractéristiques avancées permettant de classer les espèces d'arbres. La méthode a atteint une précision moyenne de 93,1 % et 95,6 % sur les deux ensembles de données de nuages de points forestiers 3D acquis par des systèmes de balayage laser terrestres et aéroportés respectivement pour tester la méthode proposée. Parallèlement, Seidel et al. (2021) ont atteint une précision de 86%, pour la classification au niveau de l'espèce de 7 essences d'arbres sur la base d'une représentation 2D (images) de nuages de points 3D, en testant la performance d'une approche de classification d'images fondée sur des réseaux neuronaux convolutifs (CNNs). Les nuages de points 3D de 690 arbres provenant de plusieurs campagnes de balayage laser menées sur différents sites forestiers en Allemagne et aux Etats unis ont été utilisés pour cette classification. Liu et al. (2021) ont proposé la méthode d'apprentissage appelé LayerNET, une classification automatique qui a pour capacité d'utiliser directement les données LiDAR obtenues au niveau des zones d'échantillonnage pour classer les espèces d'arbres. Ainsi, pour la caractérisation d'une zone forestière mixte composée essentiellement de deux essences (le mélèze et le bouleau blanc) et caractérisée par un sous étage complexe et dense, deux différents types de données LiDAR (LiDAR au sol et aéroporté) présentant

des caractéristiques structurelles différentes ont été utilisés. Les auteurs ont réussi à discriminer les deux essences avec une précision globale de classification de 88,8 % et 92,5 % sur les ensembles de données LiDAR aéroportées et terrestres respectivement. Grace aux nuages de points 3D, les caractéristiques structurelles de chaque espèce d'arbre de la zone d'échantillonnage ont été appréhendé et la discrimination des deux essences est facilitée par les différences structurelles 3D notamment la taille, le diamètre à hauteur de poitrine (DBH) et la taille de la couronne. En effet, les caractéristiques structurelles extraites des nuages de points 3D ont montré que le mélèze est généralement plus grand que le bouleau, avec une couronne et un diamètre à hauteur de poitrine plus larges. Les auteurs on conclut que grâce à sa particularité d'apprendre activement les caractéristiques des échantillons, LayerNET augmente le taux de précision de la classification de 8,8 % à 13,4 % par rapport à la méthode d'apprentissage profond qui convertit les données 3D en représentation arborescente 2D, LayerNet peut réduire la perte d'informations, ce qui permet d'obtenir un taux de précision de classification de 4,6 %.

3.3 LiDAR + Optique

La classification automatisée des espèces à partir de nuages de points 3D uniquement reste un défi (Seidel et al., 2017) car malgré le bon niveau de précision de classification que cette technologie fournit, des bruits données dues à la complexité dans les réflectances des espèces sont enregistrées dans les données rendant difficile la classification, surtout pour des vastes zones. Pour permettre la discrimination des essences au sein des peuplements mixtes à partir des données optiques, les auteurs ont indiqué que l'ajout des caractéristiques structurelles aux caractéristiques spectrales peut considérablement améliorer la précision de la classification des essences. C'est dans ce contexte que des études ont testées la combinaison des données dérivées du LiDAR avec des données optiques. Les données hyper-spectrales aéroportées sont la source de données de télédétection optique la plus utilisée dans cette méthode et le LiDAR, en tant que donnée supplémentaire, améliore considérablement la précision de la classification grâce aux informations sur la segmentation des arbres et la structure verticale tridimensionnelle.

D'après Tuominen et al. (2017) la combinaison des bandes hyperspectrales et des caractéristiques des nuages de points 3D, complétée par des caractéristiques texturales (NDVI) ou des transformations multi-bandes, fournit un nombre très élevé de caractéristiques potentielles de télédétection. Shereen et al. (2016), ont obtenu 93% de précision globale pour la classification de treize espèces majeures d'arbres (8 feuillus et 5 conifères) à l'aide d'une série temporelle d'images satellite

