

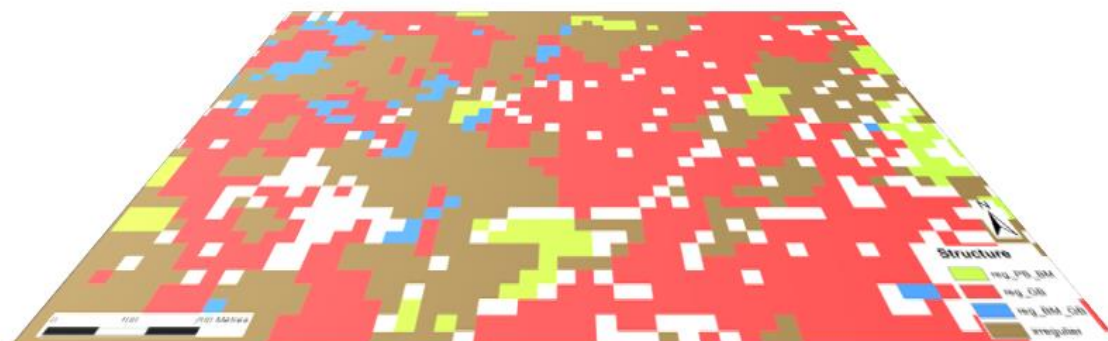
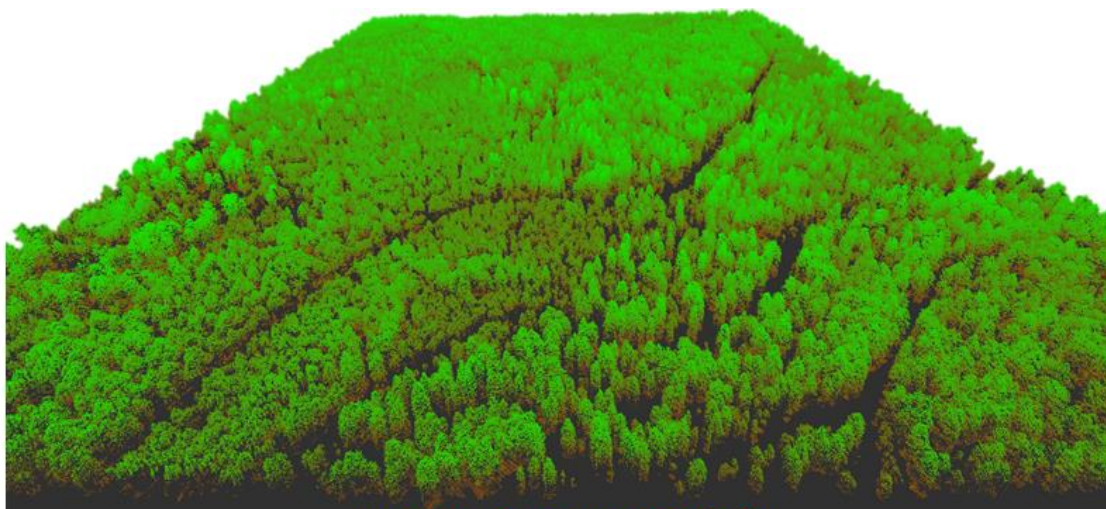
FICHE SIGNALÉTIQUE D'UN TRAVAIL D'ÉLÈVE

AgroParisTech	TRAVAIL D'ÉLÈVE
TITRE : Prédiction d'une typologie forestière à partir de données LiDAR dans un contexte montagnard	Mots clés : Typologie, Modélisation, Prédiction, Structure, Triangle des structures, Composition, LiDAR, Télédétection, Montagne
AUTEUR ou AUTRICE : Julien SOUCHON	Année : 2019-2020
Caractéristiques : 1 volume ; 87 pages ; 40 figures ; 12 annexes ; bibliographie	

CADRE DU TRAVAIL		
ORGANISME DE STAGE : Office National des Forêts - Pôle Recherche, Développement et Innovation de Chambéry, Office National		
Nom du responsable : Alain MUNOZ		
Fonction : Chargé de recherche et développement		
Nom du correspondant APT : Eric LACOMBE		
☐ 1A ☐ 2A ☒ 3A	☐ Stage entreprise ☐ Stage assistant ingénieur ☒ Stage fin d'études Date de remise : 28/08/2020	☐ Autre

SUITE À DONNER (à compléter par AgroParisTech)
☒ Consultable et diffusable ☐ Confidentiel de façon permanente ☐ Confidentiel jusqu'au/...../....., puis diffusable

Prédiction d'une typologie forestière à partir de données LiDAR dans un contexte montagnard



Mémoire de dominante d'approfondissement Gestion Forestière

Illustration de la couverture :

- Nuage de points LiDAR de la forêt communale du Bourget-en-Huile 73052 (logiciel Computree)
- Segmentation par couronne d'arbres du nuage de points LiDAR de la forêt communale du Bourget-en-Huile 73052 (logiciel Computree)
- Carte des structures de peuplements de la même emprise (source personnelle)

Prédiction d'une typologie forestière à partir de données LiDAR dans un contexte montagnard

Mémoire de dominante d'approfondissement Gestion Forestière

RESUME

Nous entrons dans une aire de généralisation de la technologie LiDAR dans le secteur forestier afin de quantifier et de caractériser les massifs boisés. La variété des indicateurs fournis par le LiDAR laisse entrevoir cette technologie comme un outil prometteur dans la prédiction des typologies de peuplements. Le but de cette étude est de déterminer une typologie de peuplements à partir de données forestières récoltées sur le terrain et qui peuvent être prédites grâce à des données LiDAR. Plusieurs sites ont permis de tester ces prédictions dans un contexte forestier de montagne, en Savoie, dans les Vosges et dans les Hautes-Pyrénées. Les étapes de cette étude sont : (1) la construction d'une typologie générique prédictible par des indicateurs LiDAR, (2) la caractérisation des placettes terrain selon cette typologie, (3) la modélisation d'indicateurs à partir de données LiDAR et (4) la cartographie prédictive de la typologie par l'application des modèles.

La prédiction de la composition montre des taux de bonne prédiction entre 85% à 90% grâce à l'utilisation de la carte prédictive issues d'un modèle simple de famille d'essence généré par une chaîne de traitement LiDAR développée à l'ONF. Les modèles utilisés pour prédire la structuration des peuplements permettent d'obtenir entre 60% et 80% de bonne prédiction. Une validation indépendante de la carte prédictive de typologie sur une zone de Savoie a permis d'évaluer à 76 % le taux de bonne classification à l'échelle d'un demi-hectare. Ces résultats sont encourageants pour utiliser les cartes de typologie comme outil d'aide à la décision pour l'aménagement d'une forêt.

ABSTRACT

The LiDAR technology is increasingly used in the forest sector in order to quantify and characterize the forest. Thanks to his large variety of indicators, it can be a promising tool to predict forest stand typology. The goal of this study is to determine a stand typology from reference forest data that can be predicted using LiDAR indicators. Several sites were used to test these predictions in a mountain forest context, in Savoie, in the Vosges and in the Hautes-Pyrénées. The stages of this study are: (1) the construction of a generic typology predictable by LiDAR indicators, (2) the characterization of reference plots according to this typology, (3) the modeling of indicators from LiDAR data and (4) the mapping of the typology prediction by applying the models.

Composition prediction shows good prediction rates between 85% to 90% thanks to the use of the predictive map from a simple species family model generated by a processing chain developed at the ONF. The models used to predict forest structure allow to obtain between 60% and 80% good predictions. An independent validation of the predictive typology map over the Savoie has enabled the rate of good classification to be assessed at 76% on a half-hectare scale. These results are encouraging for using typology maps as a decision support tool for forest management.

Engagement de non-plagiat

❶ Principes

- Le plagiat se définit comme l'action d'un individu qui présente comme sien ce qu'il a pris à autrui.
- Le plagiat de tout ou parties de documents existants constitue une violation des droits d'auteur ainsi qu'une fraude caractérisée
- Le plagiat concerne entre autres : des phrases, une partie d'un document, des données, des tableaux, des graphiques, des images et illustrations.
- Le plagiat se situe plus particulièrement à deux niveaux : ne pas citer la provenance du texte que l'on utilise, ce qui revient à le faire passer pour sien de manière passive ; recopier quasi intégralement un texte ou une partie de texte, sans véritable contribution personnelle, même si la source est citée.

❷ Consignes

- Il est rappelé que la rédaction fait partie du travail de création d'un rapport ou d'un mémoire, en conséquence lorsque l'auteur s'appuie sur un document existant, il ne doit pas recopier les parties l'intéressant mais il doit les synthétiser, les rédiger à sa façon dans son propre texte.
- Vous devez systématiquement et correctement citer les sources des textes, parties de textes, images et autres informations reprises sur d'autres documents, trouvés sur quelque support que ce soit, papier ou numérique en particulier sur internet.
- Vous êtes autorisés à reprendre d'un autre document de très courts passages *in extenso*, mais à la stricte condition de les faire figurer entièrement entre guillemets et bien sûr d'en citer la source.

❸ Sanctions

- En cas de manquement à ces consignes, la direction des études et de la pédagogie ou le correcteur se réservent le droit d'exiger la réécriture du document sans préjuger d'éventuelles sanctions disciplinaires.

❹ Engagement

Je soussigné (e) **Julien Souchon**, reconnais avoir lu et m'engage à respecter l'engagement de non-plagiat.

À Chambéry le 15/07/2020.

Signature :



Cet engagement de non-plagiat doit être inséré en début de tous les rapports, dossiers, mémoires.

REMERCIEMENTS

Ce stage de dernière année clôturant mes 3 ans d'apprentissage au pôle RDI a été enrichissant pour moi, de par les passionnants sujets traités mais aussi grâce aux personnes que j'ai pu y côtoyer. Je tiens donc à toutes les remercier pour leur implication et leurs conseils :

Alain Munoz, mon encadrant de stage qui m'a guidé tout au long de mon stage, et ce malgré la période de confinement. Je le remercie pour le temps passé à me former sur la chaîne de traitement de données LiDAR et à discuter de l'avancement de mon travail.

Jérôme Bock, mon maître d'apprentissage qui m'a suivi sur l'ensemble de mes 3 années d'apprentissage et Alexandre Piboule pour leurs discussions constructives qui ont permis de faire avancer le projet.

Eric Lacombe, mon enseignant tuteur, pour son appui, sa disponibilité et ses recommandations dans ce stage.

Catherine Riond, pour sa disponibilité lors des inventaires de terrain mais aussi son accueil et sa convivialité au pôle RDI de Chambéry.

Laurent Malabeux pour m'avoir fait découvrir d'autres missions du pôle RDI et m'avoir aidé pour le matériel d'inventaire terrain.

Clément Portail, Laurent Roudet, Andréa Varigny, Camille Joonnekindt, Didier Cornevin pour leur aide précieuse lors des inventaires de terrain.

Je tiens également à remercier Jean-Mathieu Monnet pour avoir accepté de faire partie du jury.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	1
TABLE DES MATIÈRES	2
INDEX DES ABRÉVIATIONS	5
INTRODUCTION.....	6
I. Contexte	7
I.1. Caractérisation des peuplements à l'ONF	7
I.2. Typologie des peuplements	7
I.2.1 Principe d'une typologie forestière	7
I.2.2 Aperçu des différentes typologies et utilisation en gestion.....	8
I.3. Le coefficient de Gini, un indice pouvant être utilisé pour la prédiction de types structuraux.....	10
I.4. Etude d'une nouvelle technologie	11
II. La technologie LiDAR	11
II.1. Principe de fonctionnement	11
II.2. Utilisation en forêt	13
III. Objectifs de l'étude	15
IV. Matériels et méthodes.....	16
IV.1. Données et sites d'étude.....	16
IV.1.1 Sites étudiés.....	16
IV.1.2 Mission LiDAR	17
IV.1.3 Données terrain	18
IV.2. Construction d'une typologie générique prédictible LiDAR.....	20

IV.3.	Caractérisation de la typologie sur les données terrain.....	21
IV.3.1	Peuplements à couvert diffus	21
IV.3.2	Composition des peuplements.....	22
IV.3.3	Structuration en diamètre des peuplements et construction d'un triangle des structures	22
IV.3.4	Structuration en hauteur des peuplements.....	24
IV.4.	Calcul de métriques LiDAR.....	25
IV.5.	Sélection des métriques LiDAR.....	26
IV.6.	Méthode de prédiction de la typologie.....	27
IV.6.1	Prédiction des peuplements potentiellement non boisé et couvert diffus sur l'ensemble de la zone étudiée.....	27
IV.6.2	Prédiction de la composition à différentes échelles selon différentes sources de données	27
IV.6.3	Prédiction de la structure des peuplements	30
IV.7.	Production de la carte de prédiction de la typologie.....	32
IV.8.	Validation indépendante des cartes prédictives	34
V.	Résultats et analyses.....	36
V.1.	Typologie des placettes de référence	36
V.2.	Prédiction de la composition	36
V.2.1	Comparaison des prédictions à l'échelle placette.....	36
V.2.2	Comparaison des prédictions à grande échelle	39
V.3.	Prédiction de la structuration des peuplements	42
V.3.1	Structuration prédite par l'indice du Gini	42
V.3.2	Précision des modèles de prédictions des indicateurs utilisés dans la typologie	43
V.3.3	Prédiction des types du triangle des structures.....	44
V.4.	Validation indépendante sur la Zone B en Savoie.....	47
V.4.1	Validation à l'échelle des placettes	47

V.4.2	Validation à l'échelle des grappes.....	48
V.5.	Cartographie de la typologie générique prédictible LiDAR sur la zone B.....	49
VI.	Discussion et perceptives	51
VI.1.	Prédiction de la composition.....	51
VI.2.	Utilisation d 'un triangle de structures comme référence	51
VI.3.	Prédiction de la typologie de peuplements	52
VI.4.	Perspectives d'utilisation	53
VI.5.	Difficultés rencontrées	54
	CONCLUSION	55
	RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	56
	LISTE DES FIGURES ET DES TABLEAUX.....	60
	LISTE DES CONTACTS	63
	ANNEXES	64

INDEX DES ABRÉVIATIONS

D0 : Diamètre dominant

H0 : Hauteur dominante

Dg : Diamètre quadratique moyen

G : Surface terrière

PB : Petit Bois

BM : Bois Moyen

GB : Gros Bois

GPB : Pourcentage de surface terrière des petits bois

GBM : Pourcentage de surface terrière des bois moyens

GGB : Pourcentage de surface terrière des gros bois

LiDAR : Light Detection and Ranging

GNSS : Géolocalisation et Navigation par un Système de Satellites

MNH : Modèle Numérique de Hauteur

MNS : Modèle Numérique de Surface

MNT : Modèle Numérique de Terrain

ONF : Office National des Forêts

RDI : Recherche, Développement et Innovation

IGN : Institut national de l'information géographique et forestière

OSO : Occupation des sols opérationnels

OCS : Occupation des sols

GSM AN : Guide de sylviculture Alpes du Nord

EQM : Erreur quadratique moyenne

R² : Coefficient de détermination

OOB : Out-Of-Bag

INTRODUCTION

Depuis quelques années, l'ONF s'est fixé comme axe stratégique le « déploiement opérationnel de la télédétection pour l'élaboration des aménagements et la gestion forestière » (Jolly et al., 2018). C'est ainsi que le département ONF RDI (pôles de Chambéry et Nancy) spécialisé dans les outils de télédétection, a contribué à l'utilisation du LiDAR en forêt. Après plusieurs années de recherche et d'application sur des sites démonstrateurs depuis 2008, les pôles se sont lancés en 2018 dans le transfert de compétences à l'échelle nationale. Il s'agit alors de former du personnel ONF afin qu'ils puissent mener à bien une mission LiDAR dont le but est de caractériser la ressource forestière au sein d'un massif.

Cette formation s'appuie sur une chaîne de traitement développée par le département RDI de l'ONF. Elle comprend toutes les étapes d'une mission Lidar de l'acquisition de données LiDAR par un prestataire jusqu'à la cartographie de variables dendrométriques sur la zone survolée.

Actuellement cette chaîne de traitement permet de modéliser des données utiles à la gestion forestière (G, H0, D0, Dg, pourcentage de GGB). Cependant, il subsiste encore des manques et notamment la typologie forestière. Elle permet de nommer, décrire et caractériser les peuplements par un langage commun permettant de planifier la gestion d'un peuplement et d'anticiper son évolution. Disposer de cartes prédictives de typologies de peuplements est une demande récurrente des directions territoriales. L'Agence Savoie a notamment passé une commande dans la mesure où elle souhaite en disposer à l'échelle du département. En effet, la caractérisation de la structure des peuplements (via une typologie) a un rôle primordial dans le processus d'aménagement.

Je vais donc consacrer ma période de stage à l'objectif principal de mon étude. C'est à dire déterminer et cartographier une typologie de peuplements dans un contexte montagnard à partir de données forestières récoltées sur le terrain et prédictibles grâce à des données LiDAR. Cette étude implique la construction d'une typologie forestière « générique » comprenant notamment la composition en essences et la structure des peuplements. D'une part, les données terrain seront caractérisées selon cette typologie par l'intermédiaire d'un triangle des structures. D'autre part, des méthodes statistiques seront mises en œuvre pour prédire cette typologie grâce notamment à la chaîne de traitement LiDAR. La finalité de cette étude est de fournir une cartographie des types de peuplements, et d'en faire un outil d'aide à la décision pour l'élaboration des aménagements forestiers. Les modèles de prédiction seront appliqués pour cartographier cette typologie et une validation indépendante permettra d'évaluer la précision de cette carte.

Ce présent rapport débutera par la présentation du contexte et des éléments bibliographiques. Il enchaînera sur les démarches suivies pour la prédiction de cette typologie puis sur l'analyse des résultats des modèles de prédiction statistiques. Enfin, une phase de discussion clôturera ce rapport.

I. Contexte

I.1. Caractérisation des peuplements à l'ONF

Caractériser des peuplements en forêt est l'action de récolter des données quantitatives et qualitatives forestières. Il s'agit donc de décrire la composition des peuplements, leur structuration verticale et horizontale et leur capital via la surface terrière. Cette caractérisation est indispensable à l'ONF pour gérer les forêts relevant du régime forestier (forêts publiques).

Pour mener à bien cette mission, la gestion de ces forêts est dictée par un document d'aménagement d'une durée de 15 à 20 ans. L'une de ses parties porte sur la gestion sylvicole du massif. Il s'agit donc de prévoir les coupes et travaux qui auront lieu dans la forêt et d'estimer les volumes de bois qui pourront être prélevés par parcelle forestière.

L'aménagiste a en charge l'élaboration du document d'aménagement qu'il construit grâce à des données actuelles récoltées en forêt tout en s'inspirant de la gestion sylvicole antérieure. La mise en place de placettes permanentes et une description complémentaire à dire d'expert est une des méthodes pour collecter les données terrain. Une autre méthode appliquée en Auvergne-Rhône-Alpes consiste à faire un inventaire et une description de peuplement généralement d'un point par hectare. Elle consiste à estimer la surface terrière par un tour d'horizon relascopique, la répartition par catégorie de bois et l'essence objective mais aussi à donner le type de peuplement en appliquant la typologie locale ainsi qu'à faire l'état des perches et semis viables. Ces éléments lui permettent de délimiter grossièrement des zones homogènes, appelées « unités de gestion », dans lesquelles s'appliqueront les mêmes des consignes sylvicoles spécifiques.

Ainsi, connaître la forêt est un enjeu essentiel pour l'ONF afin de permettre sa gestion sur 20 ans. Un des outils fondamentaux pour la caractérisation des peuplements est l'utilisation de la typologie locale.

I.2. Typologie des peuplements

I.2.1 Principe d'une typologie forestière

La typologie des peuplements est un outil qui permet aux forestiers de nommer, décrire et caractériser les peuplements (Gauquelin and Courbaud, 2006). Elle permet un langage commun permettant de planifier la gestion d'un peuplement et d'anticiper son évolution. Le but est de créer des groupes homogènes pour simplifier une réalité complexe (Doussot, 1990). La typologie est très souvent associée à la structure du peuplement. La structure d'un peuplement comprend trois composantes (Mueller-Dombois et Ellen berg, 1974) :

- Verticale, décrivant la distribution des tiges par hectare sur la base de hauteur, de classe de hauteur ou de diamètre ou par catégorie de bois,
- Horizontale, décrivant la distribution spatiale des tiges,
- L'abondance de l'espèce.

La structure de la végétation nous renseigne sur le fonctionnement écologique du peuplement. Elle permet de prédire la dynamique du peuplement et d'évaluer sa résilience. Il existe deux

grands types structuraux : la structure régulière où la répartition des diamètres décrit une courbe en cloche (unimodale) et la structure irrégulière où la courbe de répartition n'est pas unimodale (Bouchon, 1979). Cette étude évoquera le plus souvent le terme de typologie car celle-ci prend en compte à la fois la structure, le capital et la composition.

La connaissance du type de peuplement est essentielle pour la gestion forestière qui va lui être appliquée. En effet, pour chaque type de peuplement un itinéraire sylvicole est conseillé. Une typologie de peuplement comprend généralement plusieurs éléments (Gaudin, 1997) :

- Une fiche descriptive qui décrit les caractéristiques dendrométriques du type,
- Une clef de détermination qui permet de déterminer le type de peuplement en s'appuyant sur des éléments terrain discriminants.
- Un diagramme d'évolution possible des types de peuplement
- Des conseils de gestion promulgués pour chaque type.

Afin d'élaborer une typologie il est primordial de récolter des données terrain soit issues d'un inventaire en plein soit d'un échantillonnage statistique. Ces caractéristiques dendrométriques vont être analysées pour créer des types de peuplements (groupes homogènes) et permettront d'élaborer des règles de gestion pour chacun des types.

Les méthodes d'élaboration des typologies sont nombreuses, les plus utilisées se font grâce à des analyses statistiques. L'une des méthodes porte sur les analyses factorielles. Dans ce cas, les individus sont positionnés dans un graphique selon plusieurs axes de variations ce qui permet d'étudier les variables corrélées à une variables d'intérêt (ex : N ou G par classe de diamètre) et ainsi distinguer des profils d'individus qui se ressemblent. Une autre méthode utilisée fait intervenir la classification automatique qui a pour but de regrouper les observations en groupes homogènes en maximisant la variance inter-classe et en minimisant la variance intra-classe (Cote, 2006; Gaudin, 1997).

Le choix des descripteurs permettant de caractériser le type est très important. En effet la typologie finale doit être un bon compromis entre la facilité d'emploi de la clef de détermination et la fiabilité des résultats (Bruciamacchie, 2001).

Une des principales limites de la typologie est son domaine de validation géographique. En effet, elle est souvent construite à l'échelle d'une région forestière et ne peut donc pas être utilisée dans d'autres régions. De plus, la typologie a pour rôle de simplifier une réalité complexe (Doussot, 1990), cette simplification faite pour caractériser le peuplement entraîne donc une perte d'informations. Une des dernières limites de la typologie est l'utilisateur. Il doit être suffisamment compétent pour utiliser correctement la clef de détermination et assurer un classement fiable des types (Gaudin, 1997). Outre la compétence il y subsistera toujours des biais observateur, par exemple, estimation à dire d'expert de la répartition des catégories de bois, estimation de G au relascope ou oublis de tiges.

I.2.2 Aperçu des différentes typologies et utilisation en gestion

Dans un premier temps, la typologie de peuplements avait pour but de clarifier les termes traditionnels utilisés pour décrire les peuplements. Par exemple, la première typologie a été

développée en 1981 dans un contexte de forêt résineuse irrégulière de la Haute-Chaine du Jura pour clarifier la notion de peuplement jardiné (Herbert and Rebeiro, 1981).

Depuis, une diversité de typologies ont vu le jour. On distingue certains grands groupes de typologies. La majorité se base sur la répartition par catégorie de bois (pourcentage de petits bois PB, de bois moyens BM, de gros bois GB) au sein du peuplement. Ces catégories de grosseur peuvent être exprimées en pourcentage de nombre de tiges comme dans la typologie Arc Jurassienne ou celle des Peuplements feuillus et IFN (Abt, 2014; Gaudin and Jenner, 2001) ou en pourcentage de surface terrière comme dans la typologie du massif vosgien ou celle du plateau lorrain (Asael et al., 1999; Bachelet et al., 2002).

Un graphique à trois axes appelé « triangle des structures » permet de visualiser ces typologies en se basant sur des pourcentages de catégorie de bois (Figure 1). Dans cette représentation graphique, les peuplements irréguliers se trouvent au centre du triangle et les peuplements réguliers le long des axes.

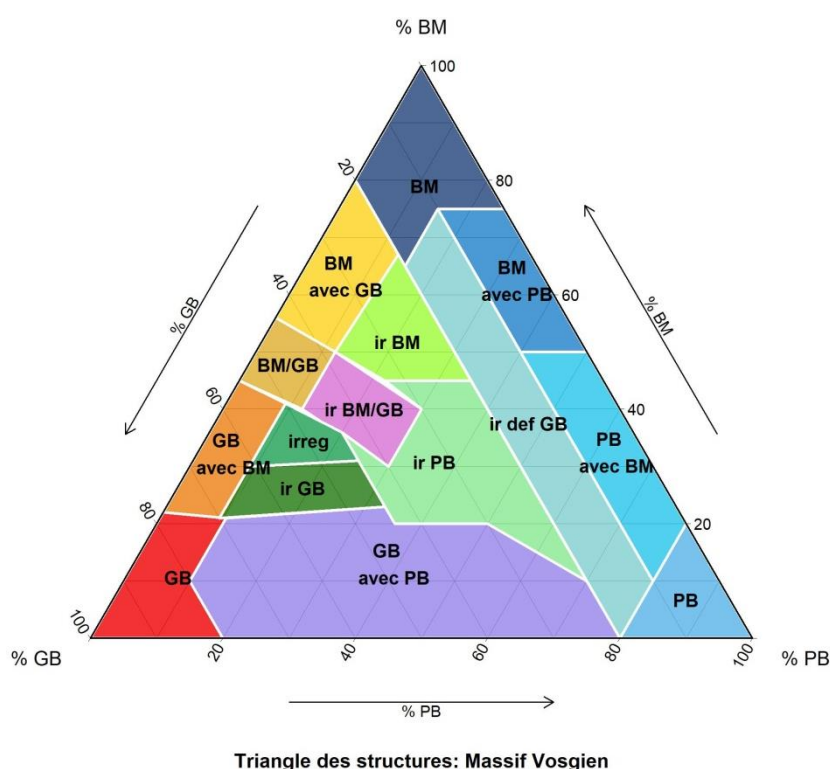


Figure 1 : Triangle des structures de la et typologie du Massif vosgien à droite. Source ((Alger, 2011; Asael et al., 1999)

D'autres typologies sont basées sur une stratification en hauteur des tiges. Par exemple, le guide de sylviculture de montagne Alpes du Nord (GSM) intègre une approche basée sur le taux de recouvrement par strate de hauteur (Gauquelin and Courbaud, 2006). Cette typologie est donc utilisée en Savoie, dans le secteur de mon étude et sera expliquée plus en détails par la suite.

Les typologies sont très souvent utilisées lors d'inventaires pour élaborer les aménagements forestiers. L'intérêt est de pouvoir prendre en compte la variabilité des types à l'échelle de la parcelle et de cartographier les types de peuplements via un cartogramme (Bruciamacchie,

2001). La typologie est un outil d'aide à la gestion forestière qui doit rester purement descriptif et ne doit contenir aucun *a priori* sylvicole. En effet, les conseils de gestion se font à la suite du diagnostic terrain et non pendant la caractérisation du peuplement.