Formosat-2 multispectrales denses à haute résolution spatiale (SITS) et une méthode de classification non paramétrique Support Vector Machine (SVM) qui s'est révélé le meilleur parmi les trois autres méthodes non paramétriques (K-NN et Random Forest) et paramétriques (GMM) testées. D'autres auteurs ont également tester la combinaison des données hyper-spectrales et des séries chronologiques, c'est le cas de Hill et al., (2010) qui, après avoir obtenu une meilleure discrimination de 6 espèces d'arbres dominants en peuplement mélangé à partir de la classification fondées sur une image hyper-spectrale du 25 octobre et un modèle numérique de hauteur de canopée dérivé du LiDAR (avec une précision de classification globale de 71%), ont vu cette précision augmentée en combinant 3 images de dates différentes (17 mars, 16 juillet et 25 octobre) passant de 71% à 84%, qui est ensuite passée à 88 % après une procédure de post-classification par groupement et tamisage. Mäyrä et al. (2021) dans l'objectif de comparer les performances de cinq méthodes d'apprentissage automatique courantes (RF, SVM, GBM, ANN et CNN) pour la classification des essences, ont utilisé une combinaison de données hyperspectrales et de données LiDAR pour la classification de quatre espèces d'arbres principales de la zone d'étude (le Pin sylvestre, épinette de Norvège et bouleau et le tremble européen) en Finlande. Leur étude a été réalisée sur une zone forestière boréale de 8200 ha sur laquelle les données hyperspectrales et LiDAR ainsi que de nombreuses mesures de données de référence au sol d'espèces d'arbres ont été recueillies. Toutes les méthodes CNN ont donné des résultats similaires pour différentes espèces, le tremble et le pin ont été classés avec la plus grande précision, et le bouleau était l'espèce la plus difficile à classer correctement. Ils ont obtenu une cartographie de la distribution des 4 essences principales et ont conclu que la méthode d'apprentissage CNN a surpassé toutes les autres méthodes en termes de précision globale tandis que Les modèles 3D-CNN ont particulièrement bien fonctionné en séparant les espèces de conifères pin et épicéa. Les méthodes SVM, ANN et CNN ont fait la distinction entre le bouleau et le tremble sans difficulté, mais ont eu plus d'erreurs dans la classification de l'épinette comme bouleau. L'épinette était aussi souvent confondue au pin. Le pin et l'épinette ont été considérés comme des classes distinctes dans les classifications d'espèces fondées sur des données hyperspectrales, tandis que les feuillus ont été combinés en une seule classe à cause de difficultés importantes qu'ils rencontraient pour séparer les espèces à feuilles caduques les unes des autres.

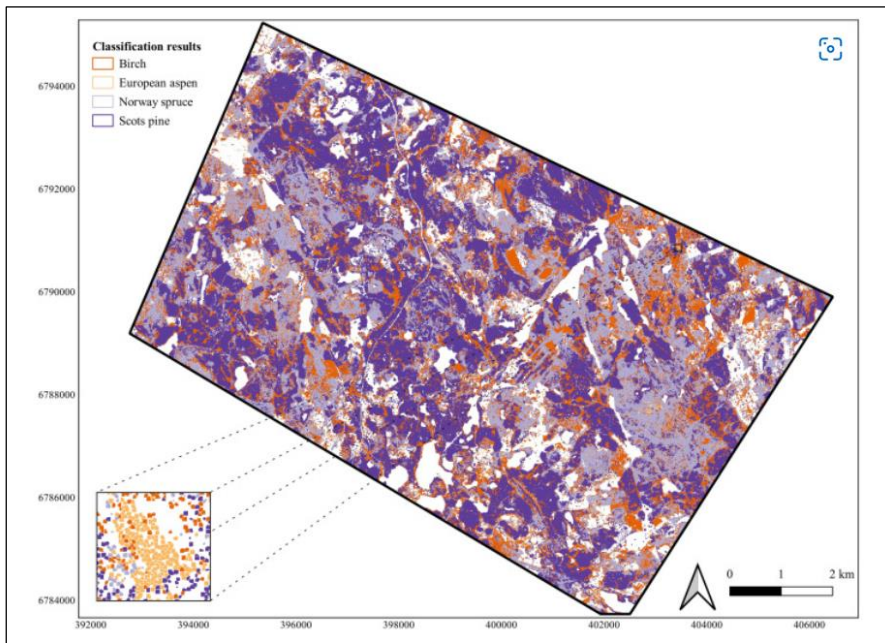


Figure 2: carte obtenue pour la classification des 4 espèces. Mäyrä et al. (2021)

En parallèle, Guang Yang et al. (2019) ont obtenu une précision globale classification de 99,6% sur la base de l'approche de classification par pixel avec la méthode de combinaison de données hyperspectrale et LiDAR aéroporté. Pour cela, Ils ont utilisé un modèle de la hauteur de couronne (CHM) dérivé des nuages de points 3D LiDAR et de multiples caractéristiques des images hyperspectrales, notamment des caractéristiques texturales de Gabor, des caractéristiques texturales de la matrice de cooccurrence des niveaux de gris (GLCM) et des indices de végétation. Les auteurs ont testé plusieurs classificateurs et SVM s'est avéré le plus performant en termes de précision. Ils ont souligné que les caractéristiques texturales GLCM n'ont pas amélioré la précision de la classification des espèces d'arbres lorsqu'elles ont été combinées avec des caractéristiques spectrales par contre la caractéristique CHM a davantage contribué à la discrimination des espèces d'arbres que les indices de végétation.

3.4 Radar + optique

Cette dernière méthode recensée, est une méthode qui connaît un franc succès dans le suivi des écosystèmes forestiers notamment de forêts tropicales, cependant, son utilisation dans les forêts tempérées n'est pas encore avancé, ce qui explique que je n'ai pas trouvé des travaux explorant ces deux types de données pour cartographier la diversité spécifique dans les forêts tempérées. Ce manque d'étude sur la combinaison des données Radar et optique en forêt tempérée est justifié par les experts du traitement du signal par le fait que le traitement très kilométrique des données Radar. Cependant, à l'issue des entretiens avec les experts j'ai retenu que la combinaison des capteurs optiques et radar apportent des informations précises sur l'état de la végétation, la structure des arbres et l'organisation spatiale des forêts de plus ces données ont l'avantage d'être mondialement disponible et gratuite avec une diversité et une qualité des images à haute résolution spatiale et temporelle (Morin. D, 2020). Leur utilisation pourrait permettre de classifier les vastes zones forestières à moindre coût.

4 Discussion

Dans cette partie du rapport, les principales méthodes pour discriminer les essences sont chacune analysées en fonction de leurs avantages et inconvénients dans le contexte des attentes du projet Passifor 2 à savoir et en fonction des différents avis recueillis auprès des experts.

En ce qui concerne l'utilisation des données optiques pour discriminer les essences, Des variations considérables dans la précision de la cartographie des espèces à partir d'imagerie optique ont été signalées par les auteurs, , et bien que les deux méthodes proposées aient permis aux auteurs d'obtenir de bons taux de classification au niveaux de l'espèce, il n'est pas approprié d'affirmer que ces méthodes conviendraient pour cartographier la diversité spécifique à l'échelle de la France métropolitaine car ces deux études ont été faites sur des petites zones. Tuominen et al. (2017) par exemple, ont utilisé des images à haute résolution à basse altitude en utilisant des capteurs basés sur des drones et ont testé la classification des espèces et des genres au niveau des arbres individuels sur une zone limitée en surface (50ha).

De plus, la ressemblance spectrale entre les espèces, les conditions atmosphériques, les différences d'éclairage et d'angle de vue, la variabilité naturelle de la structure du houppier, l'ouverture de la canopée, ou encore les effets d'ombrage et l'état physiologique du houppier (qui varie selon la saison et l'état sanitaire de l'arbre), influencent et augmentent la variance de réflectance au sein d'une espèce dans une image optique (Hill et al 2010). Par conséquent, la discrimination des essences à partir de leurs seules propriétés spectrales (ou valeurs de réflectance dans les images optiques) n'est pas évidente, elle nécessite d'être complétée par des caractéristiques géométriques (architecture ou structure du houppier, par exemple), dérivées de données tridimensionnelles, des méthodes de correction géométriques, radiométriques et plusieurs calibrations des images afin d'obtenir de bonne précision de classification. C'est dans ce contexte que les auteurs propose une combinaison des données optiques avec des données tridimensionnelle (LiDAR ou photogrammétriques) afin d'améliorer la discrimination des essences.

Pour ce qui est de l'utilisation des images satellitaires l'un des avantages les plus évidents est qu'avec des données satellitaires, il est possible de couvrir de vastes zones, un autre avantage offert est le temps de revisite court, qui permet de disposer de données fréquentes (tous les cinq jours pour sentinel2). De plus, en combinaison avec des algorithmes d'apprentissage automatique, l'imagerie satellitaire à très haute résolution constitue une solution efficace pour discriminer des essences sur des vastes

échelles car elle fournit des informations beaucoup plus détaillées sur l'objet observé à l'échelle locale et régionale que les données optiques aéroportées.