1.3. Le coefficient de Gini, un indice pouvant être utilisé pour la prédiction de types structuraux

Le coefficient de Gini est un indice permettant d'évaluer l'inégale répartition d'un ensemble d'observations. Il est basé sur la courbe de Lorenz et varie de 0 à 1. Dans le domaine forestier il est le plus souvent appliqué à la surface terrière des arbres (Cordonnier et al., 2012). Plus la courbe est éloignée de la diagonale, plus le peuplement est hétérogène et plus la valeur du coefficient de Gini est élevée Figure 2.

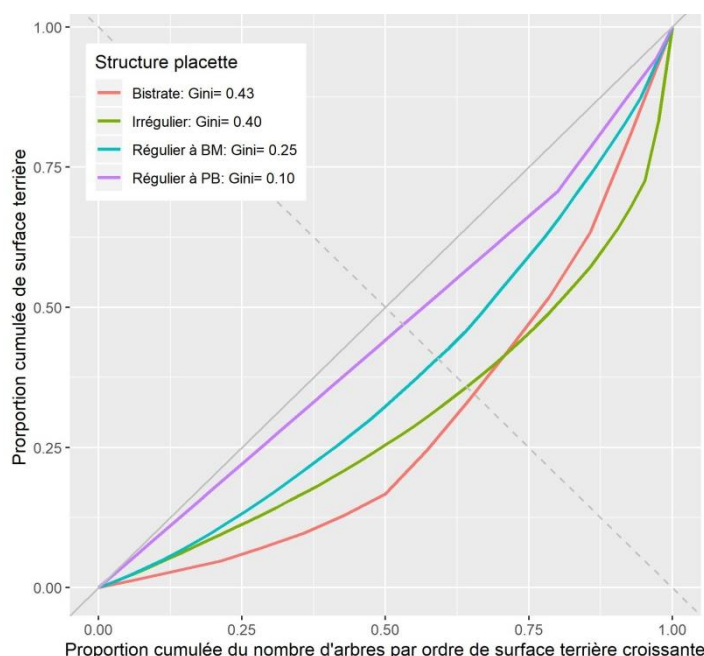


Figure 2 : Courbe de Lorenz, application sur 4 placettes terrain de la Zone B en Savoie ayant des valeurs de Gini variant de 0.10 à 0.43.

D'après (Valbuena et al., 2016, 2012) un peuplement est régulier lorsque le coefficient est strictement inférieur à 0.5, irrégulier lorsque le coefficient de Gini est égale à 0.5 et de distribution bimodale lorsque le coefficient est supérieur à 0.5. Dans cette étude le diamètre précomptable est de 5cm.

Une étude prenant en compte un diamètre précomptable de 12 cm montre un indice de Gini de 0.35 permettant de distinguer les peuplements réguliers (inférieur à 0.35), à deux tailles (entre 0.35 et 0.43), irréguliers (entre 0.43 et 0.51) (Duduman, 2011). Ainsi l'indice de Gini varie selon le diamètre précomptable, plus il est élevé, plus le seuil doit être diminué.

Le coefficient de Gini est un estimateur biaisé de la vraie diversité de diamètres si la taille de l'échantillon est petite et si la distribution des diamètres est très asymétrique (Weiner and

Solbrig, 1984). Le coefficient doit être appliqué sur un minimum de 50 individus pour une bonne précision (Dixon et al., 1987). Il convient d'appliquer le coefficient de Gini sur le diamètre réel des arbres plutôt que sur des classes de diamètres (Lexerød and Eid, 2006).

1.4. Etude d'une nouvelle technologie

Aujourd'hui, la technologie LiDAR est de plus en plus utilisée en forêt afin de caractériser la ressource forestière sur des zones étendues. A l'ONF, une chaîne de traitement de ces données LiDAR a été mise au point afin de prédire et de cartographier de nombreuses variables forestières (H0, D0, Dg, G, Volume, Pourcentage GGB) (Joly and Riond, 2016; A Munoz et al., 2016). Les variables H0, D0 et Dg sont bien prédites dans tous les contextes avec des erreurs inférieures à 15% (Jolly et al., 2018). Pour les variables G et V la prédiction est meilleure dans les contextes résineux avec des erreurs inférieures à 20% et 30% dans des contextes feuillus (Jolly et al., 2018). La variété des indicateurs fournis par le LiDAR laisse entrevoir cette technologie comme un outil prometteur dans la prédiction des typologies de peuplements.

L'agence Savoie disposant d'une couverture LiDAR sur le département, elle a désiré mobiliser cette technologie pour prédire une typologie et ainsi élaborer un outil d'aide à la décision pour l'aménagiste. C'est là le cœur de mon étude.

II. La technologie LiDAR

II.1. Principe de fonctionnement

Le LiDAR (Light Detection and Ranging) est une technologie basée sur l'émission et la réception d'un faisceau laser. Le laser émet une impulsion qui est réfléchié lorsqu'elle touche une cible (une branche d'arbre, un tronc...). Connaissant la vitesse de la lumière et le temps de retour de l'onde lumineuse, la distance entre l'émetteur laser et la cible est obtenue. Dans le cas du LiDAR aéroporté, les coordonnées géographiques de chaque point d'impact peuvent être calculées en fonction de la position de l'aéronef connue grâce au récepteur GNSS et à la centrale inertielle embarquée dans l'aéronef (Figure 3)



Figure 3 : Schéma de fonctionnement du LIDAR aérien (Source personnelle)

Finalement, on dispose d'un nuage de points en 3D plus ou moins dense (de deux à plusieurs dizaines de points par m²). Il existe de nombreux prestataires de service qui réalisent des missions d'acquisition LiDAR sur de grandes surfaces à l'aide d'avions, d'hélicoptères ou de drones. Ces prestataires se chargent en général de l'acquisition des données, du calcul de la position des points en tenant compte de la trajectographie du vecteur et réalisent une classification des points en séparant les points ayant frappés le sol, de ceux ayant été réfléchis par la végétation, le bâti, l'eau, ou les lignes à haute tension. La classification est réalisée à l'aide d'algorithmes de segmentation (Soininen, 2004) et supervisée par un opérateur qui reprend manuellement la classification si besoin (Sintégra, 2017).

Ce nuage de points segmenté entre le sol et la végétation (Figure 4) est utilisé pour des applications topographiques et forestières. Lors de la manipulation de données en 3D, plusieurs modèles raster sont différenciés.

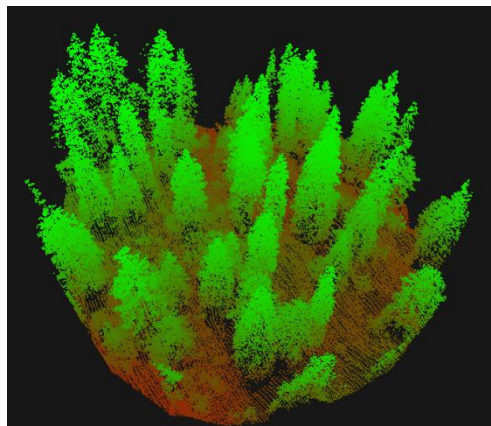


Figure 4 : Placette circulaire de la forêt de Chartreuse issue de données LIDAR, vue avec le logiciel Computree ®. (Source personnelle)

Le modèle numérique de terrain (MNT) modélise le sol. Il est obtenu en gardant uniquement les points sols et permet une très bonne appréciation du relief. Il est ainsi souvent utilisé dans les domaines de l'hydrologie (Jones et al., 2008), de l'archéologie (Sittler, 2004; Georges-Leroy et al., 2011), mais également pour étudier les mouvements de terrain (éboulement, érosion) (Glenn et al., 2006) (Monnet et al., 2017) ou encore pour modéliser les modes d'accessibilité à la ressource forestière à partir d'une desserte existante notamment avec le logiciel Sylvaccess® (Dupire et al., 2015).

Le modèle numérique de surface (MNS), quant à lui, est créé grâce aux points végétation. Il modélise la surface d'un peuplement, c'est-à-dire la canopée. Afin de mieux visualiser le principe de ce modèle, on peut imaginer que le modèle s'apparente à un drap posé sur la forêt (Figure 5).

Il est ainsi possible d'obtenir un modèle numérique de hauteur MNH résultant de la soustraction du MNS par le MNT afin de pouvoir travailler à une altitude normalisée.

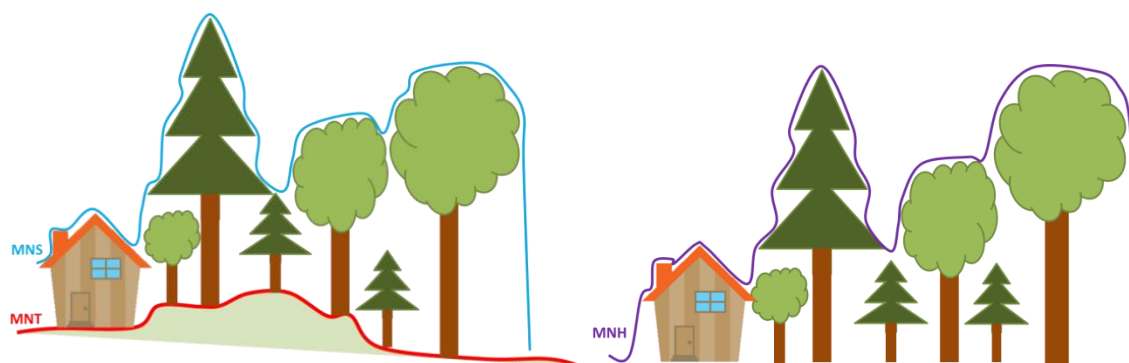


Figure 5 : Représentation du modèle numérique de terrain (MNT), du modèle numérique de surface (MNS) et du modèle numérique de hauteur (MNH)

II.2. Utilisation en forêt

Connaître les quantités et la localisation des ressources de bois présentes au sein d'une forêt s'avère être primordial afin de pouvoir gérer durablement celle-ci (Joly and Riond, 2016, p. 201; Naesset, 2004). Ainsi, l'ONF a fait le choix de déployer cette technologie. Une chaîne de traitement a été développée par le département RDI. Cet outil a pour objectif de modéliser et cartographier les paramètres forestiers à partir de données LiDAR aéroporté. Il a été déployé pour pouvoir être utilisé dans les différentes régions de France.

Dans le but de modéliser des paramètres forestiers, il est nécessaire de mettre en relation les données issues du LiDAR ou de la photogrammétrie avec des références terrains. En effet, la modélisation se base sur la calibration de relations mathématiques (modèle) entre des variables dendrométriques d'intérêt (surface terrière, diamètre dominant, hauteur dominante...) mesurées sur des placettes de calibration et des indicateurs métriques issus des nuages de points LiDAR ou photogrammétriques. D'après la bibliographie, il existe deux approches principales.

- L'approche par détection d'arbre individuel consiste à identifier chaque individu à l'aide d'un algorithme utilisant des modèles numériques de hauteur (Leckie et al., 2003; Monnet, 2011; St-Onge et al., 2015). Ceci permet d'obtenir les caractéristiques de chaque houppier appelées métriques de tous les individus détectés dans la placette. Une relation allométrique est alors appliquée pour déterminer les paramètres forestiers de chaque individu. L'inconvénient principal de cette approche est le risque d'oubli d'arbres situés en sous-étage, mais également l'obligation d'une densité d'émission supérieure à 4 pt/m² (White et al., 2013).
- L'approche surfacique met en relation une valeur mesurée sur le terrain avec les métriques LIDAR ou photogrammétriques calculées sur la même emprise que les placettes de référence terrain (A. Munoz et al., 2016; Naesset, 2004). Ces métriques peuvent être dérivées directement du nuage de points LiDAR ou calculées à partir d'une individualisation préalable des arbres sur le MNH.

Dans ces approches, des informations dendrométriques de terrain sont nécessaires à la calibration des modèles (Monnet, J.M., 2010). Elles nécessitent une calibration pour chaque vol et chaque contexte forestier.

La chaîne de traitement actuelle combine ces deux types d'approches. Elle permet de modéliser les paramètres forestiers suivants :

- Hauteur dominante (H0)
- Surface terrière (G)
- Surface terrière gros bois (GGB)
- Volume (V)
- Diamètre quadratique moyen (Dg)
- Diamètre dominant (D0)
- Densité(N)
- Famille d'essences 1 « simple » (distingue feuillus, résineux)
- Famille d'essences 2 « détaillée » (distingue feuillus, sapins, épicéas, pins, mélèzes, résineux divers)

La première étape consiste à extraire sur l'emprise de chaque placette terrain le nuage de points LiDAR. Grâce au logiciel Computree (Computree group, 2010), sur chaque emprise, des indicateurs LiDAR sont calculés. Il s'agit de métriques décrivant le nuage de points LiDAR (statistiques de distribution des hauteurs, statistiques de densités, taux de pénétration, etc.). D'autres indicateurs, reposant quant à eux sur l'identification des couronnes d'arbres sur le MNH LiDAR sont également calculés. L'expérience a montré que leur utilisation améliore significativement la qualité des modèles dendrométriques (Munoz, 2020). La modélisation des variables forestières est faite en calibrant une relation statistique entre les valeurs mesurées sur le terrain et les indicateurs précédemment calculés sur la même emprise que les placettes terrain. Lorsque le modèle est validé, il est alors possible de l'appliquer sur l'ensemble de la zone couverte par le vol LiDAR. La zone doit préalablement être découpée suivant un maillage systématique dans lequel chaque entité découpée (pixel) contient les indicateurs LiDAR calculés. Ainsi, la chaîne de traitement permet de cartographier chaque paramètre forestier, sur l'ensemble de la zone couverte par le LiDAR. Voir les schémas détaillés du fonctionnement de la chaîne de traitement en Annexe 1 et Annexe 2.

III. Objectifs de l'étude

L'un des objectifs majeurs de mon étude est de déterminer une typologie de peuplements dans un contexte montagnard à partir de données forestières récoltées sur le terrain que l'on prédit grâce à des données LiDAR. Le projet s'étend sur l'ensemble du département de la Savoie car il a une couverture LiDAR depuis 2016 mise à disposition par l'IGN. L'implantation d'un observatoire forestier a été initiée par un projet multi partenarial entre le secteur privé et le secteur public forestier en Savoie. Ce projet a permis de récolter des données sur le terrain, via des placettes permanentes, qui ont permis de calibrer des modèles de prédiction de variables dendrométriques (composition en essences, diamètre, hauteur, surface terrière). L'observatoire contribue ainsi à une meilleure connaissance de la ressource forestière sur le territoire de la Savoie.

La difficulté de mon étude est donc de savoir comment créer une typologie pouvant être prédite grâce aux données LiDAR. Une précédente étude faite en Savoie a montré que la typologie GSM AN utilisée lors des placettes de calibration ne peut pas être prédite directement via les indicateurs LiDAR (Charlet, 2019). En effet, le manque de fiabilité des types récoltés sur le terrain et la subjectivité de l'utilisation du GSM ne permettent pas d'élaborer un modèle d'apprentissage avec ces données-là (IV.1.3 Données terrain). Il s'agit alors d'identifier des indicateurs fiables et prédictibles par le LiDAR afin de créer une nouvelle typologie de peuplements.

De plus, si cet objectif de prédire une typologie dans un contexte montagnard est atteint sur le département de la Savoie, l'enjeu est de généraliser l'étude à l'échelle de la France entière. Cet objectif de reproductibilité va être mis à l'épreuve dans une forêt des Pyrénées et une forêt des Vosges, deux zones disposant d'une couverture LiDAR et de données de référence terrain.

Enfin, dans le cas d'obtention de modèles prédictifs de typologies, il s'agira de réfléchir à la manière dont ils pourront être relayés et servir d'outils d'aide à la décision pour les aménagements forestiers.

IV. Matériels et méthodes

Le schéma de la Figure 6 présente les grandes étapes de ma démarche. Les méthodes utilisées sont détaillées dans les paragraphes suivants. Les traitements ont été effectués grâce aux logiciels Computree (Computree group, 2010), R (R Core Team, 2019) et Arcgis (ESRI, 2010).

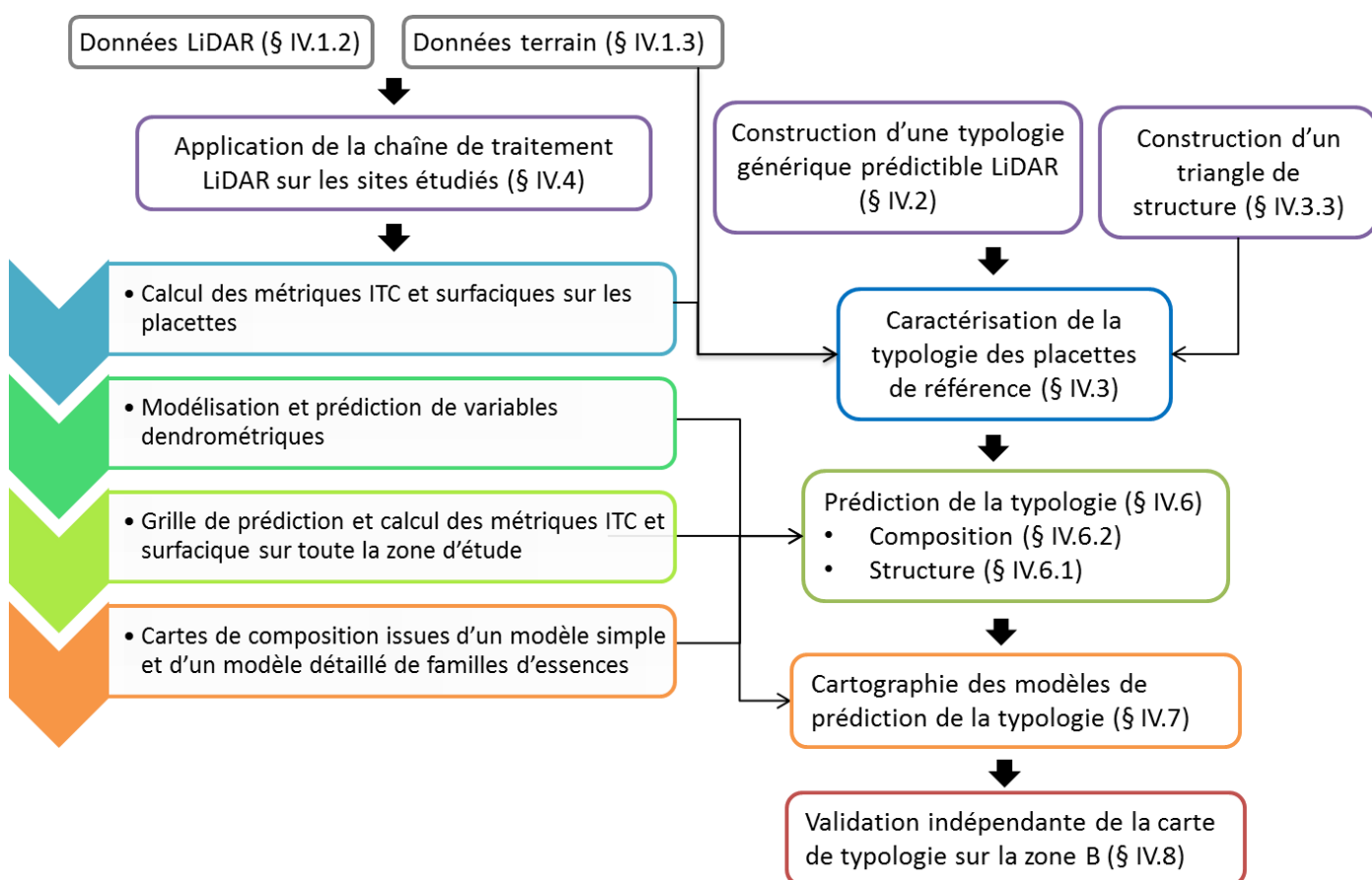


Figure 6 : Organisation générale ma démarche suivie pour la prédiction de la typologie (renvoi aux numéros de paragraphes correspondants)

IV.1. Données et sites d'étude

IV.1.1 Sites étudiés

Plusieurs zones forestières de montagne ont été étudiées (Figure 7). Le principal site d'étude rassemble toutes les forêts (privées et publiques) situées dans le département de la Savoie ce qui représente environ 218000 hectares. Ce site a été découpé en 4 zones correspondant aux différentes missions LiDAR, appelées respectivement Zone A, Zone B, Zone C et Zone D.

Afin d'évaluer la reproductibilité de la méthode deux autres sites sont étudiés. Le premier se situe dans le Nord-Est des Vosges dans le pays de Déodatie d'une superficie de 34000 hectares. Le second site se situe dans les Hautes-Pyrénées au sein des vallées de la Barousse et de la Bareilles.

Ces forêts de montagnes sont principalement constituées de sapins, d'écéas et de hêtres.

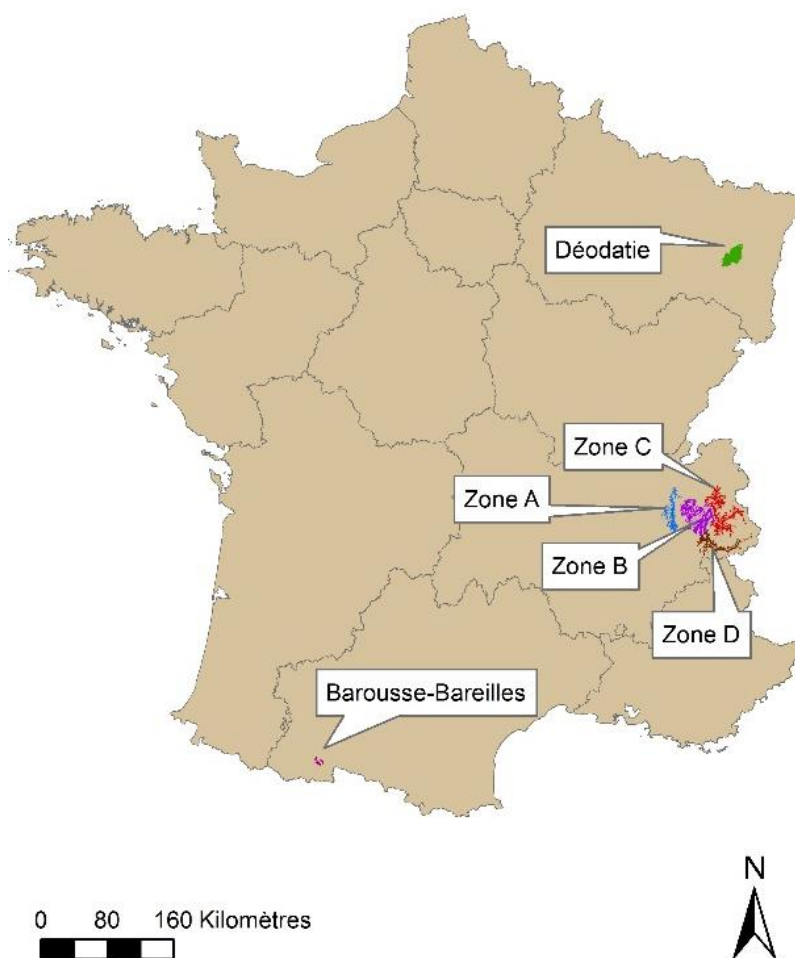


Figure 7 : Carte de localisation des sites d'étude

IV.1.2 Mission LiDAR

Les informations des vols LiDAR sont récapitulées dans le tableau ci-dessous (Tableau 1). Aucune information sur la hauteur de vol sur les sites de Savoie n'ayant été fournie, l'altitude de vol correspond à la moyenne de l'altitude de l'avion durant l'acquisition LiDAR.

Site	Savoie				Vosges	Hautes-Pyrénées
	Zone A	Zone B	Zone C	Zone D	Deodatie	Barousse-Bareilles
Date de vol	2016/2017	2016	2016	2017	2018	2019
Etat de la végétation	feuille				hors feuille	feuille
Commanditaire	RGD 73-74				CRPF, ONF, Université de Strasbourg et Liège	ONF
Prestataire du vol	IGN				OPSIA	OPSIA
Prestataire du traitement des données	Sintégra				OPSIA	OPSIA
Surface de vol LiDAR	73 000 ha	120 400 ha	120 460 ha	69 130 ha	34 200 ha	5 100 ha
Vol	altitude: 3500m		altitude: 3500m		hauteur: 1000m	hauteur: 700 m
Densité d'émission LiDAR	3 pts/m ²	4 pts/m ²	4 pts/m ²	5 pts/m ²	8 pts/m ²	25 pts/m ²

Tableau 1 : Informations des vols LiDAR

IV.1.3 Données terrain

Pour chacun des sites étudiés, des placettes circulaires d'inventaires dendrométriques ont été mesurées. Ces placettes ont été réalisées dans le cadre de l'observatoire de la ressource pour les sites de Savoie, d'un projet de recherche dans les Vosges et de révisions d'aménagements forestiers pour le site de Barousse-Bareilles. Sur chaque placette, tous les arbres vivants dont le diamètre était supérieur ou égal à 17,5 cm, ont été mesurés dans un rayon de 15 mètres. Pour chaque arbre, l'azimut et la distance par rapport au centre de la placette sont relevés afin de pouvoir les positionner. Sur certaines zones, ces mesures ont eu lieu à un intervalle d'un ou deux ans du vol LiDAR. Les placettes ayant connues une perturbation importante (chablis, exploitation) entre la date d'inventaire et la mission LiDAR ont été exclues des analyses.

La position du centre des placettes a été relevée à l'aide d'un récepteur GNSS posé sur un trépied. Sa précision est de l'ordre de 1 à 5 mètres après correction différentielle (Munoz, 2014). Les placettes ont été recalées manuellement afin de faire correspondre au mieux les arbres terrain avec les couronnes et les apex détectés dans le MNH. Ainsi, les placettes mal repositionnées sont exclues de la modélisation afin de ne pas induire d'erreurs. Le Tableau 2 récapitule le nombre de placettes utilisées.

Site	Savoie				Vosges	Hautes-Pyrénées
	Zone A	Zone B	Zone C	Zone D	Deodatie	Barousse-Bareilles
Date d'inventaire	2018	2018	2018/2019	2018/2019	2018	2019
Date de vol	2016/2017	2016	2016	2017	2018	2019
Nombre de placettes	91	327	223	110	162	103

Tableau 2 : Effectifs des placettes par sites étudiés

Sur les placettes de calibration de Savoie la typologie GSM AN a été estimée « à dire d'expert » à partir du G mesuré à angle fixe et de la répartition en taux de couvert des strates de hauteur découpée selon la hauteur potentielle des GB. A l'issue de cette caractérisation les peuplements sont regroupés par grands types auxquels des conseils sylvicoles sont promulgués (Gauquelin and Courbaud, 2006).

L'utilisation de la typologie de peuplements issue du GSM souffre de subjectivité. L'expérience montre que l'utilisateur se voit parfois dépassé par sa complexité et les nombreuses étapes critiques :

- Choix de la hauteur dominante potentielle,
- Découpage de cette hauteur en 4 strates,
- Estimation de recouvrement par chaque strate,
- Surface sur laquelle estimée la typologie.

Par exemple, l'estimation du taux de recouvrement des strates est subjective et d'autant plus difficile en forêt à cause de la situation en pente et le point de vue par le bas de l'utilisateur.

Ces propos s'appuient sur une analyse visuelle et statistique de certaines placettes qui ont montrées des erreurs de caractérisation des types de peuplements.

Dans un premier temps, les types du GSM ont été rassemblés en 6 groupes (Tableau 3) :

Famille typologie	Type du GSM	Caractéristiques
Futaie adulte	1, 12	Surface terrière $\geq 10 \text{ m}^2$ Couvert de la strate 1, 2 $> 50 \%$
Futaie jeune	2, 3, 23, R	Surface terrière $\geq 10 \text{ m}^2$ Couvert de la strate 2, 3, ou 4 $> 50\%$
Futaie étagée	J, 13	Surface terrière $\geq 10 \text{ m}^2$ Couvert de chaque strate 1, 2, 3 entre 30% et 40 %
Futaie claire	C, L	Surface terrière $\geq 10 \text{ m}^2$ Couvert de chaque strate $< 20\%$
Taillis	T	Diamètre des brins $< 27,5 \text{ cm}$ Couvert taillis $\geq 2/3$ Couvert futaie $< 1/3$
Peuplement chétif	1, 12	Hauteur dominante potentielle $< 15\text{m}$
Non boisé	A, P	

Tableau 3 : Caractéristiques des grandes familles de la typologie GSM

Ces types ont ensuite été analysés grâce aux variables dendrométriques (H_0 , G , D_g , ...) et aux métriques surfaciques LiDAR calculées par placette (taux de couvert par strate de hauteur, coefficient de variations des apex, ...). Le croisement de ces variables a permis de soulever des erreurs de caractérisation des types des peuplements.

Par exemple :

- Des peuplements clairs caractérisés comme chétifs dont la hauteur dominante est supérieure à 15m.
- Des peuplements adultes caractérisés comme du taillis alors que le diamètre quadratique moyen est d'environ 35 cm, que la surface terrière est supérieure à 30 m^2/ha et que la hauteur dominante est supérieure à 30 m.

- Des peuplements clairs caractérisés comme futaies adultes dont le couvert est inférieur à 20 %.
- Des peuplements caractérisés comme étagés alors que le taux de variation de la hauteur des apex est inférieur à 10%

La caractérisation de certaines placettes ayant été faites par du personnel inexpérimenté à la typologie du GSM peut aussi expliquer les erreurs de type.

De plus, certains utilisateurs experts de cette typologie classifieraient volontairement un peuplement non pas comme la clef le déterminerait mais comme eux le perçoivent pour établir l'aménagement.

En conclusion, ces données de référence (typologie GSM) ne peuvent pas être utilisées comme une vérité terrain recevable.

IV.2. Construction d'une typologie générique prédictible LiDAR

Plusieurs méthodes permettent la prédiction d'une typologie grâce à des données LiDAR :

- La première méthode nécessite des données de référence de la typologie locale appliquées sur le terrain. Grâce à cette vérité terrain, un modèle de prédiction de la typologie est créé avec l'utilisation de plusieurs indicateurs LiDAR comme variables explicatives (type apprentissage machine). Cette méthode est rapide mais non universelle car elle prédit la typologie locale. L'échantillonnage est le plus souvent non équilibré et les variables à expliquer peuvent contenir des erreurs (effet observateur).
- La seconde consiste à mimer la typologie locale. On cherche des indicateurs LiDAR qui par combinaison ou seuillage permettent de caractériser la typologie locale sur les placettes. Les indicateurs utilisés sont alors prédits et permettent de caractériser la typologie sur toute la zone étudiée. Cette méthode par mimétisme n'est pas universelle mais elle permet de s'affranchir de l'application de la typologie locale sur le terrain.
- La troisième méthode consiste à construire une typologie générique, prédictible par des indicateurs LiDAR et ayant des correspondances avec les typologies locales. L'enjeu, là aussi, est de trouver des indicateurs LiDAR robustes, permettant de bien discriminer les types de peuplements et facilement prédictibles. Cette méthode est universelle mais nécessite une étude approfondie des indicateurs utilisés pour caractériser les données terrain.

Le relevé de terrain de la typologie GSM AN ne peut pas être utilisé comme variables d'apprentissage fiables pour construire un modèle de prédiction applicable sur le département de la Savoie. De plus, un de mes objectifs d'étude est de généraliser la méthode. Ainsi la troisième méthode a été retenue induisant l'élaboration d'une typologie générique.

Un groupe de travail réfléchissant sur une typologie générique prédictible LiDAR au sein de l'Agence Savoie a permis d'élaborer un tableau avec les types de peuplements à prédire. Ce

tableau a été repris et mis sous forme de clef de détermination par moi-même (Figure 15). Pour visualiser ces types sous forme de dessin se référer à l'Annexe 6.

Dans cette étude, la typologie n'a pas vocation à être utilisée dans les forêts feuillues de plaine. En effet, elle ne fait état que de la capitalisation du peuplement pour les feuillus. Concernant les peuplements mixtes et résineux, ils ont la même déclinaison. Ils sont d'abord ventilés par structuration en diamètre (régulier/irrégulier) puis par étagement en hauteur pour les types irréguliers ou par catégorie de bois pour les réguliers. Les types finaux issus du groupe irrégulier sont distingués par la présence de GB ou non. On s'aperçoit que les types prédits peuvent avoir des correspondances multiples avec le GSM AN, en effet il s'agit d'une typologie simplifiée.

Tout l'enjeu est de trouver des indicateurs issus de la télédétection qui pourront discriminer chaque « nœud » de cette clé. Avant tout il faut pouvoir ventiler les placettes de référence selon cette typologie.

IV.3. Caractérisation de la typologie sur les données terrain

IV.3.1 Peuplements à couvert diffus

D'après la typologie prédictible LiDAR, la première distinction à faire sur les placettes de référence est de séparer celles dont le couvert est diffus de celles dont le couvert n'est pas diffus. Notons qu'aucune placette de calibration n'est potentiellement non boisée. Grâce à la segmentation des couronnes d'arbres à partir du MNH LiDAR, il est possible de calculer le taux de couvert des placettes de référence. Le taux de couvert est le rapport entre la somme des surfaces 2D des couronnes segmentées et la surface totale de la placette. Après avoir trouvé cet indicateur, il faut déterminer un seuil qui permet de distinguer les types couverts diffus des non couverts diffus. Un graphique de répartition des types du GSM AN en fonction du taux de couvert a permis d'apprécier un seuil (Figure 8). Le but étant de distinguer des types lâches (L), chétifs (CH) et clairs (C) sans toutefois retirer trop de placettes. Comme expliqué précédemment, ces types GSM AN ne sont pas forcément fiables mais utilisés dans leur ensemble, ils donnent une idée pour choisir un seuil. Le seuil de 30% a été retenu. Les peuplements dont le seuil est inférieur ou égal à 30% de taux de couvert sont catégorisés en couvert diffus.

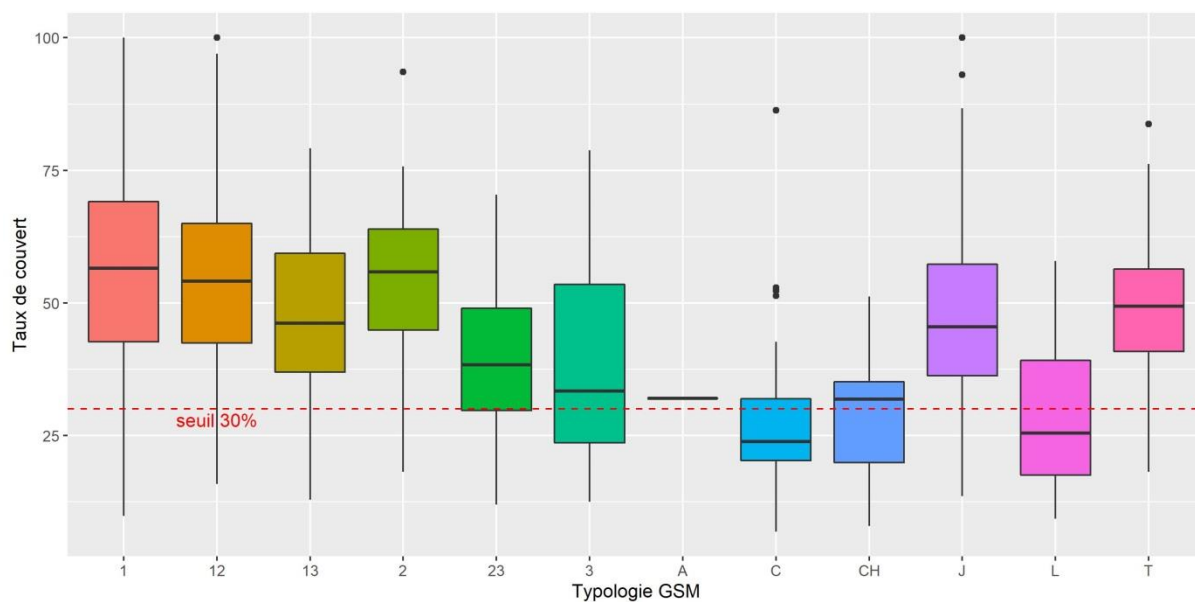


Figure 8 : Répartition des types de peuplements issue de la typologie GSM appliquée sur les placettes de Savoie en fonction du taux de couvert. Le seuil de 30% permet de séparer les peuplements à couvert diffus. Correspondances : Futaie adulte (1 et 12), Futaie jeune (2, 23, 3), Futaie étagée (13 et J), Futaie claire (C et L), Chétif (CH), Taillis (T).

IV.3.2 Composition des peuplements

Après avoir ciblé les peuplements à couvert diffus, il s'agit de ventiler les autres peuplements selon leurs compositions. Le but étant de différencier les peuplements purs feuillus, purs résineux et mixtes.

Dans cette étude, un peuplement est dit « pur » lorsque que le pourcentage atteint par l'ensemble des résineux ou l'ensemble des feuillus est supérieur à 70% de la surface terrière totale de la placette. Dans ce cas, on fait l'hypothèse que la surface terrière est proportionnelle au couvert forestier. Ce seuil a été choisi en cohérence avec la littérature ((IGN, 2016; NFI, 2016) et les souhaits des aménagistes.

IV.3.3 Structuration en diamètre des peuplements et construction d'un triangle des structures

Une fois les placettes terrain caractérisées par leur composition il s'agit pour les peuplements résineux et mixtes d'identifier la structure régulière ou irrégulière.

Une première méthode, a consisté à utiliser l'indice de Gini pour ventiler les placettes irrégulières et régulières (Bastick, 2015). Cet indice est calculé à partir de la surface terrière des arbres et reflète l'inégalité de répartition de celle-ci au sein de chaque placette. Il a comme avantage d'être une variable quantitative continue et prédictible.

Une seconde méthode consiste à projeter les placettes de référence sur un triangle des structures. Ainsi, pour chaque placette, le nombre de PB, BM et GB est calculé selon les limites du Tableau 4. Les TGB sont rassemblés avec les GB. Enfin, le pourcentage de surface terrière par catégorie de bois permet de positionner graphiquement les placettes dans un triangle des structures.

Catégorie de Bois	Limites (Savoie et Pyrénées)	Limites (Vosges)
PB: Petit Bois	$17,5 \leq \text{diamètre} < 27,5\text{cm}$	$17,5 \leq \text{diamètre} < 27,5\text{cm}$
BM: Bois Moyen	$27,5 \leq \text{diamètre} < 42,5\text{cm}$	$27,5 \leq \text{diamètre} < 47,5\text{cm}$
GB: Gros Bois	$42,5 \leq \text{diamètre} < 62,5\text{cm}$	$47,5 \leq \text{diamètre} < 67,5\text{cm}$
TGB : Très Gros Bois	$62,5\text{cm} \leq \text{diamètre}$	$67,5\text{cm} \leq \text{diamètre}$

Tableau 4 : Limites de catégories de bois selon les sites étudiés. Source : (Gauquelin and Courbaud, 2006; Alger, 2011; Asael et al., 1999)

Le triangle des structures permet de différencier les peuplements irréguliers des peuplements réguliers. Après avoir étudié plusieurs triangles des structures (Annexe 7), j'ai créé un triangle des structures simplifié en moyennant certaines limites des triangles existants. Pour la suite de l'étude, ce triangle est simplifié à nouveau en 4 grands types (irrégulier, régulier à GB, régulier à BM et GB et régulier à PB et BM). Les peuplements bi-strates (mélange de GB et PB) sont classés comme irréguliers (Figure 9). Les peuplements réguliers à PB et BM sont regroupés en une seule classe qui pourra ensuite être distinguée selon le stade de développement.

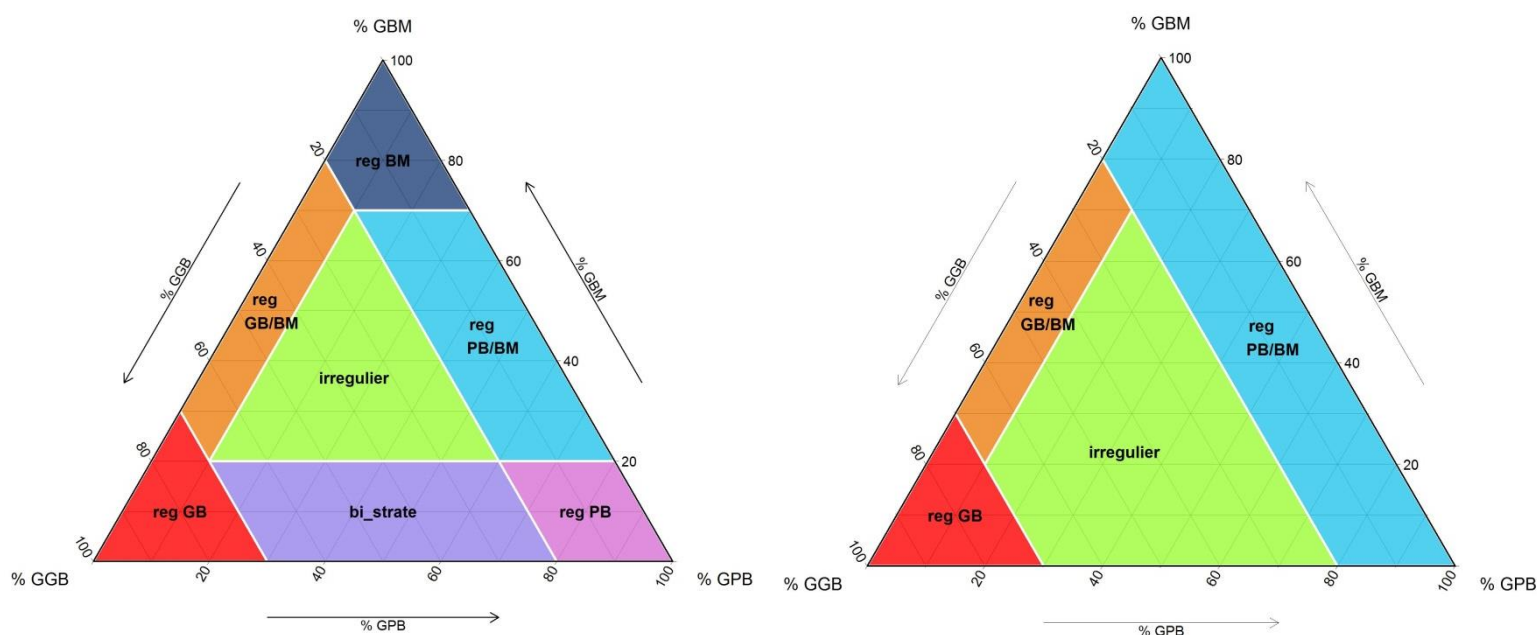


Figure 9 : Triangles des structures simplifiés (source personnelle)

La méthode pour caractériser la structuration en diamètre des peuplements de référence consiste à découper les placettes en fonction des types du triangle tel un emporte-pièce. Chaque placette est donc affiliée à un type du triangle des structures par découpage de celui-ci en fonction des limites de pourcentage de surface terrière par catégories de bois fixées. Par exemple, on note une majorité de placettes classées comme irrégulières sur la zone B étant donné la gestion en futaie irrégulière prédominante dans ce contexte montagnard (Figure 10).

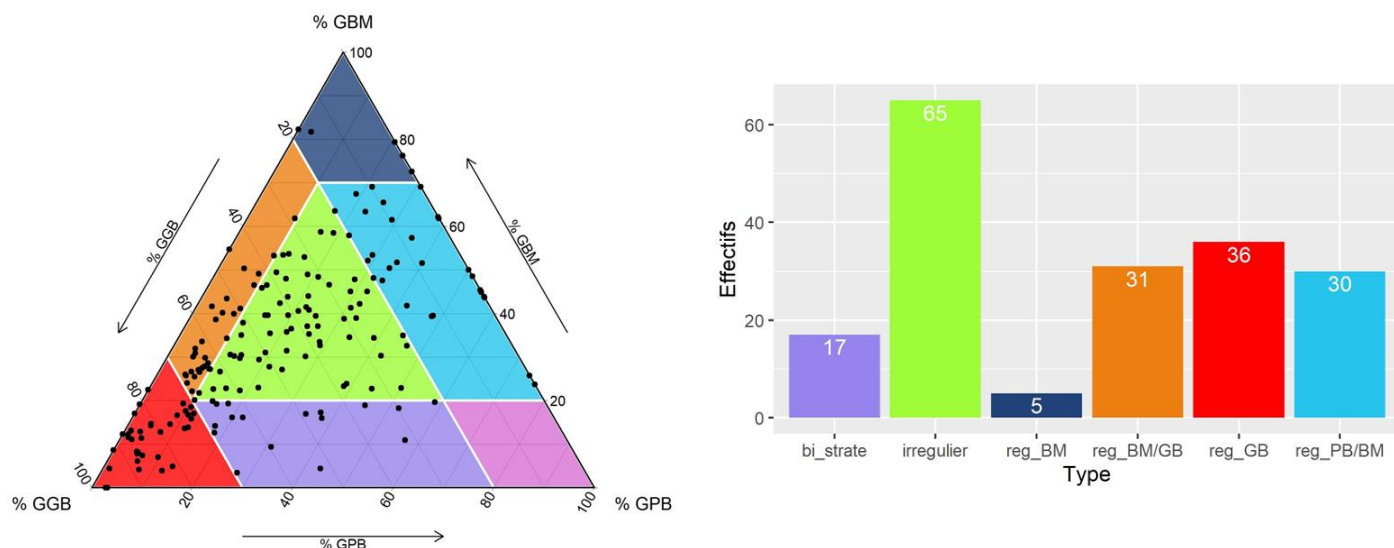


Figure 10 : Positionnement des placettes de la zone B de Savoie sur le triangle des structures (à gauche). Effectif de ces mêmes placettes classées par type selon le découpage du triangle des structures (à droite). Placettes hors feuillus purs et couvert diffus.

IV.3.4 Structuration en hauteur des peuplements

En référence à la typologie prédictible LiDAR, les peuplements caractérisés comme irréguliers doivent être catégorisés comme étagés ou non étagés en hauteur. Pour cela nous ne disposons d'aucune référence terrain car la hauteur des arbres n'a pas été mesurée sur le terrain. Cependant, la chaîne de traitement LiDAR permet de disposer des coordonnées des apex (sommets des arbres détectés dans le MNH). Ainsi la même méthode que pour le couvert diffus est appliquée. On affiche le taux de variation des apex par placette en fonction des types du GSM AN caractérisés sur le terrain (Figure 11). Un seuil à 30 % de variation des apex coïncide avec la typologie terrain GSM AN, qui, je le rappelle contient des erreurs, ainsi que je l'ai expliqué précédemment. Elle permet tout de même de donner une idée pour fixer un seuil. En effet, un seuil à 30 % permet de bien séparer les types 13 (futaie étagée) des types à une seule strate dominante. Par exemple, sur la zone C ce seuil absorbe environ la moitié des peuplements jardinés ce qui est logique car par construction il y a plusieurs strates moyennes (ni prépondérantes, ni déficitaires) dans un peuplement jardiné. Les placettes de référence dont la structure est irrégulière seront catégorisées comme étagées si le taux de variation de la hauteur des apex est strictement supérieur à 30%.

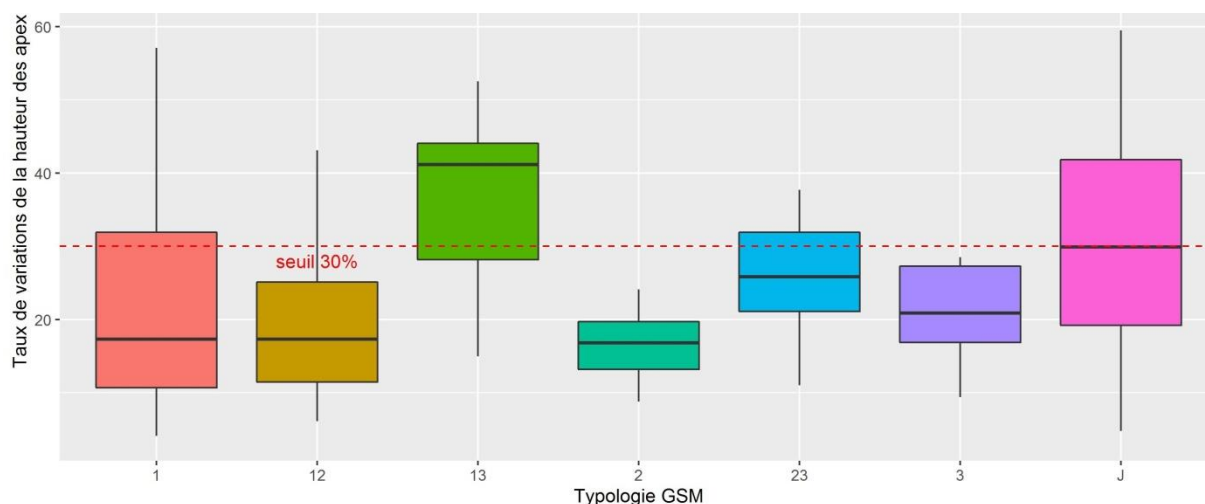


Figure 11 : Répartition des placettes terrain de la zone C de Savoie selon le taux de variation de hauteurs des apex en fonction des types GSM AN caractérisés sur le terrain. Le seuil de 30% permet de séparer les peuplements étagés. Correspondances : Futaie adulte (1 et 12), Futaie jeune (2, 23, 3), Futaie étagée (13 et J).

IV.4. Calcul de métriques LiDAR

La chaîne de traitement est appliquée sur toutes les zones étudiées (Savoie, Pyrénées et Vosges). Cela permet d'obtenir les indicateurs ou les métriques LiDAR qui sont utilisés pour la prédiction. Il est important de rappeler que ces métriques sont calculées sur la même emprise que les placettes de référence terrain, c'est-à-dire sur 15 mètres de rayon. Dans cet outil de modélisation, on distingue 2 grands types de métriques.

- Métriques ITC (Individual Tree Crown = Couronne d'arbre individuelle)

Ce sont des métriques issues de la segmentation des couronnes d'arbres. L'identification des apex et des couronnes d'arbres permettent de calculer des variables directement liées aux individus détectés dans la placette (hauteur, surface, forme et volume de couronne). Les individus détectés sont appariés avec les arbres terrain (Figure 12). Des modèles ITC de type apprentissage machine sont calibrés à l'échelle individuelle pour prédire le diamètre, le volume et la famille d'essences des arbres. Ces prédictions sont alors résumées à l'échelle de la placette (somme, moyenne) et constituent les métriques ITC (Annexe 3).

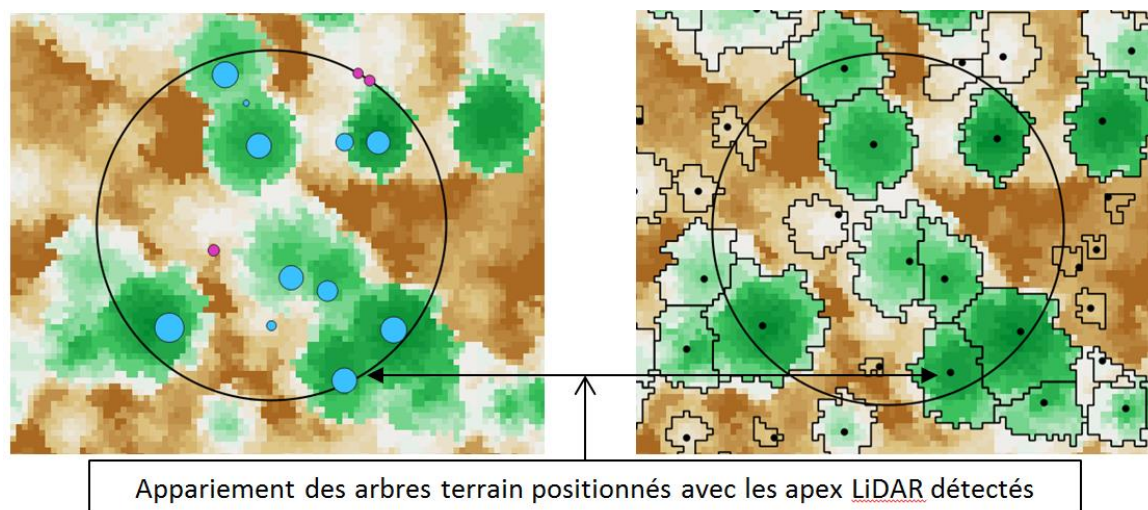


Figure 12 : Schéma de principe de l'appariement entre les arbres terrain et les apex détectés sur le MNH. Cela permet de calculer des indicateurs à l'échelle individuelle.

- Métriques surfaciques

Ces métriques reprennent les variables individuelles calculées précédemment et les résument directement par le biais de sommes, de moyennes ou de quantiles à l'échelle de la placette (taux de variation des hauteurs, somme des volumes de couronne, moyenne des surfaces, etc.). Des métriques topographiques sont aussi calculées à partir du MNT (exposition, pente, altitude) (Annexe 4). Les familles de métriques surfaciques calculées sont disponibles en Annexe 5.

Les métriques ITC et surfaciques serviront pour la calibration de mes modèles dans la suite de l'étude.

IV.5. Sélection des métriques LiDAR

Lorsque toutes les métriques sont calculées via la chaîne de traitement LiDAR, près de 300 variables explicatives sont disponibles à l'échelle des placettes. Cependant, certaines peuvent être corrélées entre elles ou bien ne pas avoir de lien logique avec les variables à expliquer. Ainsi la sélection de variables sur les placettes de calibration est primordiale pour obtenir des modèles facilement interprétables et ayant de bons taux de prédiction. L'utilisation d'un jeu de métriques réduit et important pour la prédiction de la typologie permet de respecter le principe de parcimonie et les hypothèses de validité des modèles (Bastick, 2015).

Dans cette étude la sélection de variables pour calibrer des modèles Random Forest se fera par l'algorithme VSURF (variable sélection using random forest) (Genuer et al., 2015). Cette algorithm est intégré au package VSURF du logiciel R. Il permet de sélectionner automatiquement des variables d'intérêts. Random Forest est un algorithme de prédiction pour la régression ou la classification. Son principe repose sur l'utilisation d'un grand nombre d'arbres de décision construits chacun avec un sous-échantillon différent de l'ensemble d'apprentissage. Pour chaque modèle construit, l'utilisation du sous-échantillon permet de calculer une erreur OOB (out-of-bag) de prédiction. L'algorithme permute une à une les variable jusqu'à diminuer l'erreur au maximum. Ainsi, plus l'erreur est forte en raison de

l'exclusion ou de la permutation d'une seule variable, plus cette variable est considérée comme importante.