Il existe cependant des facteurs qui peuvent constituer un frein à l'utilisation des données satellitaires à date unique, à savoir, la difficulté d'avoir des images sans nuages et prises à la bonne période : par exemple pour des peuplements de feuillus il est nécessaire d'avoir des images prises en période de croissance ou de végétation (mi- été) car à cette période de l'année, les feuilles de toutes les espèces d'arbres sont pleinement développées, ce qui offre de bonnes conditions pour la discrimination spectrale des espèces d'arbres. Cependant, pour des essences à très faible dissimilarité spectrale, plusieurs erreurs de classification entachent les résultats de classification à partir des images satellitaires à date unique. Par exemple Immitzer et al., (2012) ont souligné des confusion de classification entre deux espèces de conifères (le mélèze européen et le pin sylvestre) due à leur similarité spectrale, si bien que les algorithmes avaient plus tendance à classer les espèces de mélèze européen au sein d'autres espèces de signatures spectrales similaires. Outre cela, la taille des échantillons des données de référence est également importante pour la classification des espèces : plus la taille des échantillons d'apprentissage est grande, plus la précision sera élevée. Il est important de souligner que les auteurs ayant testé la classification des essences à partir des images satellitaires sur la base de l'approche par objet n'ont considéré que la partie du houppier exposée à la lumière: de cette façon, la variabilité spectrale au sein de l'espèce n'a pas été augmentée par les conditions d'illumination variables dans la couronne de l'arbre, ce qui a augmenté de manière significative les précisions de classification. C'est pourquoi, les auteurs recommandent l'utilisation des séries chronologiques d'images satellites afin de capturer au mieux les changements phénologiques susceptibles d'améliorer la discrimination.

La classification fondée sur l'utilisation des données satellitaires multi temporelles présente des avantages et des inconvénients ou plutôt des facteurs qui peuvent représenter une limite à l'utilisation de cette méthode pour atteindre une bonne précision dans la discrimination. Ces facteurs sont notamment, la nécessité de connaissance préalable de la phénologie des espèces d'arbres présentes sur la zone d'étude; le choix des dates optimales pour la classification car certaines étapes phénologiques telle que la feuillaison par exemple ont lieu à une période bien précise de l'année et lorsque l'image sélectionnée pour la discrimination ne tienne pas compte de cela, il y'a de forte chance de manquer des information qui aurait pu apporter plus de précision dans la discrimination des essences. Les conditions climatiques représentent également un frein car elles rendent difficile la différenciation des espèces d'arbres du fait que certaines images se retrouveraient contaminées par les nuages ou la neige;

par conséquent, le choix des images (des dates) dépend de la région, des conditions climatiques et du type de couverture végétale; par exemple, pour les forêts tempérées mixtes de feuillus d'une région Nord-américaine, Reese et al. (2002) affirment que des images d'été représentant les conditions de feuillaison et des images de mi-automne représentant la sénescence sont à préférer. Ces auteurs soulignent également que pour les zones avec plusieurs types de couvertures végétales (forestière et agricole par exemple) il peut être idéal d'utiliser trois dates d'imagerie (printemps, été et automne de la même année) pour obtenir la meilleure classification des espèces. Elle n'est pas adaptée pour la classification au niveau de l'espèce pour des essences pour des peuplements en mélange intime, Mais est très pertinente pour la discrimination des feuillus et des résineux et pour la discrimination des essences en peuplement pur de feuillus. En somme, l'utilisation des séries temporelles de données satellitaires dépend du type du couvert végétal, elle est plus pertinente pour les peuplements mixtes ou purs d'espèces à feuilles caduque, du fait que les caractéristiques de réflectance d'une forêt à feuilles caduques varient au cours du cycle phénologique des feuilles en raison des changements dans les attributs biophysiques ou biochimiques de la canopée.

Les différentes études ont montré que l'utilisation des données LiDAR pour la discrimination des essences forestières dans les peuplements mélangés est possible, notamment la discrimination des feuillus/résineux, et permet également une classification au niveau de l'espèce avec des précisions élevées de classification. Cependant, L'utilisation ces méthodes nécessite néanmoins beaucoup de calibration par exemple pour un peuplement homogène, il faut en moyenne 50 à 80 placettes par hectare et une excellente superposition des placettes de calibration et les données de télédétection pour une bonne discrimination des essences et une bonne précision de classification. Elle est également limitée par la densité du peuplement et les différences structurelles des couronnes d'arbres, qui ont une influence sur les échos laser enregistrés. Les classifications fondées sur les caractéristiques de FW utilisent principalement l'amplitude de l'écho et l'énergie de l'impulsion, qui sont récupérées par décomposition de la forme d'onde comme nous l'avons vue avec Ørka et al. (2009), or dans les zones forestières, la symétrie de la forme de l'écho est potentiellement modifiée par la diffusion multiple, les espèces ont des propriétés de la couronne telles que la forme de la couronne, la réflectivité (le feuillage, l'écorce et la tige) et l'emplacement de la biomasse influencent la distribution des échos laser ce qui crée un chevauchement dans les plages des caractéristiques dérivées de ces échos, occasionnant des données bruyantes et variantes en fonction des propriétés des peuplements et du capteur. Par conséquent, la classification des espèces fondée sur les caractéristiques dérivées des données LiDAR tels que les caractéristiques structurelles et l'intensité ne serait pas suffisante pour une

discrimination efficace de toutes les essences pour des peuplements très densément diversifié. Pour pallier à cela, les auteurs proposent de combiner les données LiDAR avec des données multispectrales ou hyper-spectrales, Leur principal argument est que les deux types de données peuvent être utilisés de manière complémentaire afin d'obtenir de meilleures isolations automatisées des arbres pour une meilleure précision de classification des essences au sein des peuplements mélangés avec une forte diversité spécifique.

Conclusion

L'objectif principal de cette revue était d'identifier les méthodes de télédétection capables de discriminer les essences en peuplement mélangé. Les quatre méthodes de télédétection recensées, combinées aux méthodes de classification notamment le machine learning et le deep learning, présentent un fort potentiel pour la discrimination des essences du fait qu'elles fournissent de bons taux de classification et permettent de discriminer les essences en peuplement mélangé. Chacune de ces méthodes en fonction des résultats qu'elles présentent, répondent à nos questions de départ. Par exemple, l'imagerie hyperspectrale aéroportée a montré un potentiel important pour la discrimination des essences d'arbres avec une classification au niveau de l'espèce. Les séries chronologiques de données satellitaires ont été efficaces pour discriminer les essences de feuillus particulièrement car sensible au changement phénologique... du fait que la précision de discrimination dépend aussi des approches de classification, il est important de souligner que les méthodes d'analyse les plus couramment utilisées, telles que les forêts aléatoires et les machines à vecteurs de support, nécessitent une ingénierie manuelle des caractéristiques afin d'utiliser correctement les caractéristiques spatiales et spectrales, alors que les méthodes d'apprentissage profond sont capables d'extraire ces caractéristiques des données brutes.

Par conséquent il ne serait pas approprié d'affirmer qu'une seule méthode conviendrait pour la discrimination des essences. Mais si on prend en compte les problématiques d'échelle et des différentes caractéristiques influençant la classification, le couplage LiDAR + Hyperspectrale est la méthode qui semble avoir plus de succès pour la discrimination des essences à l'échelle du peuplement pour une cartographie de la diversité spécifique France entière. Or, le coût d'acquisition des données hyperspectrales peut représenter un facteur limitant pour des estimations fiables et précises. La méthode de discrimination fondée sur les images satellites multi-temporelles à haute résolution spectrales en combinaison avec des données Radar pourrait alors constituer une bonne alternative aux données hyperspectrales et données LiDAR.

Références Bibliographiques

1. Anderson, J. R. (1976). *A Land Use and Land Cover Classification System for Use with Remote Sensor Data*. U.S. Government Printing Office.
2. Arvid Axelson, Eva Lindberg, Heather Reese, Hakan Olson. (2021). *Tree species classification using Sentinel-2 imagery and Bayesian inference* | Elsevier Enhanced Reader[Journal].Www.Elsevier.Com/Locate/Jag. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102318>
3. Blandford, H.R. 1924, The aero-photo survey and mapping of the Irrawaddy delta. *Indian Forester*, 50:605-16
4. Bercha, F. G. ., & Currie, D. H. (1990). Multi-sensor airborne forest inventory system. *Biodiversity Science*. Scopus.
5. Boureau, J. G. (2008). Manuel d'interprétation des photographies aériennes infrarouges. *Application aux milieux forestiers et naturels*. Edition IFN.
6. Camarretta, N., Harrison, P. A., Bailey, T., Potts, B., Lucieer, A., Davidson, N., & Hunt, M. (2020). Monitoring forest structure to guide adaptive management of forest restoration : A review of remote sensing approaches. *New Forests*, 51(4), 573-596. <https://doi.org/10.1007/s11056-019-09754-5>
7. Denisova, A. Y., Kavelenova, L. M., Korchikov, E. S., Prokhorova, N. V., Terentyeva, D. A., & Fedoseev, V. A. (2019). Tree species classification for clarification of forest inventory data using Sentinel-2 images. *Seventh International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment (RSCy2019)*, 11174, 59-68. <https://doi.org/10.1117/12.2531805>
8. Deur, M., Gasparovic, M., & Balenović, I. (2020). Tree Species Classification in Mixed Deciduous Forests Using Very High Spatial Resolution Satellite Imagery and Machine Learning Methods. *Remote Sensing*, 12, 3926. <https://doi.org/10.3390/rs12233926>
9. 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 Sensing*, 13(1868), 1868. <https://doi.org/10.3390/rs13101868>
10. FAO, JRC, SDSU ET UCL (2009). Enquête par télédétection de l'évaluation des ressources forestières mondiales 2010. Objectifs, Données, Méthodes et Approche. Evaluation des ressources forestières mondiales. Document de travail n° 155. Publié par FAO et partenaires FRA RSS Rome, 2009.