La méthode de VSURF comprend 3 étapes (Genuer et al., 2015) :

- Etape 1 : Classement des variables par ordre d'importance décroissante et élimination des variables non pertinentes de l'ensemble de données selon un seuil d'importance.
- Etape 2 : Sélection des variables pour l'interprétation : Construction de modèle Random Forest en commençant par la variable avec la plus grande importance et ajout par ordre d'importance décroissante les autres variables jusqu'à obtenir l'erreur OOB la plus faible.
- Etape 3 : Sélection des variables pour la prédiction : Construction de modèle RF en testant les variables par étape pour éliminer les redondances. Les variables du dernier modèle sont sélectionnées

IV.6. Méthode de prédiction de la typologie

La prédiction des types va se faire par étape, en suivant la typologie prédictible LiDAR (Figure 15)

IV.6.1 Prédiction des peuplements potentiellement non boisé et couvert diffus sur l'ensemble de la zone étudiée

La chaîne de traitement peut être paramétrée pour retirer les zones potentiellement non boisées ou non précomptables. Elle se base sur la hauteur des apex détectés.

- Si tous les apex dans une cellule ont une hauteur inférieure à 13 mètres alors le pixel a une valeur de 0.
- Si dans une cellule moins de 6 apex ont une hauteur comprise entre 13 et 17 mètres alors le pixel a une valeur de 0.

Dans les cas cités ci-dessus, le peuplement sera caractérisé comme potentiellement non boisé.

Le taux de couvert est calculé par cellule de 26,6 mètres de côté dans la chaîne de traitement sur toute l'emprise de la zone survolée. Il sera facile de filtrer sur l'ensemble de la zone les peuplements à couvert diffus ayant un taux de couvert inférieur à 30 %.

IV.6.2 Prédiction de la composition à différentes échelles selon différentes sources de données

Les sources de données

Plusieurs sources de données permettent de prédire la composition sur l'emprise des sites étudiés. L'enjeu est de savoir quelle est la meilleure pour évaluer la composition en résineux / feuillus d'un peuplement.

Quatre sources de données ont été évaluées pour distinguer les peuplements résineux / feuillus / mixtes :

- Pred fam 1 : issue de la chaîne de traitement qui calcule le pourcentage de G résineux prédit sur la placette de calibration à partir d'un modèle de composition simple distinguant résineux / feuillus au niveau des apex
- Pred fam 2 : issue de la chaîne de traitement qui calcule le pourcentage de G résineux prédit sur la placette de calibration à partir d'un modèle de composition plus détaillé distinguant épicéas, sapins, pins, feuillus et autres résineux au niveau des apex
- OSO : calcul du pourcentage de résineux à partir du raster d'occupation du sol du Cesbio
- IGN : extraction de l'information issue de la photo-interprétation de la BD Topo de l'IGN.

Pour les données issues de la chaîne de traitement l'application des modèles à grande échelle permet d'obtenir une cartographie du pourcentage de surface terrière des feuillus et résineux à une résolution de 26,6 mètres.

La carte d'occupation du sol OSO du Cesbio est au format raster d'une résolution de 10 mètres qui discrimine 23 classes de couverture du sol dont les forêts feuillues et résineuses à l'échelle nationale. Cette carte est élaborée à partir d'un traitement automatique de séries temporelles d'images satellites par l'algorithme Iota2. Son fonctionnement repose sur un principe supervisé c'est-à-dire qu'il utilise des zones pour lesquelles on connaît l'occupation du sol comme des exemples pour un apprentissage. Pour la prédiction des couvertures forestières, les données de référence utilisées proviennent de la couche végétation issue de la BD topo de l'IGN (Inglada et al., 2017; Tardy et al., 2019).

La couche végétation issue de la BD topo de l'IGN est au format vecteur. Elle discrimine 18 classes de couverture du sol dont les forêts fermées de conifères, forêts fermées de feuillus, forêts fermées mixtes et forêts ouvertes à l'échelle nationale. La surface minimale des polygones de couvertures forestières est de 0,5 hectare et le taux de recouvrement sur une largeur de 20 mètres doit être supérieur à 10 % (IGN, 2019). Cette carte est un regroupement par famille d'essences de la BD Forêt 2.0 qui distingue 32 peuplements différents. La BD Forêt est construite par photo-interprétation d'images aériennes infrarouges.

Comparaison des prédictions à l'échelle placette

D'abord, chacune de ces sources de données de prédiction de la composition est comparée à l'échelle des placettes.

Le but est de comparer les données de référence (placettes terrain) avec les données de composition prédites issues des différentes sources (LiDAR, carte d'occupation du sol OSO et carte végétation de l'IGN).

La chaîne de traitement ONF a été utilisée pour prédire la composition par une approche ITC. Si, à l'échelle de la placette, la surface terrière des apex classés comme résineux (méthode simple - Pred fam 1 ou détaillée - Pred fam 2) représente :

- Plus de 70% du G total, alors le peuplement est résineux,
- Moins de 30% du G total, alors le peuplement est feuillu,
- Sinon le peuplement est mixte.

Concernant la carte d'occupation du sol OCS, le raster est reclassifié en affectant une valeur de 0 aux pixels feuillus, 100 aux pixels résineux et NA (not available, aucune donnée) à toutes les autres couvertures. Ensuite, une fenêtre glissante de 3x3 pixels est calculée en appliquant une fonction de moyenne. Chaque valeur correspondant au pixel central de la placette de référence est extraite. Il est possible de calculer un indice de mélange sur chaque placette selon les conditions suivantes :

- Si la valeur est inférieure à 30 alors le peuplement est feuillu,
- Si la valeur est supérieure à 70 alors le peuplement est résineux,
- Sinon le peuplement est mixte.

Concernant la carte végétation de l'IGN, chaque valeur correspondant au centre de la placette de référence est extraite. L'essence est affiliée selon les conditions suivantes :

- Si la nature du polygone est "Forêt fermée de feuillus" alors le peuplement est feuillu,
- Si la nature du polygone est "Forêt fermée de résineux" alors le peuplement est résineux,
- Sinon le peuplement est mixte.

Toutes les valeurs explicatives sont comparées avec les données de référence terrain grâce à des matrices de confusion. Le taux de bonne classification est calculé ainsi que la précision utilisateur qui correspond à la proportion de données bien classées par rapport à la vérité du terrain.

Comparaison des prédictions de la composition à grande échelle

Les différentes sources de données sont évaluées à grande échelle. Le but est de comparer les différentes cartes de composition entre elles.

Pour cela, la carte d'occupation du sol OCS, avec uniquement les valeurs de couverture forestière, devra être recalculée sur l'emprise correspondant à la grille de prédiction du LiDAR. La composition est calculée de la même manière qu'elle l'a été pour la comparaison à l'échelle placette, c'est-à-dire par une fenêtre glissante de 3x3 pixels.

La carte végétation de l'IGN est rastérisée selon la grille de prédiction de la chaîne de traitement. Chaque pixel prend alors la valeur (feuillus, résineux, mixte) de la carte végétation en son centre.

La chaîne de traitement permettra d'appliquer les modèles de famille d'essences 1 et 2 (pred fam 1 et pred fam 2) et ainsi fournir des cartes prédictives de la composition sur l'ensemble des zones.

Une approche visuelle permet de comparer les cartes de composition qui sont toutes sur la même emprise. Une approche statistique comptabilise le nombre de cellules par type de composition pour chacune des sources de données étudiées sur l'ensemble des zones.

IV.6.3 Prédiction de la structure des peuplements

Comme pour la caractérisation des placettes terrain, le triangle de structures va constituer une référence de la typologie pour prédire la typologie des peuplements classés auparavant comme résineux ou mixtes. En effet, d'après la typologie, les peuplements feuillus ne sont pas pris en compte dans la prédiction de la structure. Cette caractérisation des peuplements se déroule en 2 étapes :

La première consiste à utiliser le pourcentage de surface terrière des gros bois (p100GGB) déjà prédit dans la chaîne de traitement pour classer les peuplements en 3 types (Figure 13) :

- réguliers à GB (p100GGB $\geq$ 70%),
- réguliers à PB/BM (p100GGB $\leq$ 20%),
- autres types (20% < p100GGB < 70%).

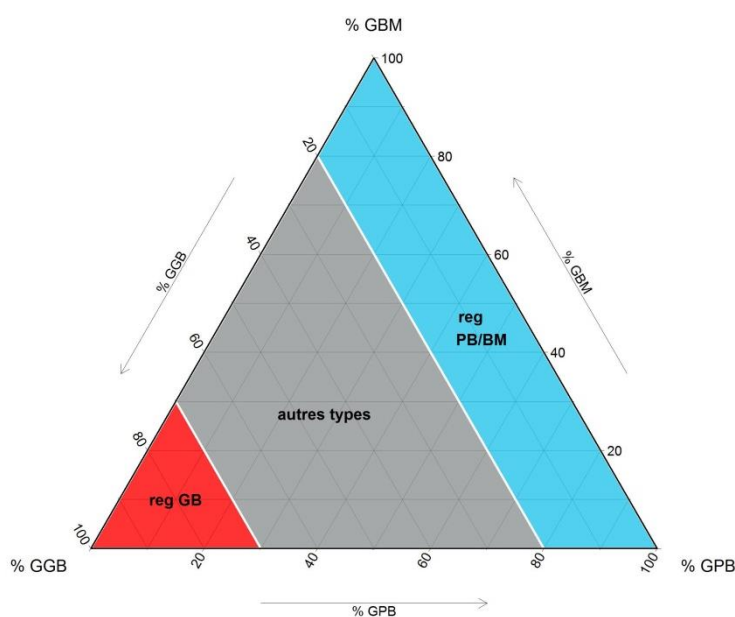


Figure 13 : Découpage du triangle de structure en 3 types selon des limites à 20 et 70 du pourcentage de surface terrière des gros bois.

L'indicateur p100GGB de la chaîne de traitement est calculé par l'intermédiaire du G et GGB prédit ($p100GGB_pred = GGB_pred / G_pred * 100$) par la méthode ITC. On analysera l'apport d'une autre méthode consistant à prédire directement le p100GGB par un modèle linéaire.

La seconde étape consiste à utiliser un modèle d'apprentissage Random Forest pour la classification des types réguliers GB/BM et irréguliers sur l'ensemble des zones étudiées (Figure 14).

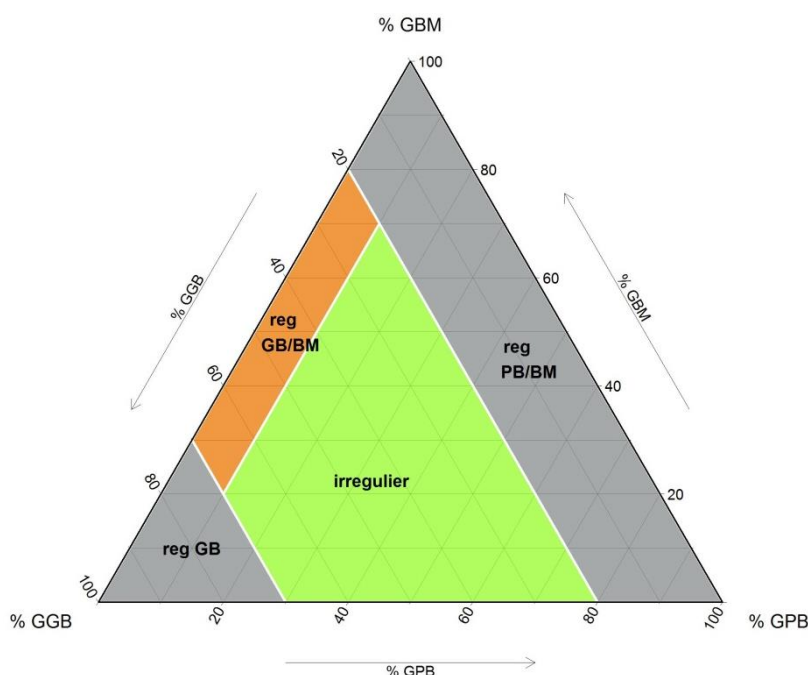


Figure 14 ; Découpage du triangle en 4 types pour différencier les peuplements réguliers à GB/BM des peuplement irréguliers.

Comme expliqué précédemment Random Forest est un algorithme de prédiction qui va être utilisé dans cette étude pour de la classification. Il se base sur l'utilisation d'un grand nombre d'arbres de décision. Les arbres de décision ont pour but de trouver pour chaque ramification le meilleur indicateur (métrique LiDAR) permettant de séparer les observations en deux par rapport à la variable à prédire. Ces arbres de décision sont construits chacun avec un sous échantillon différent de l'ensemble d'apprentissage et les variables explicatives de chaque ramification sont sélectionnées aléatoirement. Enfin, le résultat pour la classification (réguliers/ irréguliers) correspond au groupe majoritaire de l'ensemble des arbres utilisés pour la prédiction. Cette méthode aléatoire est très robuste et permet d'obtenir de faibles erreurs de prédiction. Cependant, l'interprétation des modèles est difficile à cause de ce côté « boîte noire ». Cet algorithme est intégré dans le package randomForest sur le logiciel R (Liaw and Wiener, 2002).

Une autre méthode a été testée indépendamment sur les zones B et C de Savoie. Le but a été de construire un modèle d'apprentissage qui prédise directement les 4 types du triangle des structures. Sous l'hypothèse de rendre plus robuste ce modèle un essai a consisté à rassembler toutes les placettes de calibration de Savoie (Zone A, B, C et D regroupées) et à créer un modèle d'apprentissage prédisant directement les 4 types, sur un grand jeu d'apprentissages (452 placettes). Notons qu'il fallait s'assurer que les mêmes paramètres sur chaque zone de Savoie avaient été utilisés lors de la segmentation des couronnes et le calcul des métriques.

Pour la structuration en hauteur (peuplement étagé ou non) le taux de variation de la hauteur des apex est calculé sur l'ensemble de la zone survolée par la chaîne de traitement Les

peuplements prédits irréguliers sont catégorisés comme étagés si le taux de variation de la hauteur des apex est strictement supérieur à 30%.

Pour distinguer les peuplements régularisés à PB / BM selon leur stade de développement, un seuillage du Diamètre quadratique moyen (Dg) qui est une variable très bien prédite au LiDAR (moins de 12 % d'erreur en moyenne sur les sites étudiés) est utilisé pour les ventiler par catégorie de bois selon les limites du Tableau 4.

IV.7. Production de la carte de prédiction de la typologie

Pour chaque zone étudiée, la grille de prédiction raster générée par la chaîne de traitement est reprise pour appliquer les modèles de prédiction de la typologie (Figure 15). La surface des cellules de prédiction est équivalente à la surface des placettes de calibration, c'est-à-dire 26,6 x 26,6 mètres. Ainsi une attribution du type prédit pour chaque pixel est attribuée selon un code qui filtre pas à pas les cellules raster. Ainsi des déclinaisons simplifiées de la typologie prédictible LiDAR sont mises en place avant de pouvoir prédire la typologie définitive Annexe 9.

Glossaire type:

F: Feuillus
R: Résineux
r: régulier
i: irrégulier
P: Petit bois
M: Moyen bois
G: Gros bois
1: Non étagé
2: Étagé
a: faible capital
b: fort capital

Clé de détermination des structures de peuplements et indicateurs utilisés pour distinguer les types

Type GSM :

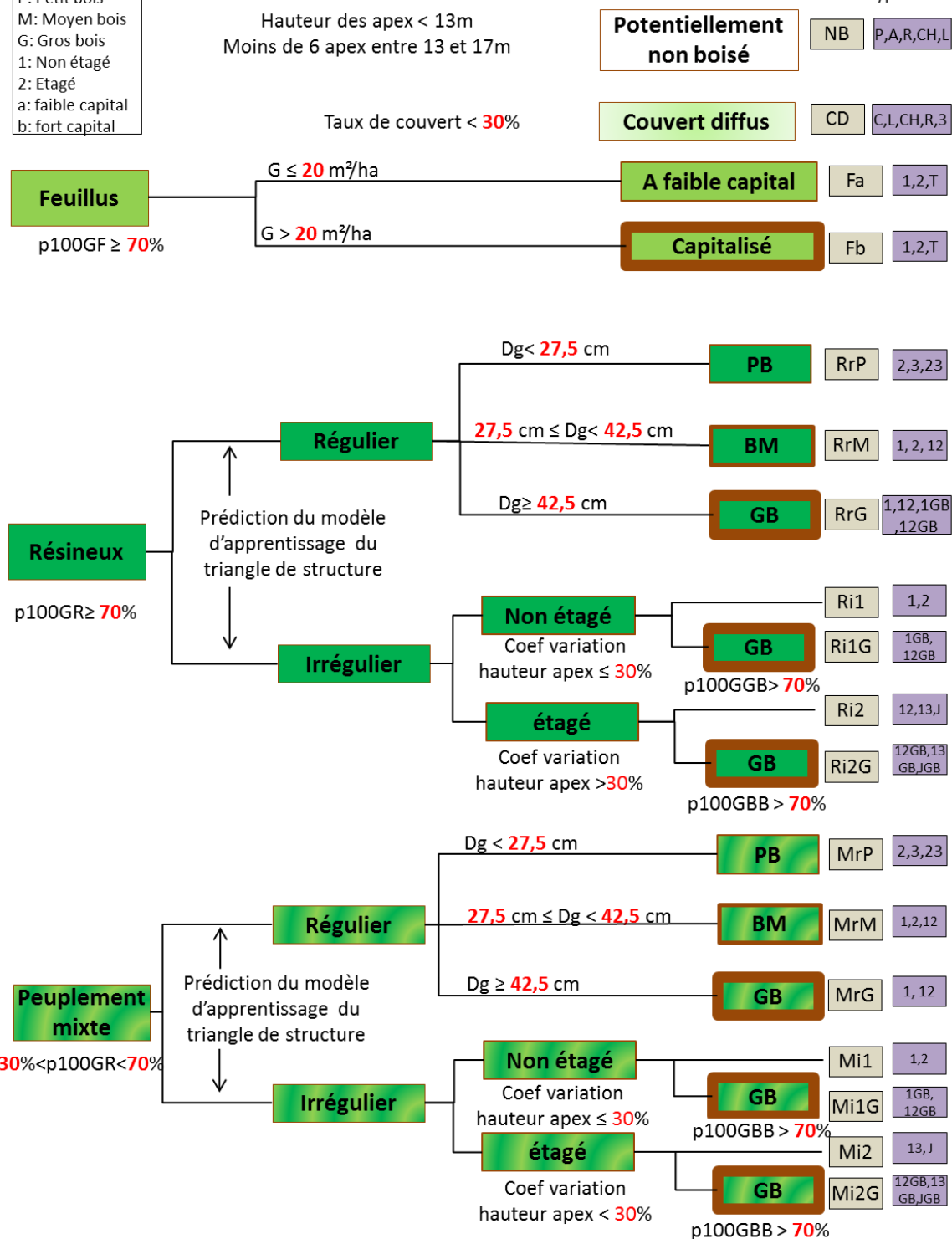


Figure 15 : Clé de détermination de la typologie générique prédictible LiDAR et indicateurs utilisés pour distinguer les types

IV.8. Validation indépendante des cartes prédictives

Il s'agit de créer un échantillon de validation, à partir des cartes prédictives et vérifier l'adéquation entre la vérité mesurée sur le terrain et la prédiction cartographique.

Pour des raisons de temps et de moyens humains cette étape a été réalisée uniquement dans les forêts publiques de la zone B en Savoie. La zone B a été choisie car c'est la plus grande et la plus proche du pôle RDI parmi celles de Savoie, et des agents de terrain avaient ciblé des sites à vérifier dans cette zone. Le but de la validation indépendante est de collecter par échantillonnage de nouvelles données sur le terrain, différentes de celles utilisées pour la calibration des modèles. Cette validation compte 51 placettes regroupées en 17 grappes, chaque grappe compte donc 3 placettes (Figure 17). L'implantation de ces placettes a été réalisée en s'appuyant sur les cartes de typologie prédictives. L'objectif était de cibler des zones de différence entre les cartes de composition mais aussi de représenter des types de peuplements variés notamment résineux ou mixtes (Figure 16).

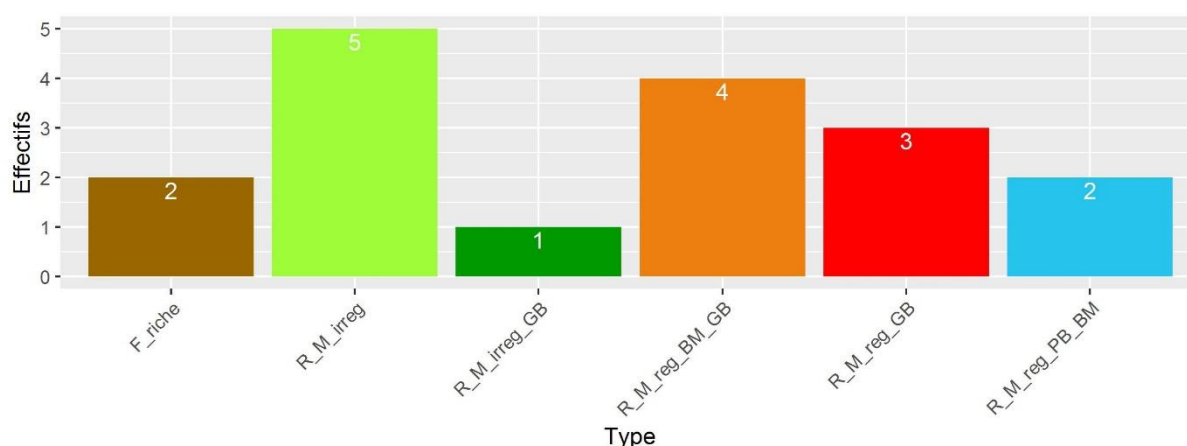


Figure 16 : Répartition de référence des grappes de validation selon la typologie (F : Feuillus, R_M : Résineux ou mixtes)

Les placettes de validation ont été positionnées selon la même méthode que les placettes de calibration, c'est-à-dire : relevé GNSS et recalage manuel dans le MNH LiDAR. Ce recalage a été possible car la position de tous les arbres sur le terrain a été prise (distance/azimut par rapport au centre de la placette). La précision obtenue relève de l'ordre du mètre (Munoz, 2014).

Les placettes de validation ont été positionnées selon la même méthode que les placettes de calibration, c'est-à-dire : relevé GNSS et recalage manuelle dans le MNH LiDAR.

Le protocole de mesure des placettes de validation est similaire à celui établi pour les placettes de calibration. Il est consultable en Annexe 8. Sur chaque placette de 15 mètres de rayon, tous les arbres vivants et dont le diamètre était supérieur à 17,5 cm ont été mesurés et leur essence relevée. Cependant, il faut garder à l'esprit qu'un intervalle de 4 ans subsiste entre le vol LiDAR et la mesure de ces placettes. Une coupe ayant eu lieu après 2016 pourrait

avoir modifiée la structuration du peuplement ou même sa composition. Ainsi, le diamètre des souches dont l'exploitation semblait récente a été récolté ainsi que les chablis. A posteriori, lors du recalage des placettes je me suis assuré de leur présence dans le nuage de points LiDAR et leur diamètre a été converti pour une estimation à 1,3 mètre (Poncelet, 1992). Afin de ne pas négliger l'accroissement des arbres non précomptables en 2016 toutes les tiges inférieures à 19,5 cm (hypothèse à dire d'expert) ont été retirées de l'étude.

Les données récoltées sur le terrain ont permis de déterminer la typologie des placettes par application du triangle des structures qui a été comparée à la typologie prédite à partir des modèles calibrés antérieurement. Etant donné que la typologie est généralement appréhendée à une échelle plus large que 7 ares (placette de 15 m de rayon), le type de chaque grappe a été calculé sur l'ensemble des trois placettes comme s'il s'agissait d'une seule et même placette puis replacé dans le triangle des structures. Ces types de références à l'échelle des grappes ont ensuite été comparés au type majoritaire des pixels conservés de la carte prédictive de typologie raster (Figure 17 : Principe de validation de la prédiction de la typologie à l'échelle des grappes de placettes).

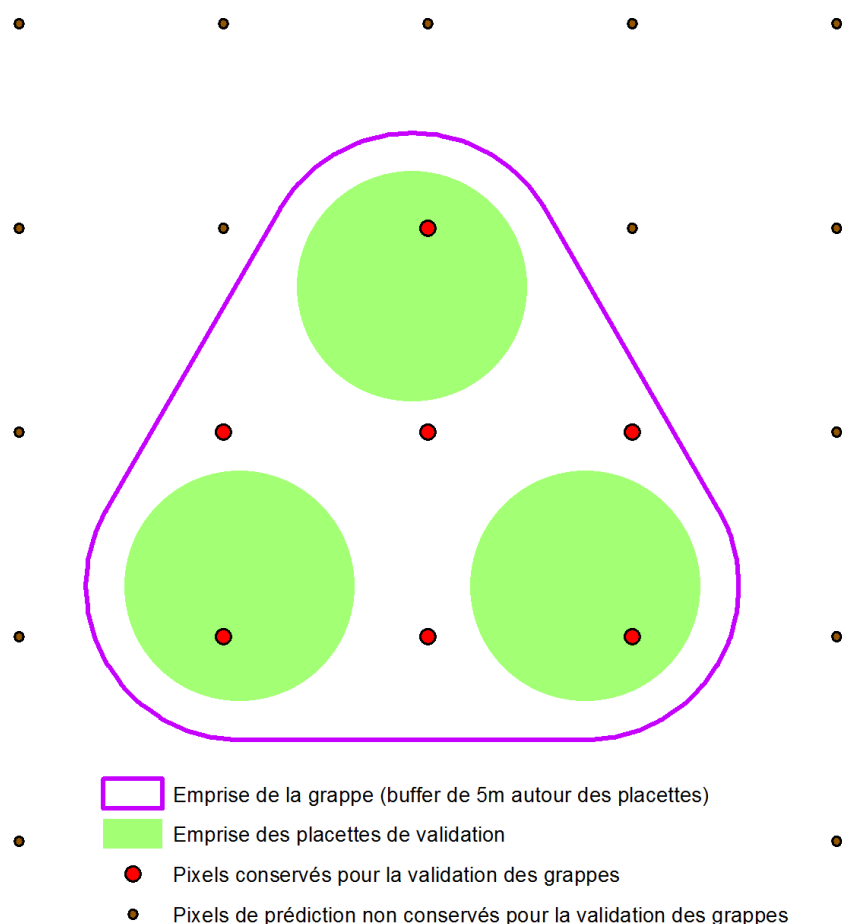


Figure 17 : Principe de validation de la prédiction de la typologie à l'échelle des grappes de placettes

V. Résultats et analyses

V.1. Typologie des placettes de référence

La Figure 18 montre la répartition des types de référence des 1016 placettes des sites étudiés. Un tableau par effectif est consultable en Annexe 10. Les placettes classées en couvert diffus sont plutôt minoritaires, inférieures à 10 % dans la plupart des sites. Globalement, les sites sont composés d'un quart de placettes régulières et d'un tiers de placettes irrégulières. Or, pour le site de Déodatie les placettes sont à dominante régulière (55%) (Figure 18). Ces quelques différences pourraient influencer les résultats de prédiction des types de structures.