11. FCBA INFO, La télédétection appliquée à la foresterie : les apports du projet FORESEE, octobre 2016
12. Hakkenberg, C. R., Peet, R. K., Urban, D. L., & Song, C. (2018). Modeling plant composition as community continua in a forest landscape with LiDAR and hyperspectral remote sensing: *Ecological Applications*, 28(1), 177-190. Scopus. <https://doi.org/10.1002/eap.1638>
13. Haomin Wan, Tang, Y., Jing, L., Li, H., Qiu, F., & Wu, W. (2021). Tree Species Classification of Forest Stands Using Multisource Remote Sensing Data. *Remote Sensing*, 13(1), 144. <https://doi.org/10.3390/rs13010144>
14. 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 Sensing*, 11(18). Scopus. <https://doi.org/10.3390/rs11182078>
15. Hill, R. A., Wilson, A. K., George, M., & Hinsley, S. A. (2010). Mapping tree species in temperate deciduous woodland using time-series multi-spectral data. *Applied Vegetation Science*, 13(1), 86-99. Scopus. <https://doi.org/10.1111/j.1654-109X.2009.01053.x>
16. Hoffmann, J., Muro, J., & Dubovyk, O. (2022). Predicting Species and Structural Diversity of Temperate Forests with Satellite Remote Sensing and Deep Learning. *Remote Sensing*, 14(7). Scopus. <https://doi.org/10.3390/rs14071631>
17. IFN. "L'image proche infrarouge : une information essentielle", NUMÉRO 25 - 2e trimestre 2010
18. Iseli, C., & Lucieer, A. (2019). Tree Species Classification Based on 3d Spectral Point Clouds and Orthomosaics Acquired by Snapshot Hyperspectral Uas Sensor. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 4213, 379-384. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-379-2019>
19. Kamoske, A. G., Dahlin, K. M., Read, Q. D., Record, S., Stark, S. C., Serbin, S. P., & Zarnetske, P. L. (2022). Towards mapping biodiversity from above : Can fusing lidar and hyperspectral remote sensing predict taxonomic, functional, and phylogenetic tree diversity in temperate forests? *Global Ecology and Biogeography*, n/a(n/a). <https://doi.org/10.1111/geb.13516>
20. Karasiak, N., Dejoux, J.-F., Fauvel, M., Willm, J., Monteil, C., & Sheeren, D. (2019). Statistical Stability and Spatial Instability in Mapping Forest Tree Species by Comparing 9 Years of Satellite Image Time Series. *Remote Sensing*, 11(21), 2512. <https://doi.org/10.3390/rs11212512>
21. Karasiak, N., Fauvel, M., Dejoux, J.-F., Monteil, C., & Sheeren, D. (2020). OPTIMAL DATES FOR DECIDUOUS TREE SPECIES MAPPING USING FULL YEARS SENTINEL-2

TIME SERIES IN SOUTH WEST FRANCE. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, V-3-2020, 469-476. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-V-3-2020-469-2020>

22. Karasiak, N., Sheeren, D., Fauvel, M., Willm, J., Dejoux, J.-F., & Monteil, C. (2017). Mapping tree species of forests in southwest France using Sentinel-2 image time series. *2017 9th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images (MultiTemp)*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/Multi-Temp.2017.8035215>
23. Koch, Barbara. "La télédétection et son utilisation dans les évaluations forestières nationales (EFN)." Répertoire des connaissances sur évaluations des ressources forestières nationales, catalogue de la FAO, 18p (2012).
24. Kulikova, M. S., Mani, M., Srivastava, A., Descombes, X., & Zerubia, J. (s. d.). *TREE SPECIES CLASSIFICATION USING RADIOMETRY, TEXTURE AND SHAPE BASED FEATURES*. 5.
25. Liu, M., Han, Z., Chen, Y., Liu, Z., & Han, Y. (2021). Tree species classification of LiDAR data based on 3D deep learning. *Measurement*, 177, 109301. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109301>
26. Ma, M., Liu, J., Liu, M., Zeng, J., & Li, Y. (2021, décembre 9). Tree Species Classification Based on Sentinel-2 Imagery and Random Forest Classifier in the Eastern Regions of the Qilian Mountains. 14.
27. Mäyrä, J., Keski-Saari, S., Kivinen, S., Tanhuanpää, T., Hurskainen, P., Kullberg, P., ... & Vihervaara, P. (2021). Tree species classification from airborne hyperspectral and LiDAR data using 3D convolutional neural networks. *Remote Sensing of Environment*, 256, 112322.
28. Morin, D. (2020). *Estimation et suivi de la ressource en bois en France métropolitaine par valorisation des séries multi-temporelles à haute résolution spatiale d'images optiques (Sentinel-2) et radar (Sentinel-1, ALOS-PALSAR)* (Doctoral dissertation, Université Paul Sabatier-Toulouse III).
29. Ørka, H. O., Næsset, E., & Bollandsås, O. M. (2009). Classifying species of individual trees by intensity and structure features derived from airborne laser scanner data. *Remote Sensing of Environment*, 113(6), 1163-1174. Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.02.002>
30. Persson, M., Lindberg, E., & Reese, H. (2018). Tree species classification with multi-temporal Sentinel-2 data. *Remote Sensing*, 10(11). Scopus. <https://doi.org/10.3390/rs10111794>
31. Puletti, N., Chianucci, F., & Castaldi, C. (2018). Use of Sentinel-2 for forest classification in