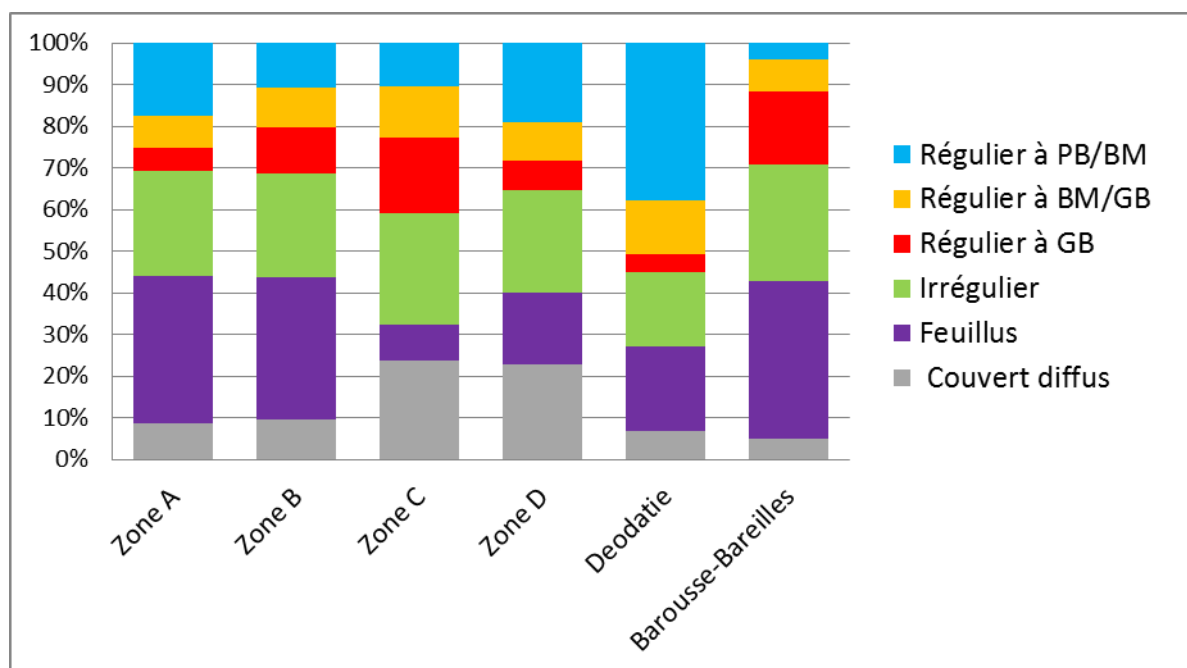


Figure 18 : Répartition des placettes par type de référence selon les sites étudiés

V.2. Prédiction de la composition

V.2.1 Comparaison des prédictions à l'échelle placette

La composition est l'une des premières entrées de la typologie prédictible LiDAR, il est donc important d'avoir une bonne précision pour ne pas impacter les types en aval.

Les graphiques ci-dessous montrent le taux de bonne prédiction sous l'intitulé « Global » et le taux de bonne prédiction par composition «R» résineux, «M» mixtes et «F» feuillus. Ces indicateurs sont calculés selon plusieurs modalités décrites dans Matériels et méthodes IV.6.2: « pred fam 1 », « pred fam 2 », « OSO », « IGN ».

Site de Savoie (tous sites confondus, 751 placettes)

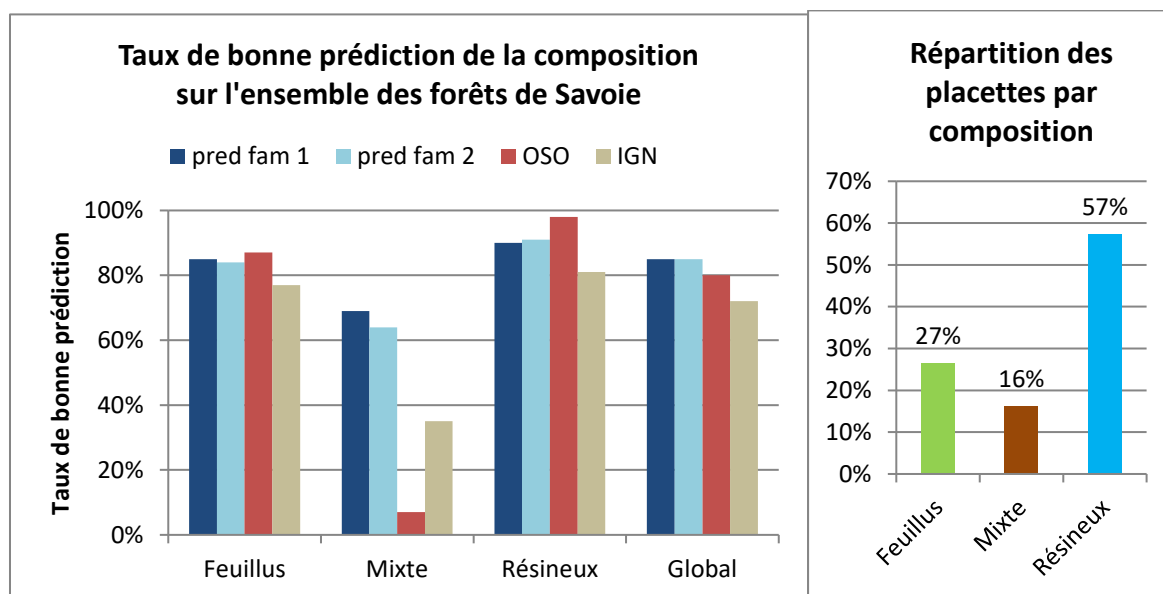


Figure 19 : Résultats de la comparaison des cartes de prédiction de la composition à l'échelle des placettes de référence sur la Savoie. Répartition de référence à droite

Les meilleurs résultats sont obtenus avec la source de données LiDAR. On obtient un taux de bonne classification de 85 % (Figure 19). Les prédictions de la chaîne de traitement par un modèle simplifié (pred fam 1) ou détaillé (pred fam 2) sont très similaires.

Le taux de bonne classification avec la source de données OSO est globalement de 80 %, mais la prédiction de peuplements mixtes est très faible (7 %) (Figure 19).

Les peuplements classés mixtes sur le terrain ont une forte tendance à être classés en peuplements résineux par la carte OSO bien qu'il s'agisse de la classe la plus représentée dans la composition de référence (Figure 20).

Valeurs réelles	Valeurs prédites		
	R	F	mixte
R	136	3	2
F	14	98	7
mixte	51	12	4

Figure 20 : Matrice de confusion de la composition entre les placettes de référence terrain et la carte d'OSO sur la zone B

L'utilisation d'une autre source de données nationales, celle de l'IGN, présente un taux de bonne classification de 72 %, mais semble mieux équilibrée entre les classes résineux / mixtes ou feuillus (Figure 19).

Site de Déodatie (162 placettes)

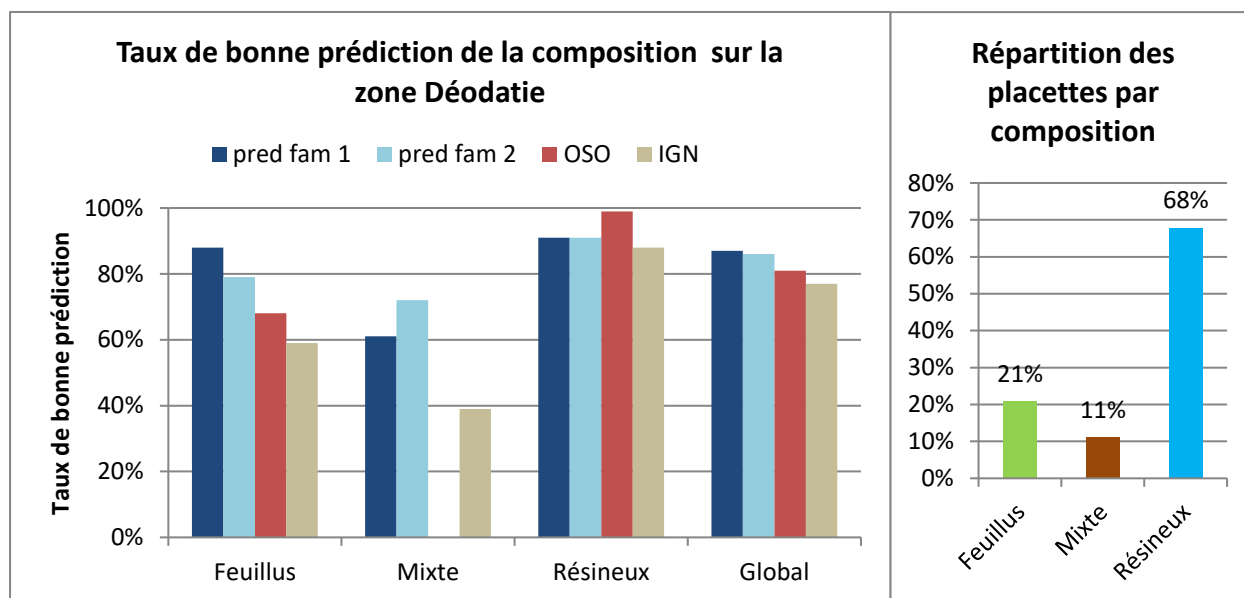


Figure 21 : Résultats de la comparaison des cartes de prédiction de la composition à l'échelle des placettes de référence sur la forêt de Déodatie. Répartition de référence à droite

Comme les résultats présentés sur la Savoie, ce site à dominante résineuse montre des résultats très similaires entre pred fam 1 et pred fam 2 (Figure 21). Le taux de bonne classification est de 87 %. Le taux de bonne classification avec la carte OSO est de 81 %, mais aucun peuplement n'est prédit en mixte. La source de données nationales IGN semble plus stable de ce point de vue-là puisque le taux de bonne classification atteint 40 % en peuplement mixte, d'où un taux global de bonne classification de 77 % (Figure 21).

Site de Barousse-Bareilles (103 placettes)

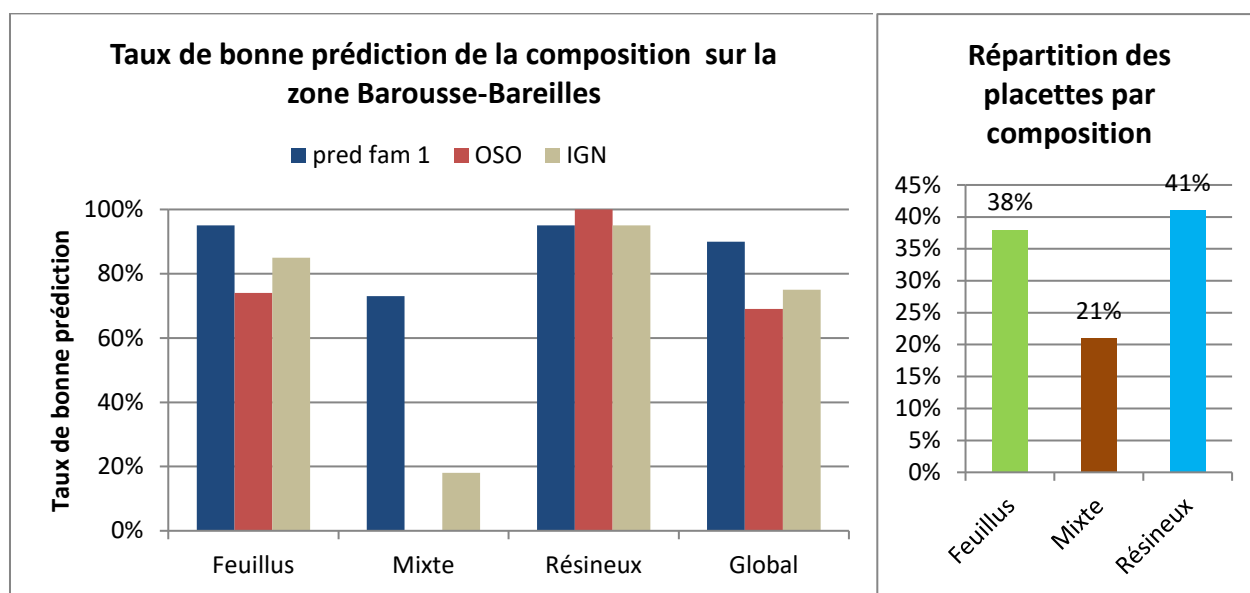


Figure 22 : Résultats de la comparaison des cartes de prédiction de la composition à l'échelle des placettes de référence sur la forêt de Barousse-Bareille. Répartition de référence à droite

Sur cette zone, le modèle détaillé pred fam 2 n'a pas été prédit à cause d'un trop faible jeu de données d'apprentissage. Le taux de bonne classification est meilleur avec le LiDAR (90%) (Figure 22). La carte IGN présente un taux de bonne classification (75%) supérieur à la carte OSO (69%).

V.2.2 Comparaison des prédictions à grande échelle

Un comparatif visuel entre les cartes de composition OSO et les cartes de prédiction issues de la chaîne de traitement LiDAR montre une différence importante de la prédiction des peuplements mixtes. Le problème étant que la carte OSO n'a pas de classe mixte à la base de son élaboration. Même si cette classe mixte est créée artificiellement par l'approche d'une fenêtre glissante, le nombre de pixels mixtes est bien inférieur à la cartographie LiDAR (Figure 23).

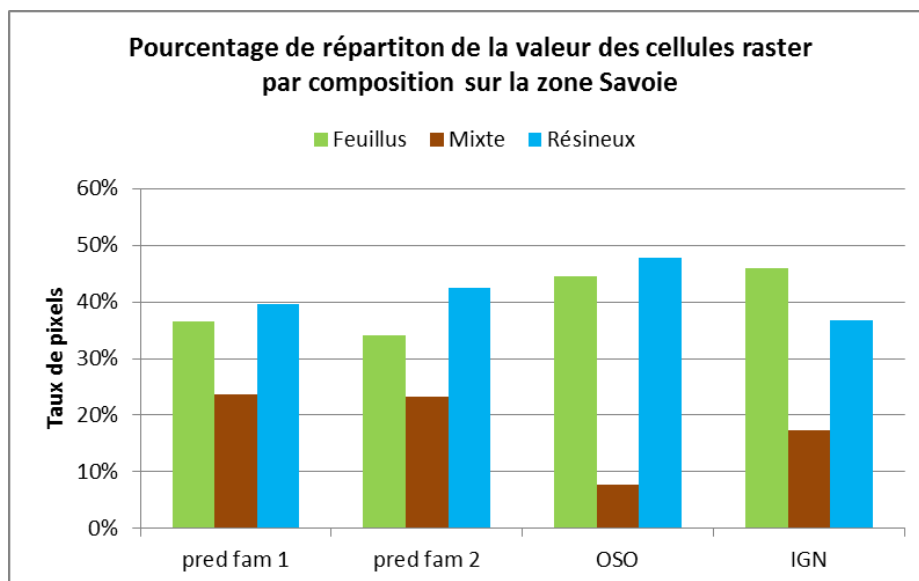


Figure 23 : Résultats de la comparaison des différentes cartes de composition du taux de pixels sur l'emprise total des zones de Savoie.

Ainsi la classe mixte est uniquement créée en lisière des peuplements feuillus et résineux (Figure 24 et Figure 25).

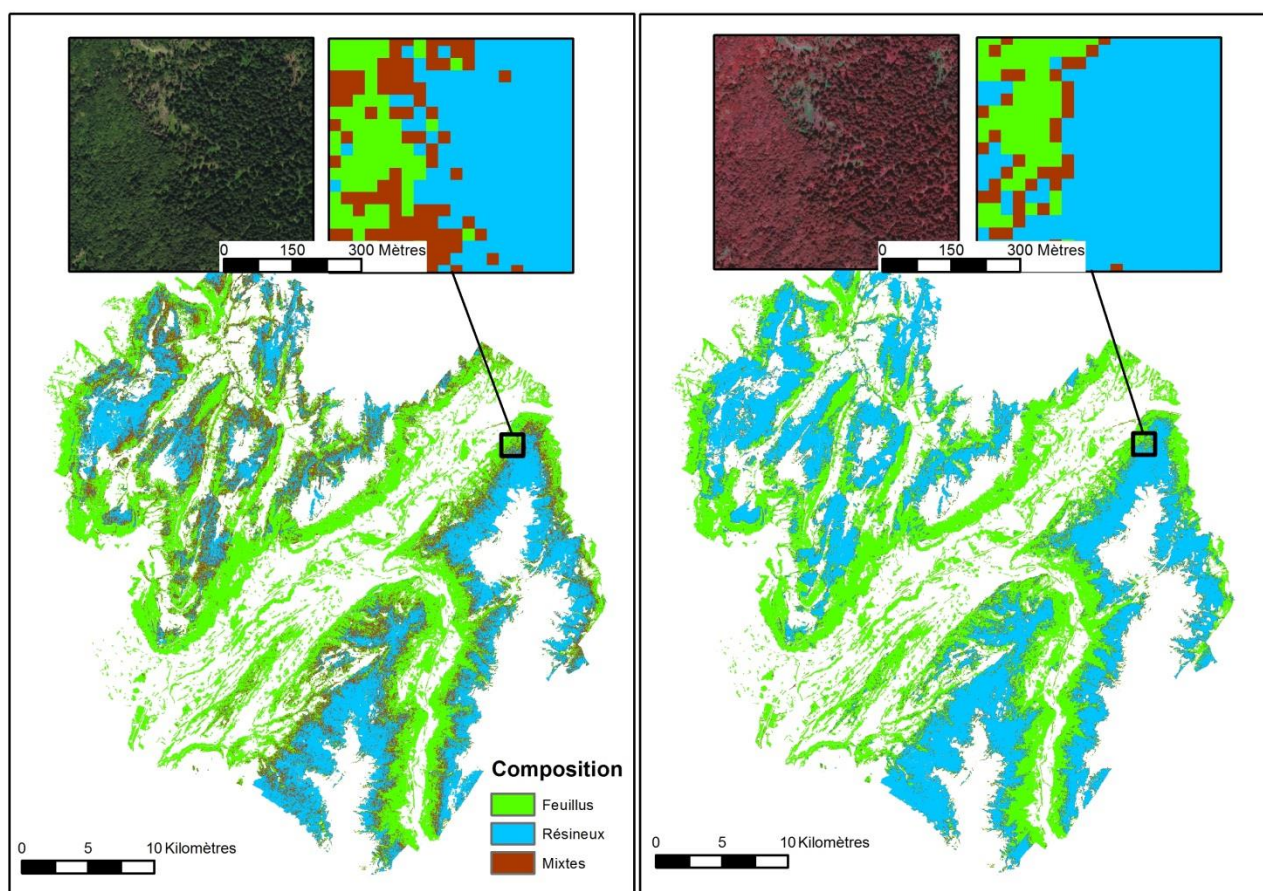


Figure 24 : Cartographie des prédictions de la composition par famille d'essence issu de la chaîne de traitement LiDAR (à gauche) et cartographie de la composition issu de la carte d'occupation du sol OCS (à droite) sur la zone B de Savoie.

Grâce à la photo-interprétation on remarque que la carte de composition fournie par le LiDAR est plus précise, la prédiction des peuplements est fine alors que la carte OSO est plus tranchée et semble plus simplifiée (Figure 25).

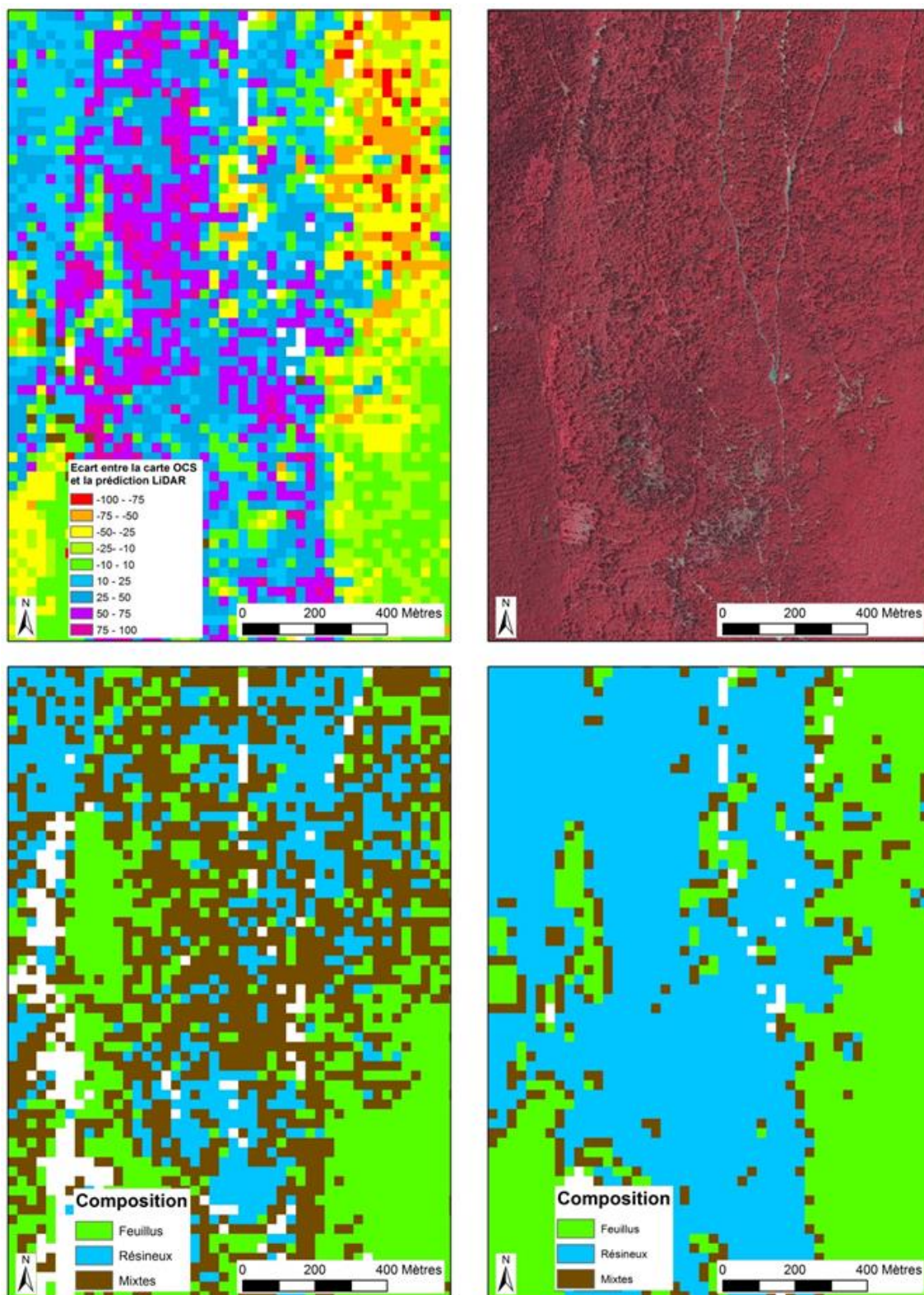


Figure 25 : Ecart entre les cartes de composition OSO et prédiction LiDAR (en haut à gauche), image infrarouge (en haut à droite), carte de prédiction de la composition LiDAR (en bas à gauche), carte OSO (en bas à droite). Emprise sur une partie de la zone A de Savoie.

V.3. Prédiction de la structuration des peuplements

V.3.1 Structuration prédite par l'indice du Gini

Dans le contexte de mon étude, l'indice du Gini ne peut pas être utilisé pour distinguer les peuplements réguliers et irréguliers. Après une étude approfondie, il s'est révélé que l'indice de Gini est très dépendant de la présence de gros bois dans la placette (Figure 26 et Figure 27). En effet, les valeurs de l'indice du Gini sont très étendues au-delà de 50 % de surface terrière de gros bois (Figure 27) et la caractérisation de la structure est trop peu cohérente avec les types du triangle des structures (Figure 26).

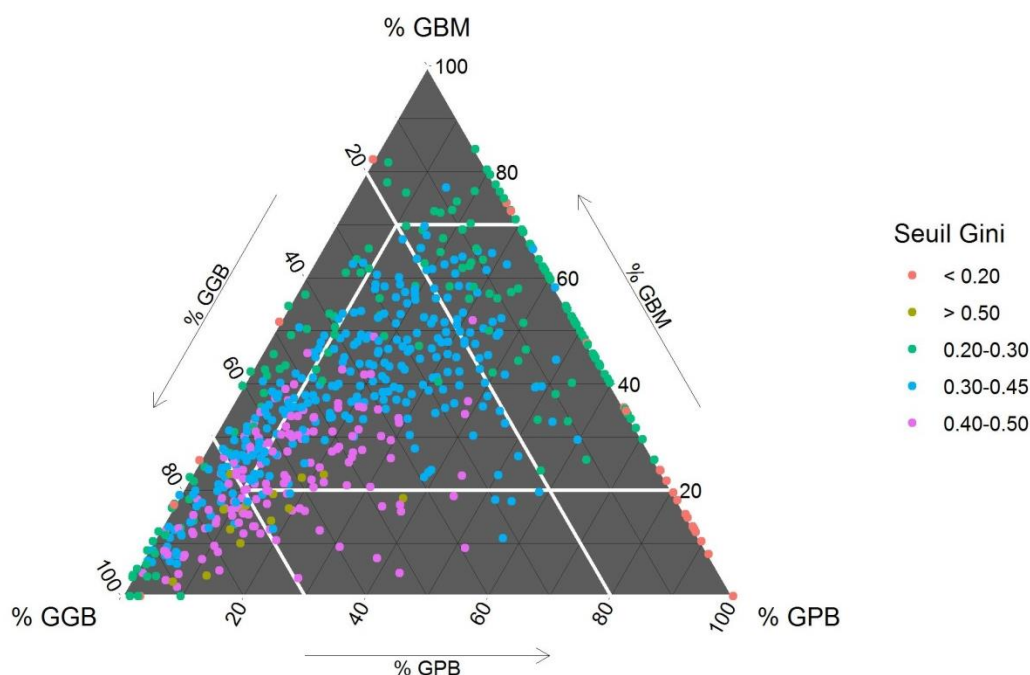


Figure 26 : Placettes résineuses et mixtes, hors couvert diffus, de tous les sites étudiés (Savoie, Déodatie et Barousse-Bareilles) réparties dans le triangle de structures et colorisées par des seuillages du Gini.

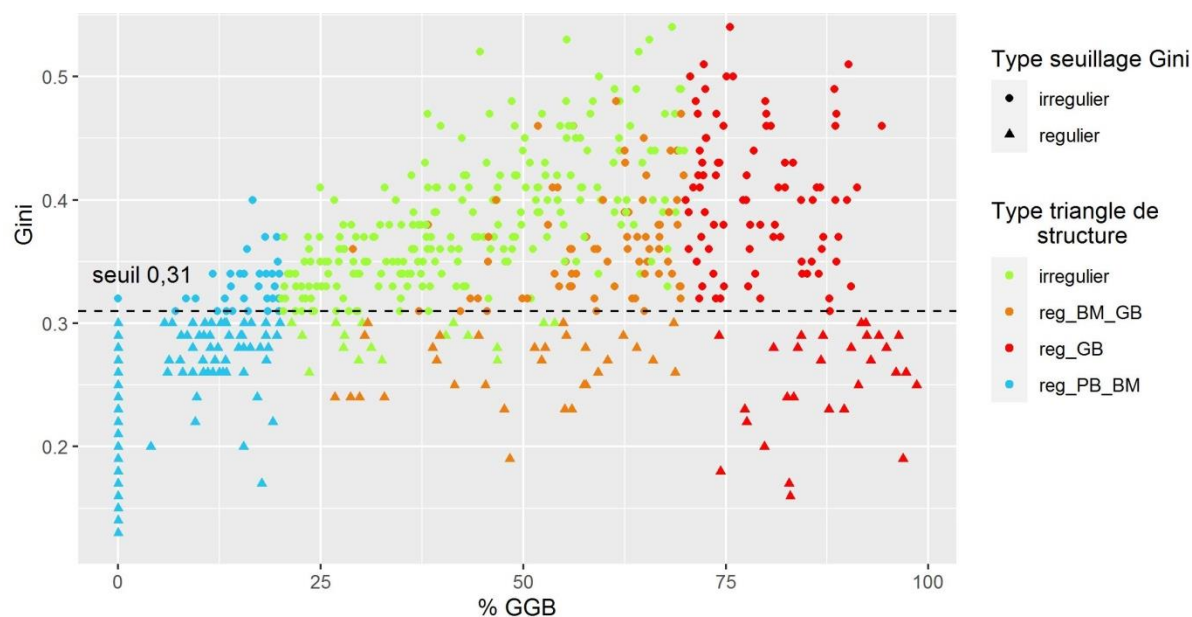


Figure 27 : Indice de Gini des placettes en fonction du pourcentage de surface terrière des gros bois. Chaque placette est colorisée par la découpe des 4 grands types du triangle des structures et les formes de points correspondent à la structure définie par un seuillage du Gini à 0,31

V.3.2 Précision des modèles de prédictions des indicateurs utilisés dans la typologie

Plusieurs variables dendrométriques calculées dans la chaîne de traitement par la méthode ITC permettent de séparer les types de peuplements. Le Tableau 5 récapitule pour les modèles de prédiction de ces variables les erreurs EQM et le R^2 en calibration.

Site \ Variable	G (m ² /ha)		%GGB (%)		Dg (cm)		%GR/GF (%)	
	EQM	R ²	EQM	R ²	EQM	R ²	EQM	R ²
Zone A	6,2 (27%)	70%	16,2 (60%)	68%	3,1 (10%)	79%	19,7 (39%)	73%
Zone B	7,4 (26%)	74%	14,8 (41%)	75%	3,7 (11%)	79%	10,5 (22%)	93%
Zone C	7,1 (23%)	77%	13,3 (28%)	79%	4,4 (12%)	77%	16,8 (20%)	68%
Zone D	6,12 (23%)	75%	16,1 (53%)	68%	3,9 (12%)	65%	17,2 (24%)	81%
Déodatie	6,73 (24%)	74%	10,52 (44%)	85%	3,3 (10%)	84%	11,2 (39%)	89%
Barousse-Bareilles	8,34 (27%)	52%	16,8 (34%)	61%	4,8 (13%)	61%	9,37 (19%)	94%

Tableau 5 : Erreurs de calibration des modèles prédictifs des indicateurs utilisés dans la typologie prédictible LiDAR sur l'ensemble des zones étudiées.

Les erreurs de prédiction sur la variable G varient entre 6 et 8 m²/ha ce qui représente une erreur d'environ 25%. Les erreurs de prédiction du %GGB sont plus importantes et varient d'un site à l'autre, par exemple, 60% d'erreurs sur la zone A et 28 % d'erreur sur la zone C.

Le Dg est bien prédit avec une erreur de 11% en moyenne (4 cm) pour l'ensemble des sites. La prédiction du %GR/GF est relativement bonne avec des EQM de l'ordre d'une vingtaine de pourcents pour les zone B, C et D et Barousse-Bareilles.

V.3.3 Prédiction des types du triangle des structures

Les résultats de la prédiction des types du triangle en deux étapes (seuillage du p100GGB prédit et modèle d'apprentissage régulier BM/GB / irrégulier) sont présentés dans le graphique ci-dessous (Figure 28). Les résultats en utilisant le p100GGB prédit directement par un modèle linéaire ne sont pas significativement différents de ceux obtenus par l'utilisation du p100GGB de la chaîne de traitement.

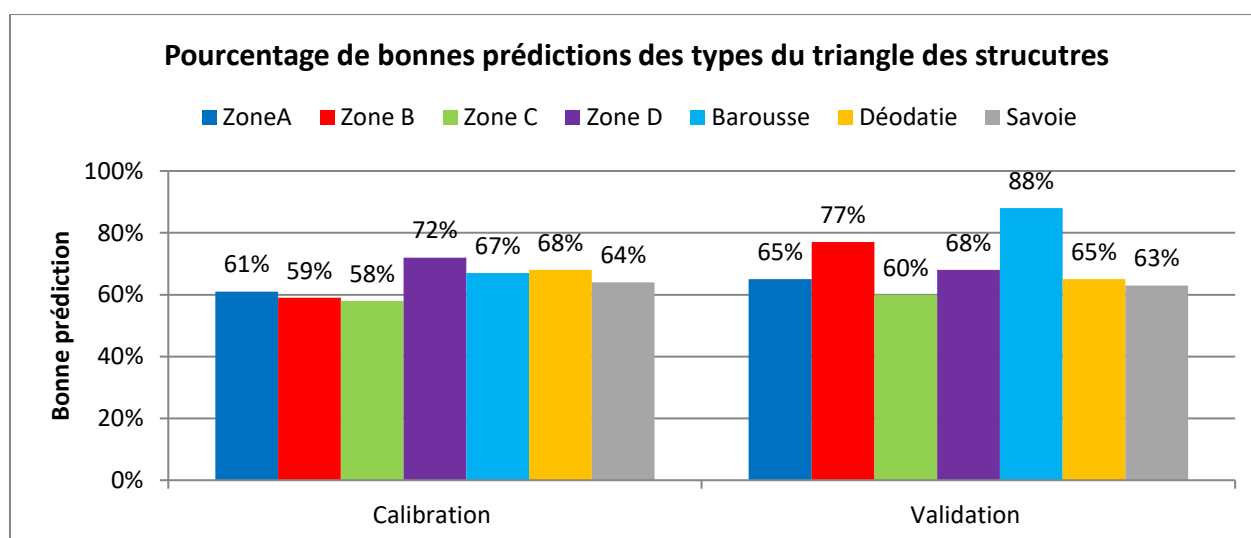


Figure 28 : Résultats de la prédiction des types du triangle des structures en calibration et en validation sur l'ensemble des sites étudiés

Les taux de bonne prédiction en calibration sont assez similaires d'un site à l'autre ils varient entre 58 et 72 % (Figure 28). La meilleure prédiction en validation est de 88% sur le site de Barousse-Bareilles. Le fait de regrouper les zones de Savoie permet une meilleure homogénéité des résultats entre la calibration et la validation mais n'améliore pas significativement les résultats (Figure 28).

La matrice de confusion (Figure 29) issue de la zone B illustre les confusions entre les types en validation. La majorité des confusions (8 placettes) sont inhérentes au seuillage du p100GGB. La plupart ont lieu entre les peuplements irréguliers et réguliers à GB ou à PB/BM. Les erreurs inhérentes au modèle d'apprentissage régulier/irrégulier sont moins nombreuses (4) mais subsistent entre les types réguliers à BM/GB et irrégulier (Figure 29).

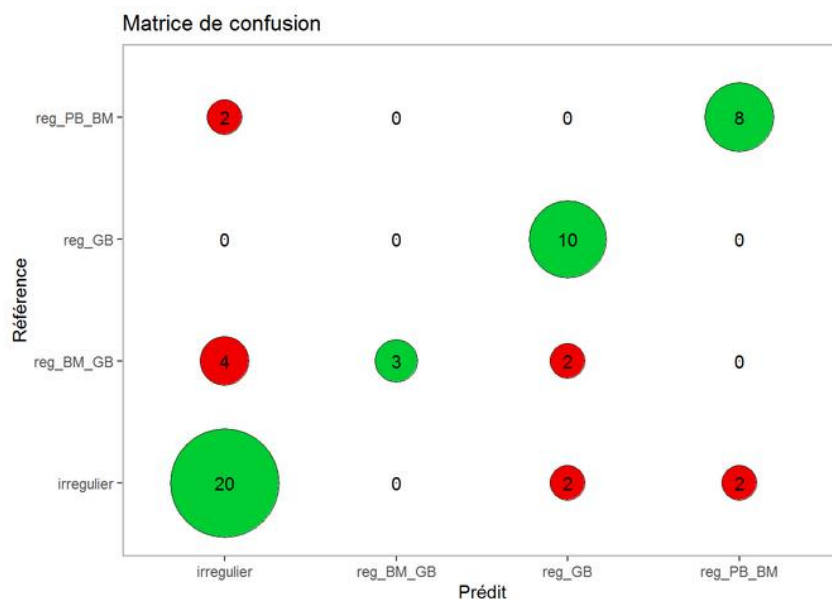


Figure 29 : Matrice de confusion de la prédiction des types des triangles des structures en validation sur la Zone B

La Figure 30 permet de mieux visualiser et quantifier les erreurs de confusion lors du seuillage du p100GGB (1^{ère} étape de la prédiction de la structure). Ce graphique rassemble les 452 placettes de Savoie mixtes et résineuses. La plupart des erreurs sont en limite de type malgré certaines exceptions. Pour chaque type d'erreurs, la distance de la placette à la limite du type de référence est calculée selon l'axe %GGB (Figure 30):

- Référence : régulier à PB/BM / Prédiction : Autre type → distance moyenne de 9% (colorisées en rose)
- Référence : Autre type / Prédiction : réguliers à PB/BM → distance moyenne de 13% (colorisées en vert)
- Référence : régulier à GB / Prédiction : Autre type → distance moyenne de 5% (colorisées en orange)
- Référence : Autre type et Prédiction : réguliers GB → distance moyenne de 7% (colorisées en bleu)

Ainsi, les erreurs de classification lors du seuillage sont dues à une erreur de l'ordre d'une dizaine de pourcent du p100GGB prédit par rapport au p100GGB de référence (Figure 30).

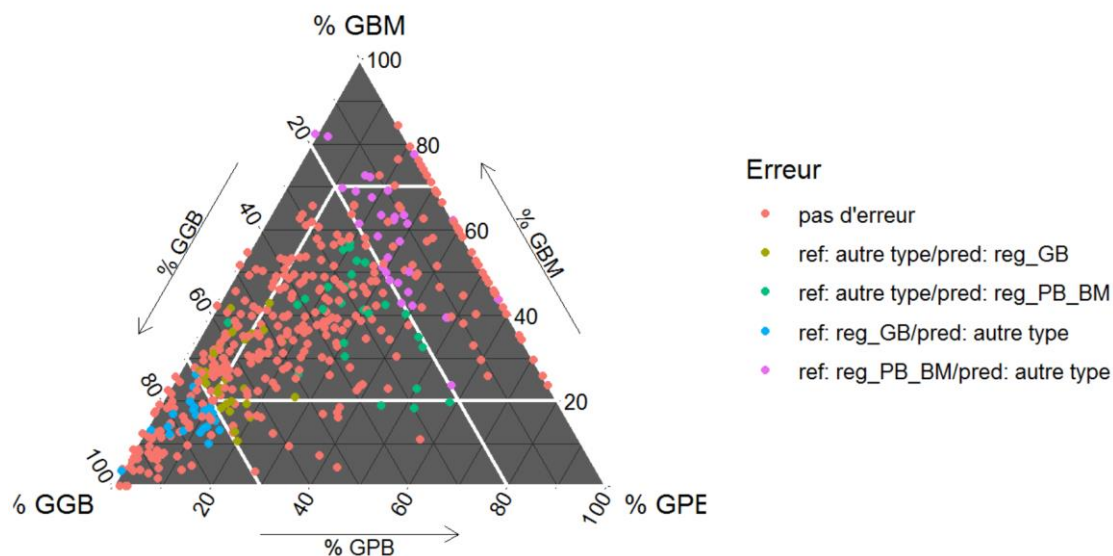


Figure 30 : Erreurs liées au seuillage du %GGB prédit pour distinguer les placettes régulières à PB/BM, régulières à GB et autre type sur la zone de la Savoie. Colorisées selon les types d'erreurs.

Les résultats de la prédiction des types du triangle par un unique modèle prédisant les 4 types directement sont présentés dans le graphique ci-dessous (Figure 31)

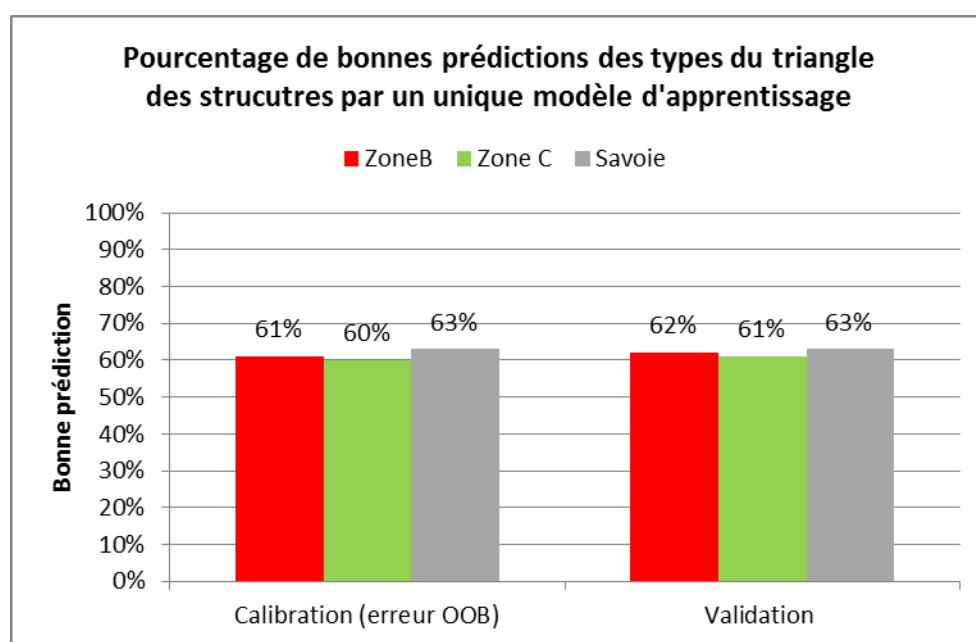


Figure 31 : Résultats de la prédiction des types du triangle des structures par un modèle d'apprentissage prédisant directement les 4 types du triangle sur les zones B et C et sur l'ensemble des sites de Savoie regroupés (Zone A, B, C et D)

Les taux de bonne prédiction des modèles d'apprentissage sont très similaires entre la zone B et C. Pour la zone B la prédiction des types du triangle des structures est meilleure en validation en utilisant la méthode en deux étapes (77%) (Figure 28) que celle du modèle unique des 4 types (62%) (Figure 31).

La calibration du modèle sur un plus grand jeu d'apprentissage (452 placettes) en Savoie permet d'avoir un taux de bonne prédiction de 63%. Les prédictions sur les sites sont donc relativement stables.

V.4. Validation indépendante sur la Zone B en Savoie

V.4.1 Validation à l'échelle des placettes

Concernant la composition, le taux de bonne prédiction global est de 90% en comparant les références avec la carte prédictive issue du modèle LiDAR simplifié pred fam 1 (Figure 32). Les confusions ont lieu entre des peuplements mixtes et résineux.

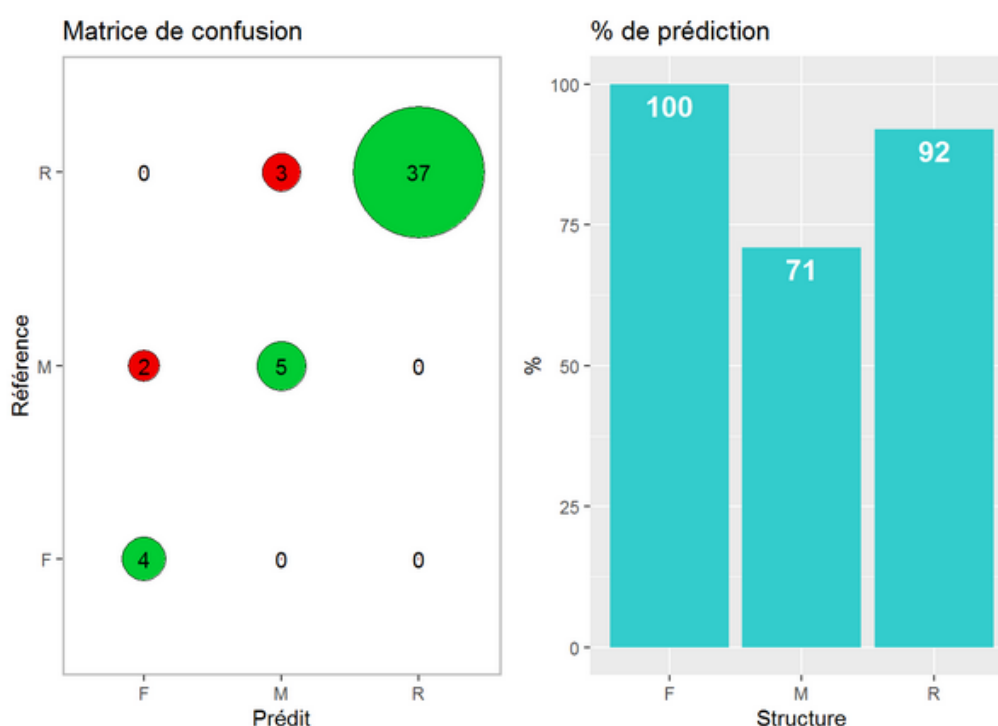


Figure 32 : Matrice de confusion de la composition entre les données de référence de validation et la prédiction du modèle simplifié de famille d'essences (à gauche). Pourcentage de bonne prédiction par composition (à droite)

Les résultats ci-dessous montrent les matrices de confusion dont le taux de bonne prédiction est le plus élevé. C'est-à-dire en comparant les références avec une prédiction en deux étapes des types du triangle des structures (seuillage p100GGB et modèle régulier BM/GB /irrégulier).

Concernant la typologie, le taux de prédiction selon les types détaillés de la matrice (Figure 33) est de 49 %. On remarque que les confusions ont surtout lieu entre les types réguliers à BM/GB et irréguliers. D'autre confusions subsistent entre les types réguliers à BM/ GB et régulier à GB.

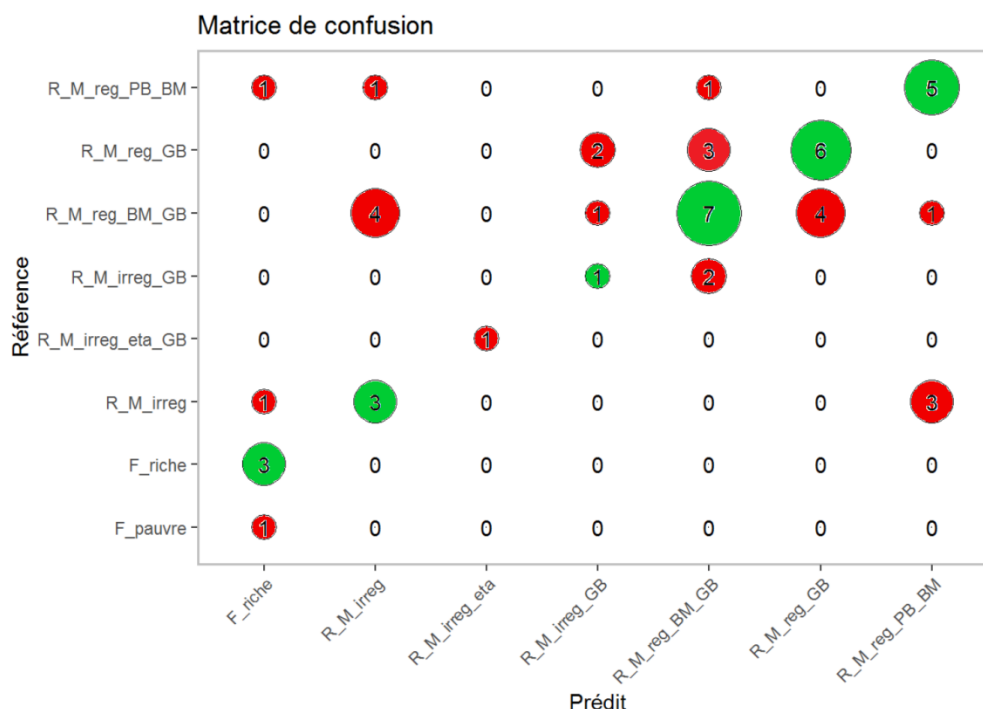


Figure 33 : Matrice de confusion des placettes de validation entre les types de référence et la carte prédictive des types des triangles issue du modèle en deux étapes (seuillage p100GGB et modèle régulier/irrégulier). R_M : résineux ou mixtes, F : Feuillus.

V.4.2 Validation à l'échelle des grappes

Les grappes ont une surface moyenne de 5051 m² soit environ 0,5 hectare. Le taux de bonne prédiction à l'échelle des grappes est de 76 % (Figure 34), il est nettement supérieur à celui de l'échelle placette (49%). La majorité des confusions ont lieu entre des peuplements réguliers et irréguliers. Une confusion survient entre un peuplement de référence irrégulier à dominante GB et un peuplement prédit en irrégulier (Figure 34).

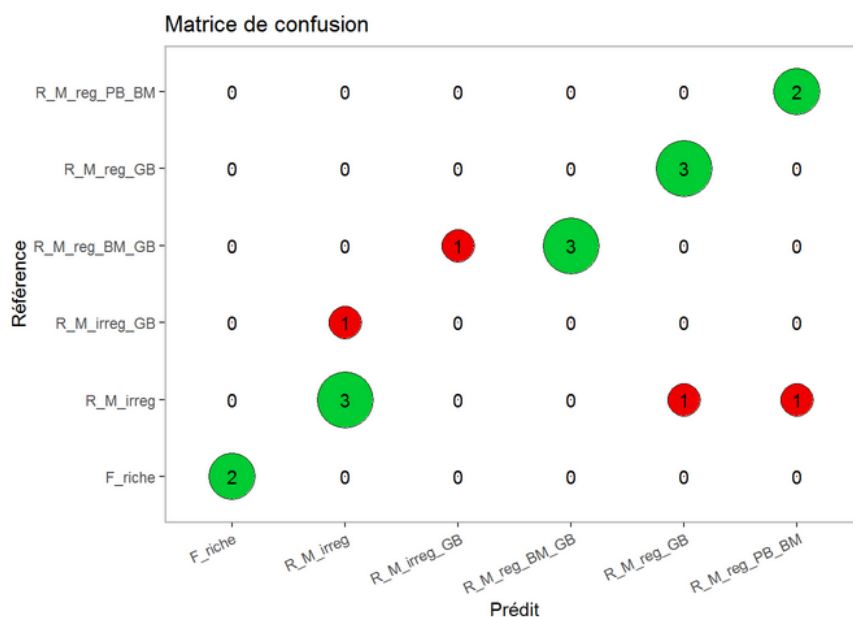


Figure 34 : Matrice de confusion des grappes de validation entre les types de référence et la carte prédictive des types des triangles issue du modèle en deux étapes (seuillage p100GGB et modèle régulier/irrégulier). R_M : résineux ou mixtes, F : Feuillus.

V.5. Cartographie de la typologie générique prédictible LiDAR sur la zone B

La carte prédictive de la typologie est obtenue par la combinaison de différents modèles prédictifs et indicateurs LiDAR selon la typologie prédictible LiDAR (Figure 35). Une autre carte est visualisable en Annexe 11. La composition est calculée à partir du modèle présentant la meilleure prédiction, le modèle simplifié pred fam 1. La structuration des types est calculée par le modèle en deux étapes (seuillage p100GGB et modèle régulier BM/GB /irrégulier). Un filtre majoritaire a été appliqué pour simplifier la lecture de cette carte. Cette carte montre que les forêts privées sont majoritairement composées de peuplements réguliers et une dominance de peuplements irréguliers en forêts publiques. On remarque aussi que les peuplements feuillus sont essentiellement présents en vallées et les peuplements résineux plutôt en altitude. La comparaison des types obtenus par cette carte prédictive et des types des grappes de validation a permis d'estimer une précision de 76% (Figure 34).

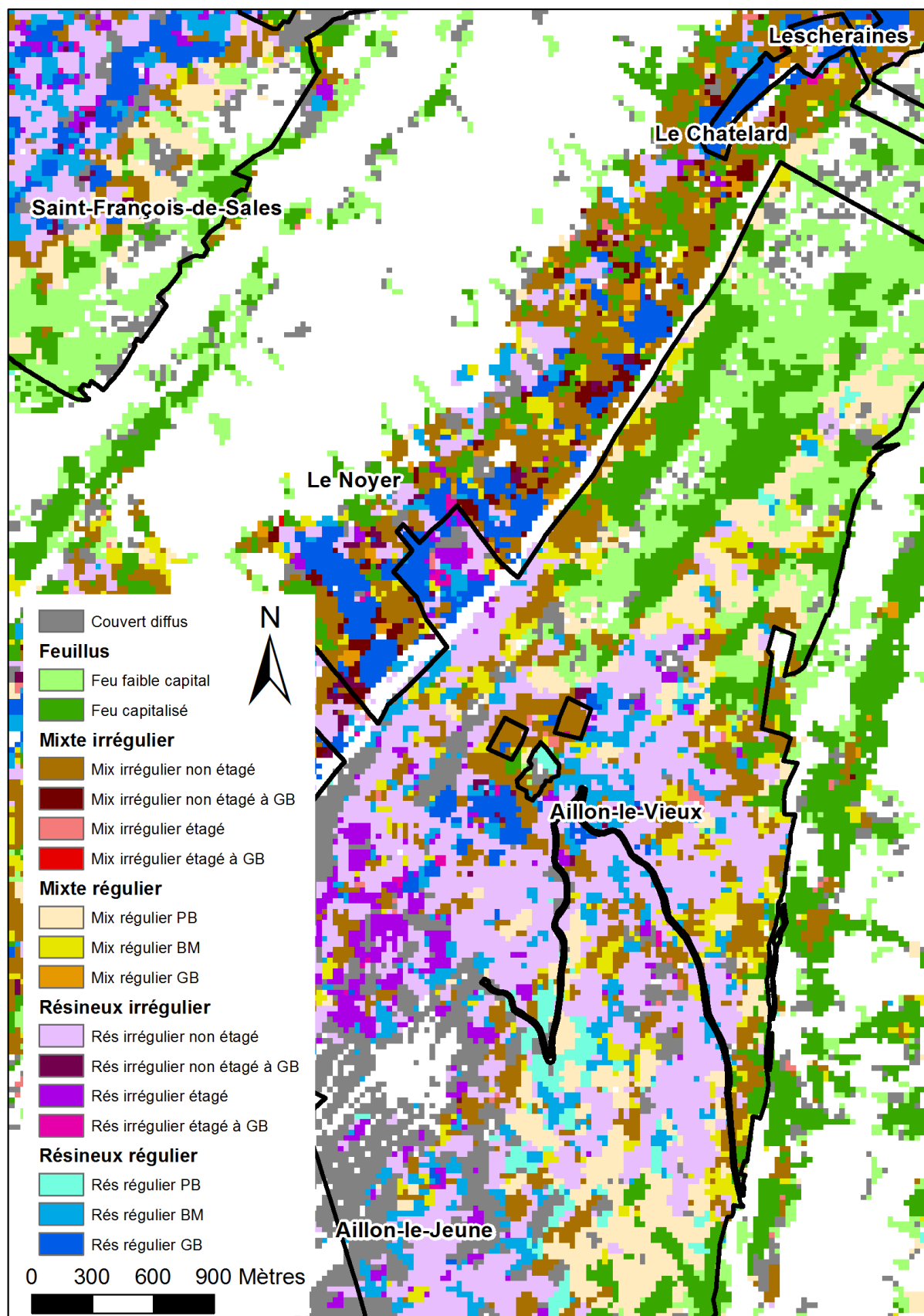


Figure 35 : Carte prédictive de la typologie forestière LiDAR sur une partie de la forêt communale d'Aillons-le-Vieux

VI. Discussion et perceptives

VI.1. Prédiction de la composition

La composition est une donnée primordiale pour le forestier autant dans l'aménagement de la forêt que pour sa gestion sylvicole courante. Dans mon étude, elle est d'autant plus importante car il s'agit de la première entrée de la clé de détermination de la typologie prédictible LiDAR.