- Mediterranean environments. *Annals of Silvicultural Research*, 42(1).
<https://doi.org/10.12899/asr-1463>
32. Reese, H. M., Lillesand, T. M., Nagel, D. E., Stewart, J. S., Goldmann, R. A., Simmons, T. E., Chipman, J. W., & Tessar, P. A. (2002). Statewide land cover derived from multiseasonal Landsat TM data : A retrospective of the WISCLAND project. *Remote Sensing of Environment*, 82(2), 224-237. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00039-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00039-1)
 33. Bruggisser, M., Roncat, A., Schaepman, M. E., & Morsdorf, F. (2017). Retrieval of higher order statistical moments from full-waveform LiDAR data for tree species classification. *Remote sensing of environment*, 196, 28-41. Bruggisser, M., Roncat, A., Schaepman, M. E., & Morsdorf, F. (2017). Retrieval of higher order statistical moments from full-waveform LiDAR data for tree species classification. *Remote sensing of environment*, 196, 28-41.(s. d.).
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.04.025>
 34. Seidel, D., Annighöfer, P., Thielman, A., Seifert, Q. E., Thauer, J.-H., Glatthorn, J., Ehbrecht, M., Kneib, T., & Ammer, C. (2021). Predicting Tree Species From 3D Laser Scanning Point Clouds Using Deep Learning. *Frontiers in Plant Science*, 12.
<https://www.frontiersin.org/article/10.3389/fpls.2021.635440>
 35. Sheeren, D., Fauvel, M., Josipović, V., Lopes, M., Planque, C., Willm, J., & Dejoux, J.-F. (2016). Tree Species Classification in Temperate Forests Using Formosat-2 Satellite Image Time Series. *Remote Sensing*, 8(9), 734. <https://doi.org/10.3390/rs8090734>
 36. Stereńczak, K., & Wietecha, M. (2015). Tree species classification in temperate forests using airborne hyperspectral data. 4, 1.
 37. Torabzadeh, H., Leiterer, R., Hueni, A., Schaepman, M. E., & Morsdorf, F. (2019). Tree species classification in a temperate mixed forest using a combination of imaging spectroscopy and airborne laser scanning. *Agricultural and Forest Meteorology*, 279, 107744.
<https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2019.107744>
 38. Immitzer, M., Atzberger, C., & Koukal, T. (2012). Tree species classification with random forest using very high spatial resolution 8-band WorldView-2 satellite data. *Remote sensing*, 4(9), 2661-2693.
 39. Tuominen, S., Näsi, R., Honkavaara, E., Balazs, A., Hakala, T., Viljanen, N., Pölönen, I., Saari, H., & Reinikainen, J. (2017). TREE SPECIES RECOGNITION IN SPECIES RICH AREA USING UAV-BORNE HYPERSPECTRAL IMAGERY AND STEREO-PHOTOGRAMMETRIC POINT CLOUD. *The International Archives of the*

Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLII-3/W3, 185.

40. Wietecha, M., Modzelewska, A., & Stereńczak, K. (2017). Airborne hyperspectral data for the classification of tree species a temperate forests. *Sylvan*, 161(1), 3-17. Scopus.
41. Wolter, P. T., Mladenoff, D. J., Host, G. E., & Crow, T. R. (s. d.). Improved Forest Classification in the Northern Lake States Using Multi-Temporal Landsat Imagery. 16.
42. Yang, G., Zhao, Y., Li, B., Ma, Y., Li, R., Jing, J., & Dian, Y. (2019). Tree Species Classification by Employing Multiple Features Acquired from Integrated Sensors. *Journal of Sensors*, 2019, e3247946. <https://doi.org/10.1155/2019/3247946>
43. Zou, X., Cheng, M., Wang, C., Xia, Y., & Li, J. (2017). Tree Classification in Complex Forest Point Clouds Based on Deep Learning. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(12), 2360-2364. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2764938>

Remerciements

Je suis reconnaissante à tout le personnel du site INRAE de Nogent-sur-Vernisson pour l'accueil chaleureux qu'ils m'ont réservé, puissent-ils trouver par ces mots, l'expression de ma profonde gratitude ;

Mes remerciements vont tout particulièrement à l'égard de mes tuteurs, Marion Vinot-Gosselin et Hilaire Martin pour l'opportunité qu'ils m'ont accordé de réaliser ce stage et pour l'encadrement, les orientations, l'accompagnement et le soutien sans faille ;

Je tiens à remercier mes responsables de Formation Eric Marcon et Pierre Couteron, pour leur disponibilité ;

Enfin, J'adresse ma profonde gratitude à tous les experts qui ont accepté de disposer du temps pour mes entretiens malgré leurs multiples occupations.

Liste des Abréviations

Passifor2	Proposition d'Amélioration du Système de Suivi de la biodiversité FOREstière
PRFB	Programmes Régionaux de la Forêt et du Bois
IFN	Inventaire Forestier National
IGN	Institut National de L'information Géographique et Forestière
FAO	Food and Agriculture Organisation
LiDAR	Light Detecting and Ranging
ALS	Airbone Laser Scanner
Radar	Radio Detecting and Ranging
RF	Random Forest
SVM	Support Vector Machine
SIG	Systèmes d'Information Géographique
NDVI	Indice de Végétation par Différence Normalisé
SWIR	Short-Wave Infrared
VNIR	Visible and Near-Infrared
LDA	Analyse Discriminante Linéaire
NDSM	modèle de normalisation digital de surface

Liste des Figures

Figure 1: les technologies de télédétection.....	6
Figure 2: carte obtenue pour la classification des 4 espèces. Mäyrä et al. (2021)	20

Liste des Tableaux

Tableau 1: les équations de recherches	9
--	---

Résumé

Les forêts Française jouent un rôle crucial pour la biodiversité, elles nécessitent donc d'être gérées de façon efficace. Cependant, certaines pratiques mises en avant par les politiques de gestion des forêts, notamment les Programmes Régionaux de la Forêt et du Bois ont tendance à orienter les différentes fonctions écologiques de la forêt et par conséquent impacter la biodiversité. Une connaissance détaillée et précise de celle-ci est primordiale afin de la gérer efficacement. Or, les inventaires forestiers traditionnels, sont coûteux, chronophages et requièrent une main d'œuvre conséquente outre cela, elles sont parfois limitées par les conditions d'accessibilité et ne fournissent pas les informations assez détaillées et nécessaires pour une gestion efficace de la Forêt. C'est en partant de ce constat, que le projet Passifor 2 un projet d'appui aux politiques publiques en France sur la biodiversité, dans le but de proposer un système de suivi de la biodiversité en forêt métropolitaine, s'est intéressé à l'apport de la télédétection pour caractériser la Forêt. C'est dans ce contexte que j'ai réalisé un stage de 2 mois afin d'identifier à l'aide d'une synthèse bibliographique les différentes méthodes de télédétection permettant de discriminer les essences en peuplement mélangé. Quatre méthodes ont été identifiées et présentées dans le présent rapport, leurs niveaux de précision ont été analysés et leurs avantages et inconvénients sont également présentés.

Mots clés : télédétection, discrimination, multispectrale, hyperspectrale, LiDAR, réflectance, Forêt

Abstract

French forests play a crucial role for biodiversity, so they need to be managed efficiently. However, certain practices put forward by forest management policies, notably the Regional Forest and Wood Programs, tend to orient the different ecological functions of the forest and consequently impact biodiversity. A detailed and precise knowledge of the latter is essential in order to manage it efficiently. However, traditional forest inventories are costly, time-consuming and require a large workforce. In addition, they are sometimes limited by accessibility conditions and do not provide detailed enough information necessary for effective forest management. Based on this observation, the Passifor 2 project, a project to support public policy in France on biodiversity, with the aim of proposing a monitoring system for biodiversity in metropolitan forests, was interested in the contribution of remote sensing to characterize the forest. It is in this context that I carried out a 2-month internship in order to identify, with the help of a bibliographic synthesis, the different remote sensing methods

allowing to discriminate the species in mixed stands. Four methods were identified and presented in this report, their level of accuracy was analyzed and their advantages and disadvantages were also presented.

Keywords: remote sensing, discrimination, multispectral, hyperspectral, LiDAR, reflectance, forest.