Bien que la prédiction de la composition modélisée dans la chaîne de traitement soit influencée par le paramétrage de segmentation des placettes. Elle n'en reste pas moins précise comme l'ont montré les résultats avec un taux de bonne prédiction global supérieur à 85 % sur tous les sites étudiés.

La carte d'occupation du sol OSO a, quant à elle, un taux de bonne prédiction global de 80%. Sa disponibilité à l'échelle de la France entière et son renouvellement annuel nous ferait hésiter à l'utiliser à la place du LiDAR. De plus, mon étude a montré qu'elle prédit très mal les peuplements mixtes. En effet, la carte OSO ne disposant pas d'une classe mixte les peuplements classés mixtes sur le terrain ont une forte tendance à être classés en peuplements résineux (Figure 20). Ceci se répercute à grande échelle où la cartographie des peuplements mélangés n'est pas assez fine.

Les erreurs de prédiction de la composition via la carte végétation de l'IGN sont trop importantes pour l'utiliser dans la typologie. Cela s'explique par la simplification de la donnée IGN faite sur un seuil de surface minimal de 0,5 hectare.

D'après mon expertise il est donc préférable de privilégier l'utilisation de la carte fournie par la chaîne de traitement de données LiDAR pour la prédiction d'une typologie forestière.

Au vu de l'analyse des variables utilisées dans le modèle simplifié de prédiction d'essence, il ne semble qu'aucun autre indicateur LiDAR ne pourrait améliorer significativement la prédiction de famille d'essence qui est déjà élevée en comparaison avec d'autres études similaires (tableau bibliographique en Annexe 12). Au regard de la littérature, il serait possible d'améliorer la prédiction d'essence grâce à des indicateurs fournis par des LiDAR multisources ou par un couplage avec de l'imagerie.

VI.2. Utilisation d'un triangle de structures comme référence

Cette étude a introduits les triangles des structures qui sont très utilisés à l'échelle nationale dans différents contextes forestiers. L'utilisation d'un triangle des structures facilite la caractérisation des données de référence notamment les peuplements irréguliers et réguliers. Cependant, sa construction implique en amont que l'on fixe des limites en cohérence avec le terrain. Or, dans cette étude le triangle a été construit par mimétisme d'autres triangles des structures déjà existants. De plus, l'utilisation d'un triangle des structures ne laisse pas la place à des peuplements « entre deux types ». Dans cette méthode chaque peuplement correspond à un type précis du triangle. Lors de la prédiction par des indicateurs LiDAR, il suffit alors de quelques pourcentages de différence de la surface terrière par catégorie de bois

(ici 8,5% en moyenne, Figure 30) pour qu'un peuplement soit prédit dans un type voisin. Enfin, les données doivent être classées par catégorie de bois pour être représentées dans le triangle. Les principales confusions entre les références et les données prédites ont montré qu'il s'agissait d'erreurs sur le diamètre des arbres qui conduisent à des erreurs sur la caractérisation de la catégorie de bois de l'arbre.

Dans mon étude j'ai choisi d'avoir recours à des modèles d'apprentissage pour prédire les types de peuplements. Le principal problème de cette méthode est le nombre et la répartition des placettes de calibration des types à classer. La surreprésentation d'une classe dans le jeu de calibration engendre un biais en faveur de cette classe lors de la prédiction. Un effectif de placette trop peu important ne permet pas de construire un modèle d'apprentissage robuste. L'usage du sur-apprentissage dans cette étude n'a pas montré de différences significatives avec l'utilisation d'un échantillon non équilibré de calibration. Pour avoir un jeu de données équilibré, il faudrait connaître à minima les grands types structuraux des forêts à cartographier et ainsi stratifier l'échantillonnage des placettes selon ces types. Cependant, cette méthode peut entraîner un grand nombre de placettes pour des types très peu représentés.

D'autres méthodes de classification supervisées auraient pu être utilisées pour la classification. Comme par exemple, Support Vector Machine (SVM) qui détermine un « hyperplan optimal » permettant de séparer au mieux deux classes ayant une frontière (distance entre les groupes) la plus grande possible selon des variables explicatives (Meyer et al., 2014). Ou encore, l'analyse discriminante linéaire (LDA) qui permet de connaître les variables explicatives qui distinguent le mieux les groupes entre eux et permet de les classer automatiquement en fonction de ces variables (Venables and Ripley, 2002).

VI.3. Prédiction de la typologie de peuplements

La prédiction de cette typologie générique Lidar montre des résultats encourageants à l'échelle du demi-hectare (76 % de bonne prédiction), d'autant plus que son but est d'être appréhendé à cette échelle par les aménagistes. Les résultats sont tout de même à nuancer étant donné que cette étude montre sur les sites de Savoie des intervalles de temps de 2 ans entre le vol LiDAR et les mesures des placettes de calibration et 4 ans avec les mesures des placettes de validation sur la zone B.

Il est important d'ajouter à ces propos, la difficulté à évaluer la précision de cette carte prédictible de la typologie car cette précision dépend du nombre de types confronté entre les références et les prédictions. A l'échelle des grappes, si l'on regroupe les types réguliers et irréguliers on obtient 80% de bonne prédiction. Ces résultats sont proches de ceux obtenus dans une étude similaire dans le Vercors, avec un taux de bonne classification de 76 % des grappes de validation pour la distinction des types régulier et irréguliers.

Une distinction est à faire entre l'utilisation actuelle que l'on a des typologies locales pour lesquelles on ne connaît pas l'erreur lors de leur utilisation et celles provenant de la typologie construite à partir d'indicateurs et de modèles pour laquelle on connaît l'erreur tout en s'affranchissant des biais utilisateur.

Lors d'un échange, un aménagiste de l'agence Savoie à très vite remarqué l'une des principales limites de cette typologie générique LiDAR pour son utilisation dans les Alpes du Nord. En effet, elle ne permet pas de faire la différence entre les types 1, 2 et 3 du GSM AN, car elle n'a aucune donnée lui indiquant la hauteur potentielle des peuplements. Il pourrait être envisagé de croiser les cartes prédictives avec une carte des stations pour prédire une hauteur potentielle ou bien, affecter localement la hauteur dominante prédite.

De grosses améliorations pourraient se faire lors de l'étape de prédiction des types du triangle de structure. En effet, la confusion des types irréguliers et réguliers est encore importante. Une nouvelle méthode pourrait consister à prédire le pourcentage de surface terrière des petits bois ou bien créer un modèle de présence/absence de PB pour mieux différencier les réguliers à BM/GB des peuplements irréguliers. Cette amélioration reste encore difficile à mettre en œuvre car la technologie LiDAR bien que pénétrante dans le peuplement ne permet pas d'avoir une bonne connaissance des peuplements à PB car souvent mal segmenté en situation de sous étage.

VI.4. Perspectives d'utilisation

Cette cartographie d'une typologie forestière a deux grands intérêts :

- L'un concerne la stratification d'inventaire forestier. D'une part, il permet d'obtenir un échantillonnage selon des types de peuplements variés équilibrés. D'autre part, il permet de répartir l'effort d'échantillonnage sur des types minoritaires pour une meilleure description des peuplements.
- L'autre touche l'aide à la décision pour l'aménagement de la forêt. La connaissance des types de peuplements permet de regrouper des types structuraux homogènes et ainsi appliquer des règles de gestion correspondantes.

La cartographie réalisée dans cette étude pourrait répondre à ces enjeux. Ces cartes prédictives d'une résolution de 26,6 mètres ne correspondent pas directement à l'échelle de description de la typologie locale GSM AN qui est d'environ un quart d'hectare (Combaz, 2020, *comm.pers.*). L'application d'un filtre majoritaire sur la carte modifie légèrement les résultats de prédiction mais permet de faire ressortir les zones homogènes et ainsi de rendre plus lisible et exploitable la carte.

Un retour d'aménagiste a permis de mieux appréhender cette carte prédictive de la typologie sur la forêt de Jarrier (Saint Jean de Maurienne 73300) en cours d'aménagement sur la zone D en Savoie. Ce retour a été plutôt positif car la structure prédite par la carte correspondait bien à celle décrite sur le terrain. Cependant, ce retour a été moins positif sur la composition comparé au modèle simple de famille d'essences 1. En effet, beaucoup de zones apparaissent en mixtes voir en feuillus or, il y a très peu de feuillus sur le terrain voire pas du tout. Il s'agit de zones où le sol est très superficiel. Certains résineux ayant des difficultés à pousser sur ces sols semblent avoir un port caractéristique de feuillus. La différence de structure des houppiers pourrait expliquer ces erreurs. Ce problème est limité en utilisant le modèle de prédiction de famille d'essences 2 plus détaillées.

Les plupart des aménagistes de Savoie se disent prêts à utiliser ces cartes prédictives comme outil d'aide à la décision pour l'aménagement sans pour autant se démunir des méthodes actuellement utilisées. Il s'agit simplement pour eux d'un outil supplémentaire pour les aider dans leur choix.

VI.5. Difficultés rencontrées

Lors de cette étude, diverses difficultés ont émergé.

Tout d'abord, je pense que le nombre de zones étudiées pour l'étude étaient trop nombreuses. De ce fait, j'ai dû passer beaucoup de temps afin de traiter chacune des zones. Il aurait peut-être été préférable dans un premier temps de réduire le nombre de sites étudiés et ensuite d'élargir la zone suivant la réussite du projet.

De plus, une difficulté technique a été de taille : le manque de puissance informatique. En effet, l'utilisation de la chaîne de traitement sur une zone trop vaste telle que la zone B s'est révélée chronophage. Pour faire face à cette difficulté, il m'a fallu anticiper les traitements en les faisant tourner durant la nuit.

Enfin, le confinement lié à cette période de crise sanitaire s'est avéré être l'élément le plus perturbateur. D'une part, il a ralenti mon étude de par le report de la validation terrain de mes données entravant alors l'avancée prévue de mon étude. Depuis mon domicile, mon ordinateur portable personnel, n'étant pas aussi puissant que les ordinateurs de bureau, a aussi connu ses limites. D'autre part, la période post-confinement a eu son lot d'imprévus notamment à cause de la validation terrain. Cette dernière a dû être faite durant la période estivale. De ce fait, il m'a fallu m'adapter à la ressource humaine disponible selon les secteurs. Ainsi, j'ai été amené à adapter mon plan d'échantillonnage selon les personnes disponibles pour m'aider à réaliser la validation terrain et selon leur secteur d'activité.

CONCLUSION

Le but de cette étude a été d'expérimenter la prédiction d'une typologie générique prédictible par des indicateurs LiDAR. Différentes méthodes dans la construction de cette typologie ont été confrontées que ce soit pour la prédiction de la composition ou pour la prédiction de la structure des peuplements. L'utilisation d'un triangle des structures a permis de caractériser de manière fiable les peuplements de référence par type. Les indicateurs LiDAR fournis par la chaîne de traitement et des modèles de prédictions ont permis de construire et de cartographier une typologie forestière sur de grande surface.

Ainsi, mon étude laisse entrevoir la possibilité de prédire une typologie forestière dans un contexte montagnard. Les résultats obtenus sont encourageants. Par exemple, la validation indépendante des cartes prédictives de cette typologie sur la zone B a montré des taux de bonne prédiction de 76 % à l'échelle d'un demi-hectare tous types confondus.

Cette étude a été réalisée dans l'optique de pouvoir généraliser la méthode employée sur d'autres sites de même contexte forestier. Grâce à la construction générique de la prédiction de la typologie c'est-à-dire en utilisant des indicateurs fiables et prédictibles par les données LiDAR et des outils tels que le triangle des structures comme référence, il est possible d'appliquer cette méthode dans tous les contextes montagnards français. En effet, la reproductibilité de la méthode testée sur les sites des Vosges et des Hautes Pyrénées ont montrés des résultats équivalents à ceux de Savoie.

Un travail de réflexion devra être prolongé sur la manière dont cet outil d'aide à la décision pour les aménagements forestiers peut être relayé au personnel terrain afin que son utilisation soit fiable et efficace.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Abt, D., 2014. Guide des sylvicultures - Arc jurassien - Sapin et épicéa. Office National des Forêts.

Alger, É., 2011. Sapinières du Massif Central. Office national des forêts, Paris.

Asael, S., Ancel, P., Lacombe, E., Wilhelm, M, E., 1999. Peuplements forestiers du massif vosgien : typologie et sylvicultures, Office National des Forêts-CRPF. ed. Gyss Imprimeur. 67210 Obernai.

Bachelet, F., Ancel, P., Leclerc, D., 2002. Peuplements forestiers feuillus du Plateau Lorrain. Office National des Forêts -CRPF.

Bastick, C., 2015. Prédiction de la structure des peuplements forestiers à partir de données LIDAR aéroporté - mémoire de 3ème année. AgroParisTech, Nancy.

Bouchon, J., 1979. Structure des peuplements forestiers. Ann. Sci. forest. 36, 175–209. <https://doi.org/10.1051/forest/19790301>

Bruciamacchie, M., 2001. Les typologies de peuplements, 20 ans après. Revue forestière française . Thème 4. AgroParisTech.

Charlet, A., 2019. Utilisation de données multi-sources au service de l'élaboration des aménagements - mémoire de 3ème année. AgroParisTech, Nancy.

Computree group, 2010. Computree, plugin Office National des Forêts, Traitement de nuages de points LIDAR aéroporté. Computree group. <http://computree.onf.fr/>.

Cordonnier, T., Dreyfus, P., Trouvé, R., 2012. Quelles dimensions et quels indices d'hétérogénéité privilégier pour l'expérimentation dans les peuplements forestiers mélangés ou irréguliers ? Revue forestière française. <https://doi.org/10.4267/2042/51115>

Cote, G., 2006. Elaboration d'une typologie forestière adaptée à la forêt boréale irrégulière. Université Laval.

Dixon, P.M., Weiner, J., Mitchell-Olds, T., Woodley, R., 1987. Bootstrapping the Gini Coefficient of Inequality. Ecology 68, 1548–1551. <https://doi.org/10.2307/1939238>

Doussot, R., 1990. Cours d'aménagement, document interne ENITEF, Les Barres.

Duduman, G., 2011. A forest management planning tool to create highly diverse uneven-aged stands. Forestry: An International Journal of Forest Research 84, 301–314. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpr014>

Dupire, S., Bourrier, F., Monnet, J.-M., Berger, F., 2015. Sylvaccess : un modèle pour cartographier automatiquement l'accessibilité des forêts. *Revue Forestière Française* Fr.], ISSN 0035. <https://doi.org/10.4267/2042/57902>

ESRI, 2010. ArcGIS Desktop. Environmental Systems Research Institute. 10.0. Redlands, Canada.

Gaudin, S., 1997. L'approche typologique et son utilité en foresterie - Module D4 - document de formation. CFPPA/CFAA de Châteaufarine.

Gaudin, S., Jenner, X., 2001. Typologie des peuplements feuillus et IFN. *Revue forestière française* . Thème 4. AgroParisTech 9 p.

Gauquelin, X., Courbaud, B., 2006. Guide des sylvicultures de montagne: alpes du nord françaises. Cemagref de Grenoble, Saint-Martin-d'Hères.

Genuer, R., Poggi, J.-M., Tuleau-Malot, C., 2015. VSURF: An R Package for Variable Selection Using Random Forests. *The R Journal* 7, 19. <https://doi.org/10.32614/RJ-2015-018>

Georges-Leroy, M., Bock, J., Dambrine, É., Dupouey, J.-L., 2011. Apport du lidar à la connaissance de l'histoire de l'occupation du sol en forêt de Haye. *ArcheoSciences. Revue d'archéométrie* 117–129.

Glenn, N.F., Streutker, D.R., Chadwick, D.J., Thackray, G.D., Dorsch, S.J., 2006. Analysis of LiDAR-derived topographic information for characterizing and differentiating landslide morphology and activity. *Geomorphology* 73, 131–148.

Herbert, I., Rebeiro, F., 1981. Les Futaies jardinées privés des Hautes-Chânes du Jura, Mémoire de 3^{ème} année ENITEF. ENITEF, Nogent-sur-Vernisson.

IGN, 2019. BD TOPO® Version 3.0 - Descriptif de contenu 363.

IGN, 2016. LES FORÊTS MÉLANGÉES [WWW Document]. URL https://inventaire-forestier.ign.fr/IMG/pdf/IF_36.pdf (accessed 1.14.20).

Inglada, J., Vincent, A., Thierion, V., 2017. Occupation des sols à l'aide de séries temporelles d'images satellitaires - 27^{es} Journées de la Recherche IGN 40 p.

Jolly, A., Piboule, A., Riond, C., Bock, J., 2018. Déploiement opérationnel de la télédétection pour l'élaboration et le suivi de l'aménagement forestier- Programme 5 - document interne.

Joly, A., Riond, C., 2016. Rendez-vous techniques Office National des Forêts, Lidar aérien pour l'aménagement. N°50 p 30-46.

Jones, K.L., Poole, G.C., O'Daniel, S.J., Mertes, L.A., Stanford, J.A., 2008. Surface hydrology of low-relief landscapes: Assessing surface water flow impedance using LIDAR-derived digital elevation models. *Remote Sensing of Environment* 112, 4148–4158.

Leckie, D., Gougeon, F., Hill, D., Quinn, R., Armstrong, L., Shreenan, R., 2003. Combined high-density lidar and multispectral imagery for individual tree crown analysis. *Canadian Journal of Remote Sensing* 29, 633–649.

Lexerød, N.L., Eid, T., 2006. An evaluation of different diameter diversity indices based on criteria related to forest management planning. *Forest Ecology and Management* 222, 17–28. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2005.10.046>

Liaw, A., Wiener, M., 2002. Classification and regression by randomForest. *R news* 2, 18–22.

Meyer, O., Bischl, B., Weihs, C., 2014. Support Vector Machines on Large Data Sets: Simple Parallel Approaches. pp. 87-95 p. https://doi.org/10.1007/978-3-319-01595-8_10

Monnet, J.-M., 2011. Caractérisation des forêts de montagne par scanner laser aéroporté : estimation de paramètres de peuplement par régression SVM et apprentissage non supervisé pour la détection de sommets (These de doctorat). Grenoble.

Monnet, J.M., 2010. Développement et utilisation des outils d'analyse LiDAR pour la cartographie des gisements forestiers et l'évaluation des volumes sur pied en zone de montagne.

Monnet, J.-M., Bourrier, F., Dupire, S., Berger, F., 2017. Suitability of airborne laser scanning for the assessment of forest protection effect against rockfall. *Landslides* 14, 299–310. <https://doi.org/10.1007/s10346-016-0687-5>

Munoz, A., 2020. Modes opératoires LiDAR aérien - Télédétection - ONF - Département R&D _document de formation interne.

Munoz, A., 2014. Rendez-vous techniques Office National des Forêts. Le positionnement par satellite :les nouveaux récepteurs améliorent-ils les performances sous couvert forestier ? - N°43 54-62 p.

Munoz, A, Bock, J., Monnet, J.M., Renaud, J.P., Jolly, A., Riond, C., 2016. Évaluation par validation indépendante des prédictions des paramètres forestiers réalisées à partir de données Lidar aéroporté. . p. 211, 14.

Munoz, A., Bock, J., Monnet, J.M., Renaud, J.P., Jolly, A., Riond, C., 2016. Évaluation par validation indépendante des prédictions des paramètres forestiers réalisées à partir de données LiDAR aéroporté. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection* 211, 81–92.

Naesset, E., 2004. Practical large-scale forest stand inventory using a small-footprint airborne scanning laser. *Scandinavian Journal of Forest Research* 19, 164–179.

NFI, 2016. Canada's National Forest Inventory 161(34) p.

Poncelet, J., 1992. Estimation et commerce du bois. Imprimerie Jean-Jacques, Saint-Mard.

R Core Team, 2019. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing - 3.6.2. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>.

Sintégra, 2017. Rapport de mission acquisition LIDAR et photogramétrie, Massif de la Chartreuse 73.

Sittler, B., 2004. Revealing historical landscapes by using airborne laser scanning. *Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment* 258–261.

Soininen, A., 2004. Terrascan user's guide. Terrasolid: Helsinki, Finland.

St-Onge, B., Audet, F.-A., Bégin, J., 2015. Characterizing the Height Structure and Composition of a Boreal Forest Using an Individual Tree Crown Approach Applied to Photogrammetric Point Clouds. *Forests* 6, 3899–3922. <https://doi.org/10.3390/f6113899>

Tardy, B., Inglada, J., Michel, J., 2019. Assessment of Optimal Transport for Operational Land-Cover Mapping Using High-Resolution Satellite Images Time Series without Reference Data of the Mapping Period. *Remote Sensing* 11, 1047. <https://doi.org/10.3390/rs11091047>

Valbuena, R., Eerikäinen, K., Packalen, P., Maltamo, M., 2016. Gini coefficient predictions from airborne lidar remote sensing display the effect of management intensity on forest structure. *Ecological Indicators* 60, 574–585. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.08.001>

Valbuena, R., Packalén, P., Martí'n-Fernández, S., Maltamo, M., 2012. Diversity and equitability ordering profiles applied to study forest structure. *Forest Ecology and Management* 276, 185–195. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.03.036>

Venables, B., Ripley, B.D., 2002. *Modern Applied Statistics with S*. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-21706-2>

Weiner, J., Solbrig, O.T., 1984. The meaning and measurement of size hierarchies in plant populations. *Oecologia* 61, 334–336. <https://doi.org/10.1007/BF00379630>

White, J.C., Wulder, M.A., Varhola, A., Vastaranta, M., Coops, N.C., Cook, B.D., Pitt, D.G., Woods, M., 2013. Guide des meilleures pratiques pour générer des attributs d'inventaire forestier provenant de données obtenues par balayage laser aéroporté en utilisant une approche par zones.

LISTE DES FIGURES ET DES TABLEAUX

Figure 1 : Triangle des structures de la et typologie du Massif vosgien à droite. Source ((Alger, 2011; Asael et al., 1999).....	9
Figure 2 : Courbe de Lorenz, application sur 4 placettes terrain de la Zone B en Savoie ayant des valeurs du Gini variant de 0.10 à 0.43.	10
Figure 2 : Schéma de fonctionnement du LIDAR aérien (Source personnelle).....	11
Figure 4 : Placette circulaire de la forêt de Chartreuse issue de données LIDAR, vue avec le logiciel Computree ®. (Source personnelle).....	12
Figure 5 : Représentation du modèle numérique de terrain (MNT), du modèle numérique de surface (MNS) et du modèle numérique de hauteur (MNH)	13
Figure 6 : Organisation générale ma démarche suivie pour la prédiction de la typologie (renvoi aux numéros de paragraphes correspondants)	16
Figure 7 : Carte de localisation des sites d'étude	17
Figure 8 : Répartition des types de peuplements issue de la typologie GSM appliquée sur les placettes de Savoie en fonction du taux de couvert. Le seuil de 30% permet de séparer les peuplements à couvert diffus. Correspondances : Futaie adulte (1 et 12), Futaie jeune (2, 23, 3), Futaie étagée (13 et J), Futaie claire (C et L), Chétif (CH), Taillis (T).	22
Figure 9 : Triangles des structures simplifiés (source personnelle).....	23
Figure 10 : Positionnement des placettes de la zone B de Savoie sur le triangle des structures (à gauche). Effectif de ces mêmes placettes classées par type selon le découpage du triangle des structures (à droite). Placettes hors feuillus purs et couvert diffus.	24
Figure 11 : Répartition des placettes terrain de la zone C de Savoie selon le taux de variation de hauteurs des apex en fonction des types GSM AN caractérisés sur le terrain. Le seuil de 30% permet de séparer les peuplements étagés. Correspondances : Futaie adulte (1 et 12), Futaie jeune (2, 23, 3), Futaie étagée (13 et J).	25
Figure 12 : Schéma de principe de l'appariement entre les arbres terrain et les apex détectés sur le MNH. Cela permet de calculer des indicateurs à l'échelle individuelle.	26
Figure 13 : Découpage du triangle de structure en 3 types selon des limites à 20 et 70 du pourcentage de surface terrière des gros bois.....	30
Figure 14 ; Découpage du triangle en 4 types pour différencier les peuplements réguliers à GB/BM des peuplement irréguliers.....	31
Figure 15 : Clé de détermination de la typologie générique prédictible LiDAR et indicateurs utilisés pour distinguer les types	33

Figure 16 : Répartition de référence des grappes de validation selon la typologie (F : Feuillus, R_M : Résineux ou mixtes).....	34
Figure 17 : Principe de validation de la prédiction de la typologie à l'échelle des grappes de placettes	35
Figure 18 : Répartition des placettes par type de référence selon les sites étudiés	36
Figure 19 : Résultats de la comparaison des cartes de prédiction de la composition à l'échelle des placettes de référence sur la Savoie. Répartition de référence à droite.....	37
Figure 20 : Matrice de confusion de la composition entre les placettes de référence terrain et la carte d'OSO sur la zone B	37
Figure 21 : Résultats de la comparaison des cartes de prédiction de la composition à l'échelle des placettes de référence sur la forêt de Déodatie. Répartition de référence à droite.....	38
Figure 22 : Résultats de la comparaison des cartes de prédiction de la composition à l'échelle des placettes de référence sur la forêt de Barousse-Bareille. Répartition de référence à droite	39
Figure 23 : Résultats de la comparaison des différentes cartes de composition du taux de pixels sur l'emprise total des zones de Savoie.	40
Figure 24 : Cartographie des prédictions de la composition par famille d'essence issu de la chaîne de traitement LiDAR (à gauche) et cartographie de la composition issu de la carte d'occupation du sol OCS (à droite) sur la zone B de Savoie.	40
Figure 25 : Ecart entre les cartes de composition OSO et prédiction LiDAR (en haut à gauche), image infrarouge (en haut à droite), carte de prédiction de la composition LiDAR (en bas à gauche), carte OSO (en bas à droite). Emprise sur une partie de la zone A de Savoie...	41
Figure 26 : Placettes résineuses et mixtes, hors couvert diffus, de tous les sites étudiés (Savoie, Déodatie et Barousse-Bareilles) réparties dans le triangle de structures et colorisées par des seuillages du Gini.....	42
Figure 27 : Indice de Gini des placettes en fonction du pourcentage de surface terrière des gros bois. Chaque placette est colorisée par la découpe des 4 grands types du triangle des structures et les formes de points correspondent à la structure définie par un seuillage du Gini à 0,31	43
Figure 28 : Résultats de la prédiction des types du triangle des structures en calibration et en validation sur l'ensemble des sites étudiés.....	44
Figure 29 : Matrice de confusion de la prédiction des types des triangles des structures en validation sur la Zone B	45

Figure 30 : Erreurs liées au seuillage du %GGB prédit pour distinguer les placettes régulières à PB/BM, régulières à GB et autre type sur la zone de la Savoie. Colorisées selon les types d'erreurs. 46

Figure 31 : Résultats de la prédiction des types du triangle des structures par un modèle d'apprentissage prédisant directement les 4 types du triangle sur les zones B et C et sur l'ensemble des sites de Savoie regroupés (Zone A, B, C et D)..... 46

Figure 32 : Matrice de confusion de la composition entre les données de référence de validation et la prédiction du modèle simplifié de famille d'essences (à gauche). Pourcentage de bonne prédiction par composition (à droite) 47

Figure 33 : Matrice de confusion des placettes de validation entre les types de référence et la carte prédictive des types des triangles issue du modèle en deux étapes (seuillage p100GGB et modèle régulier/irrégulier). R_M : résineux ou mixtes, F : Feuillus..... 48

Figure 34 : Matrice de confusion des grappes de validation entre les types de référence et la carte prédictive des types des triangles issue du modèle en deux étapes (seuillage p100GGB et modèle régulier/irrégulier). R_M : résineux ou mixtes, F : Feuillus..... 48

Figure 35 : Carte prédictive de la typologie forestière LiDAR sur une partie de la forêt communale d'Aillons-le-Vieux..... 50

Tableau 1 : Informations des vols LiDAR 18

Tableau 2 : Effectifs des placettes par sites étudiés 18

Tableau 3 : Caractéristiques des grandes familles de la typologie GSM 19

Tableau 4 : Limites de catégories de bois selon les sites étudiés. Source :(Gauquelin and Courbaud, 2006; Alger, 2011; Asael et al., 1999)..... 23

Tableau 5 : Erreurs de calibration des modèles prédictifs des indicateurs utilisés dans la typologie prédictible LiDAR sur l'ensemble des zones étudiées..... 43

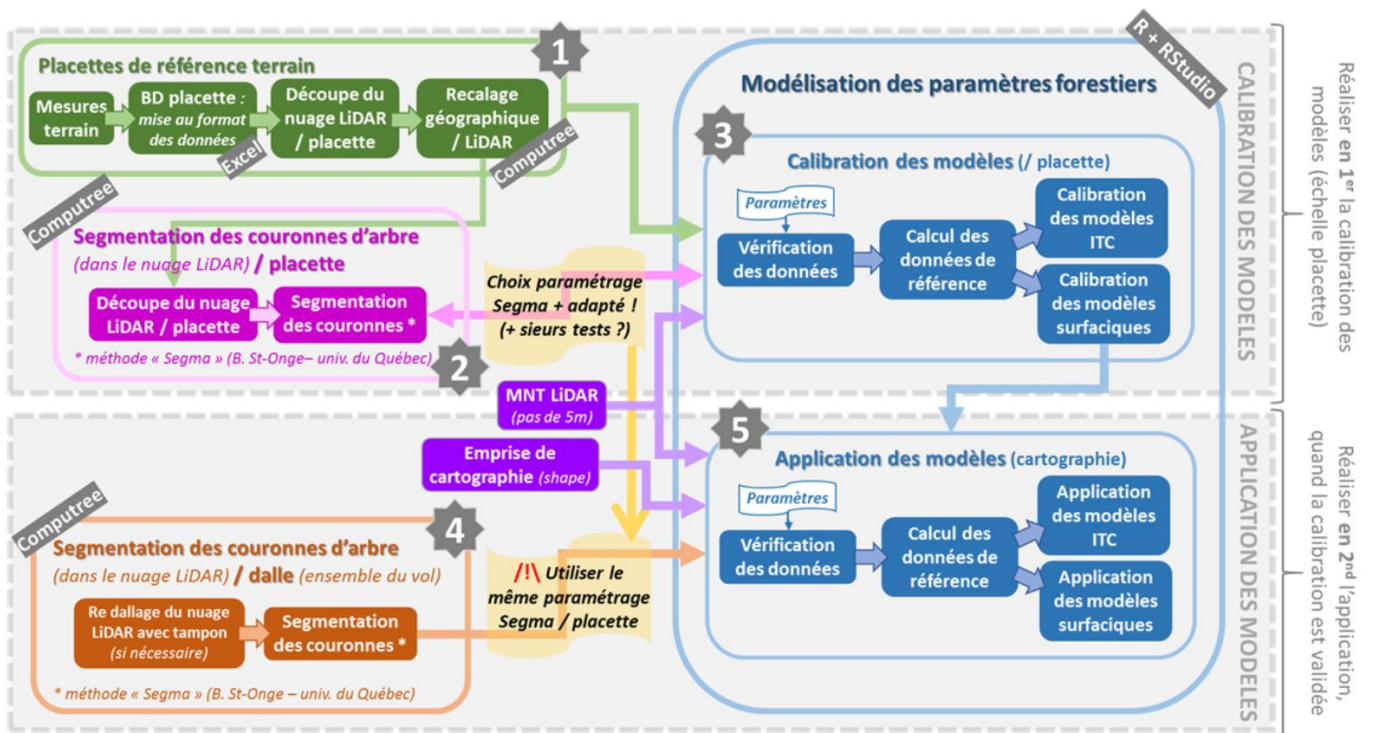
LISTE DES CONTACTS

Nom	Organisme	Fonction	e-mail
Alain Munoz	ONF Chambéry	Chargé de R&D	alain.munoz@onf.fr
Jérôme Bock	ONF Chambéry	Chargé de R&D	jerome.bock@onf.fr
Catherine Riond	ONF Chambéry	Responsable de pôle R&D	catherine.riond@onf.fr
Alexandre Piboule	ONF Nancy	Chargé de R&D	alexandre.piboule@onf.fr

ANNEXES

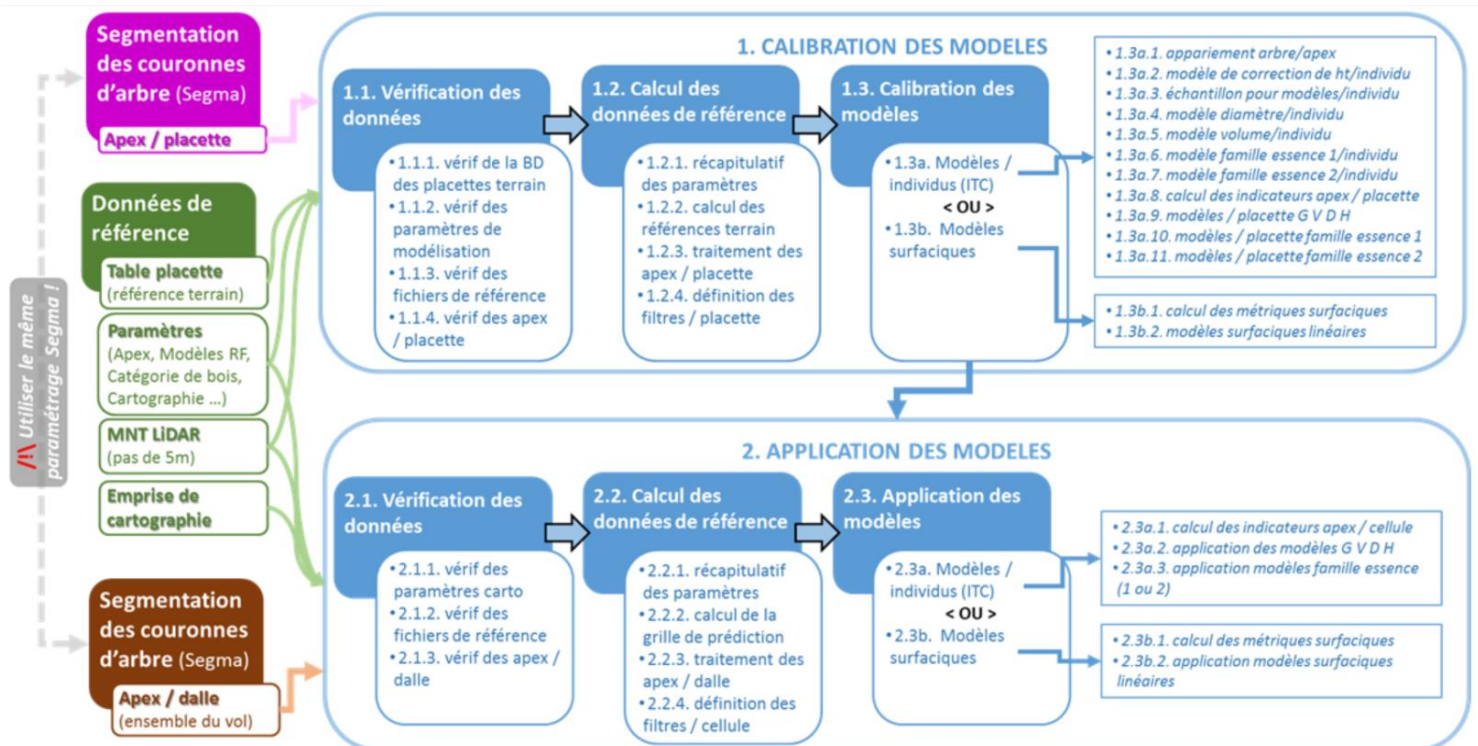
Annexe 1 : Présentation générale des étapes de la modélisation dans la chaîne de traitement LiDAR.....	65
Annexe 2 : Détails de l'outil de modélisation de la chaîne de traitement LiDAR.....	65
Annexe 3 : Fonctionnement de la méthode ITC de la chaîne de traitement (Source personnelle)	66
Annexe 4 : Fonctionnement de la méthode surfacique de la chaîne de traitement (Source personnelle)	69
Annexe 5 : Liste des familles de métrique surfacique calculées dans la chaîne de traitement	70
Annexe 6 : Symbologie des types de peuplement issu de la typologie générique LiDAR	71
Annexe 7 : Triangles des structures étudiés	72
Annexe 8 : Protocole d'inventaire des placettes de validation de la zone B en Savoie	73
Annexe 9 : Tableau de support pour coder les cellules du raster selon la typologie prédictible LiDAR.....	76
Annexe 10 : Effectif des placettes par type de référence selon les sites étudiés.....	77
Annexe 11 : Carte prédictive de la typologie forestière LiDAR sur l'emprise de la forêt communale du Bourget en Huile.....	78
Annexe 12 : Tableau de synthèse bibliographique sur la prédiction de la composition à partir de donnée issu du LiDAR	79

Annexe 1 : Présentation générale des étapes de la modélisation dans la chaîne de traitement LiDAR



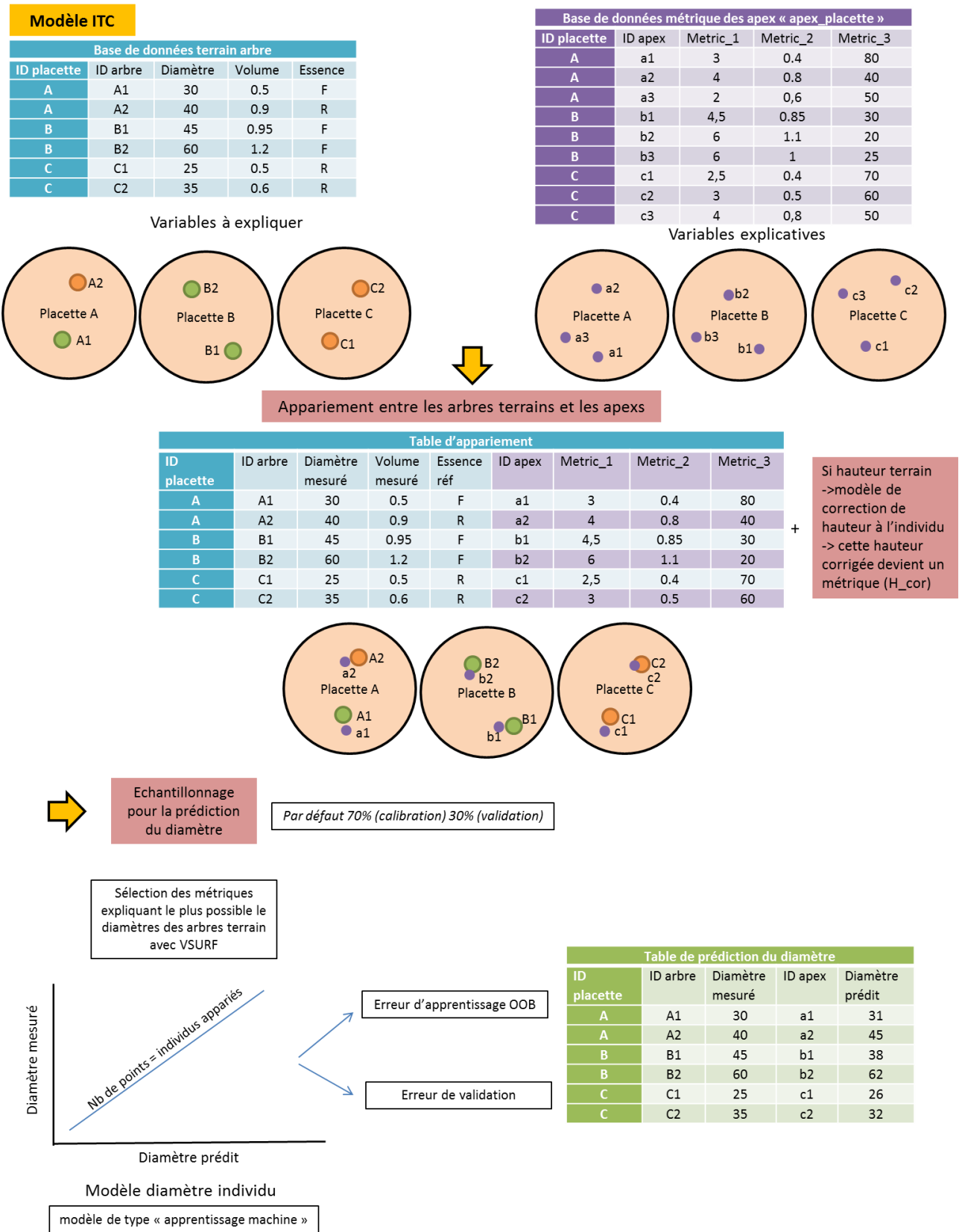
Source : (Munoz, 2020)

Annexe 2 : Détails de l'outil de modélisation de la chaîne de traitement LiDAR



Source : (Munoz, 2020)

Annexe 3 : Fonctionnement de la méthode ITC de la chaîne de traitement (Source personnelle)

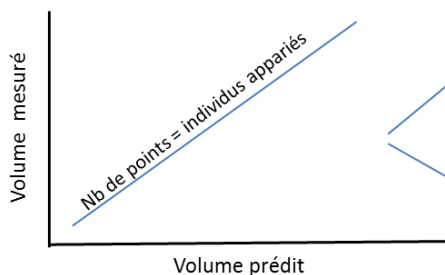




Echantillonnage pour la prédiction du volume

Par défaut 70% (calibration) 30% (validation)

Sélection des métriques expliquant le plus possible le volume des arbres terrains avec VSURF



Erreur d'apprentissage OOB

Erreur de validation

Table de prédiction du volume				
ID placette	ID arbre	Volume mesuré	ID apex	Volume prédit
A	A1	0.5	a1	0.3
A	A2	0.9	a2	1
B	B1	0.95	b1	0.8
B	B2	1.2	b2	1.3
C	C1	0.5	c1	0.6
C	C2	0.6	c2	0.4

Modèle diamètre individu

modèle de type « apprentissage machine »



Echantillonnage pour la prédiction de famille d'essence 1

+

Echantillonnage pour la prédiction de famille d'essence 2 si possibilité

Par défaut 75% (calibration) 25% (validation)

Sélection des métriques expliquant le plus possible le volume des arbres terrains avec VSURF

Matrice de confusion		Prédit	
Référence	R	2	1
	F	1	2

Erreur d'apprentissage OOB

Erreur de validation

Table de prédiction des essences				
ID placette	ID arbre	Essence référence	ID apex	Essence prédite
A	A1	F	a1	F
A	A2	R	a2	R
B	B1	F	b1	R
B	B2	F	b2	F
C	C1	R	c1	F
C	C2	R	c2	R

modèle de type « apprentissage machine »



Table de prédiction par individu apparié								
ID placette	ID arbre	Diamètre mesuré	Volume mesuré	Essence réf	ID apex	Diamètre prédit	Volume prédit	Essence prédite
A	A1	30	0.5	F	a1	31	0.3	F
A	A2	40	0.9	R	a2	45	1	R
B	B1	45	0.95	F	b1	38	0.8	R
B	B2	60	1.2	F	b2	62	1.3	F
C	C1	25	0.5	R	c1	26	0.6	F
C	C2	35	0.6	R	c2	32	0.4	R



Application des modèles individus à tous les apex détectés



Table de prédiction sur tous les apex détectés				
ID placette	ID apex	Diamètre prédit	Volume prédit	Essence prédite
A	a1	31	0.3	F
A	a2	45	1	R
A	a3	44	0.5	R
B	b1	38	0.8	R
B	b2	62	1.3	F
B	b3	60	1,2	F
C	c1	26	0.6	F
C	c2	32	0.4	R
C	c3	34	0,5	F

Résumé des variables prédites par placette

Tables des métriques ITC				
Table apex placette filtre avec prédiction				
ID placette	moyenne diamètres prédits	Somme volume prédits	% Essence prédite	...
A	38	1.8	F	...
B	38	3.3	M	...
C	26	1.5	F	...

Variables explicatives

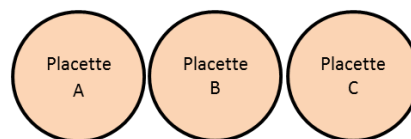
Table « dendro » données terrain résumé par placette						
ID placette	Diamètre	Volume	Essence	D0	G	...
A	32	1,4	F	35	3	...
B	50	2,15	F	55	5	...
C	30	1,1	R	35	2	...

Variables à expliquer



Modélisation à l'échelle de la placette

modèle linéaire simple
(une seule variable explicative)



Modèle G

Modèle D0

Modèle Dg

Modèle GGB

Modèle Gini

Modèle N

...



« Table prediction toutes variables gvdh »					
ID placette	G prédit	D0 prédit	Essence prédite	Dg prédit	...
A	32	1,4	F	35	...
B	50	2,15	F	55	...
C	30	1,1	R	35	...

Annexe 4 : Fonctionnement de la méthode surfacique de la chaine de traitement (Source personnelle)

Modèle surfacique

Base de données terrain arbre						
ID placette	ID arbre	Diamètre	Volume	Essence		
A	A1	30	0.5	F		
A	A2	40	0.9	R		
B	B1	45	0.95	F		
B	B2	60	1.2	F		
C	C1	25	0.5	R		
C	C2	35	0.6	R		

↓ Résumé des variables par placette

Table données terrain résumé par placette « dendro »						
ID placette	Diamètre	Volume	Essence	D0	G	...
A	32	1,4	F	35	3	...
B	50	2,15	F	55	5	...
C	30	1,1	R	35	2	...

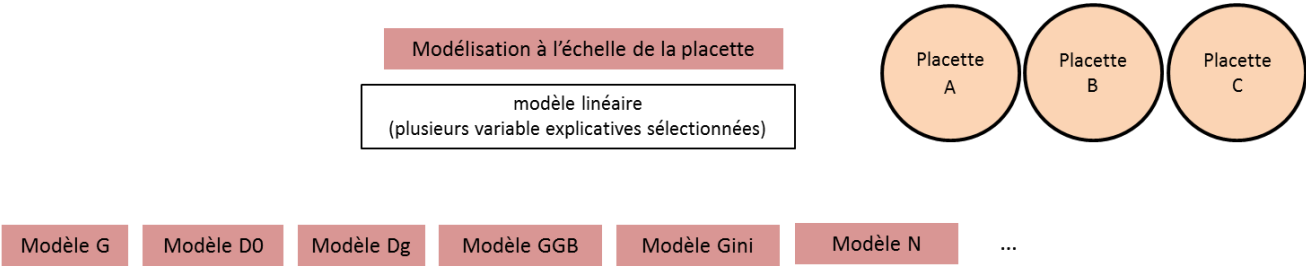
Variables à expliquer

Base de données métrique des apexs				
ID placette	ID apex	Metric_1	Metric_2	Metric_3
A	a1	3	0.4	80
A	a2	4	0.8	40
A	a3	2	0,6	50
B	b1	4,5	0.85	30
B	b2	6	1.1	20
B	b3	6	1	25
C	c1	2,5	0.4	70
C	c2	3	0.5	60
C	c3	4	0,8	50

↓ Résumé des indicateurs par placette

Tables des métriques surfaciques				
Table apex placette filtre avec prédiction				
ID placette	Somme Metric_1	Moyenne Metric_2	Quantiles Metric_3	...
A	9	0,6	23	...
B	16,5	0,95	52	...
C	9,5	1.7	64	...

Variables explicatives *taux de couvert , pente, expo*



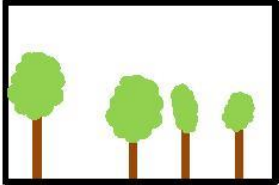
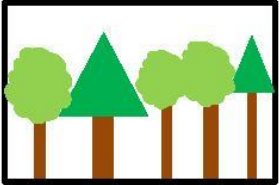
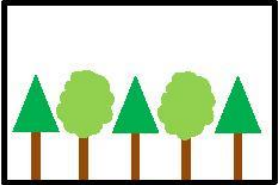
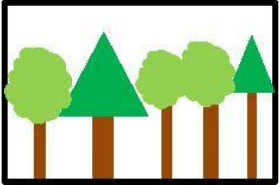
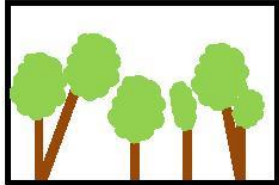
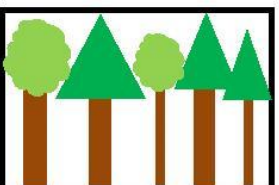
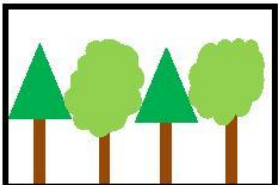
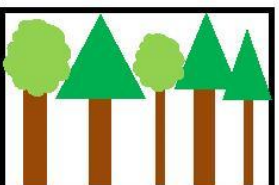
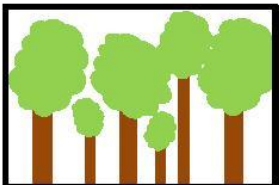
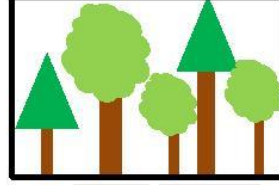
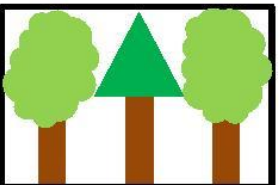
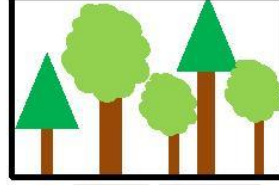
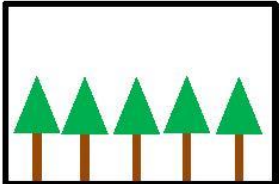
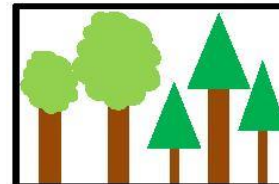
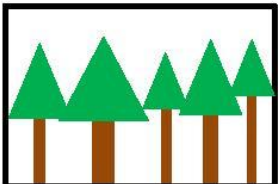
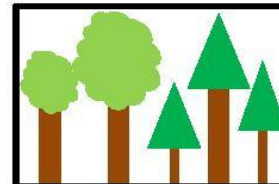
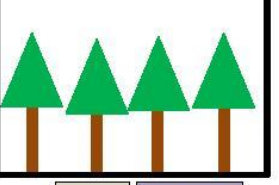
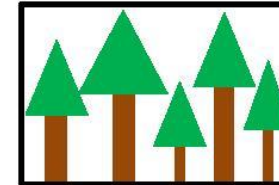
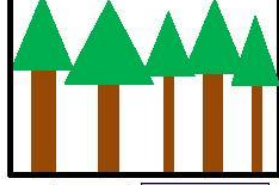
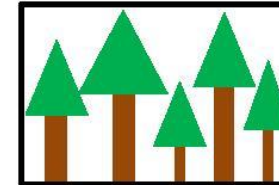
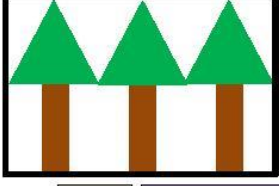
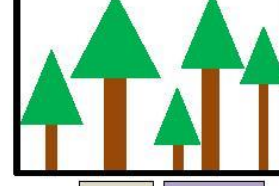
↓

« Table_prediction_model_lineaire_toutes_variables »					
ID placette	G prédit	D0 prédit	Essence prédite	Dg prédit	...
A	32	1,4	F	35	...
B	50	2,15	F	55	...
C	30	1,1	R	35	...

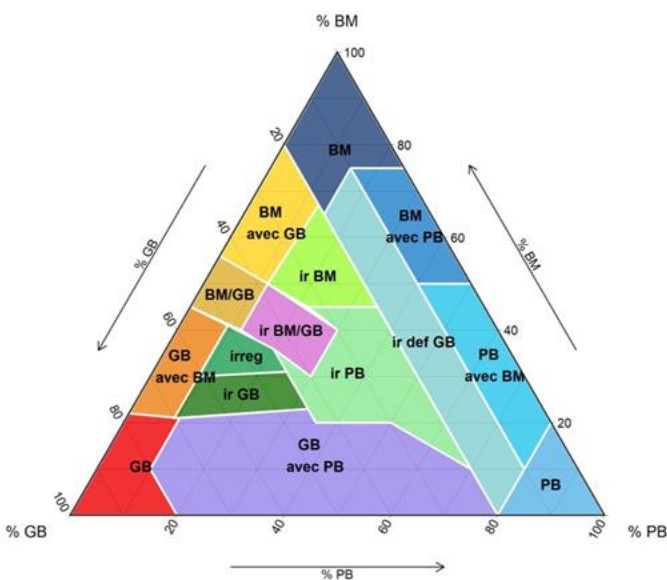
Annexe 5 : Liste des familles de métrique surfacique calculées dans la chaîne de traitement

<i>Famille_metrrique</i>	<i>Description</i>
H0	Hauteurs dominantes des apex
Hmoy	Hauteurs moyennes des apex
Hquant	Quantiles des hauteurs des apex
Hsum	Sommes des hauteurs des apex
Nombre	Nombres d'apex
Rmoy	Moyennes des rumple des apex
Rquant	Quantiles des rumple des apex
Rsum	Sommes des rumple des apex
S3Dmoy	Moyennes des surfaces 3D des apex
S3Dquant	Quantiles des surfaces 3D des apex
S3Dsum	Sommes des surfaces 3D des apex
Smoy	Moyennes des surfaces des apex
Squant	Quantiles des surfaces des apex
Ssum	Sommes des surfaces des apex
Topo	Topographies moyennes des apex
Vmoy	Moyennes des volumes des apex
Vquant	Quantiles des volumes des apex
Vsum	Sommes des volumes des apex
Hcv	Coef. de variation des hauteurs des apex
Scv	Coef. de variation des surfaces des apex
Hgini	Coef. de Gini des hauteurs des apex
Sgini	Coef. de Gini des surfaces des apex
TxCouv	Taux de couvert

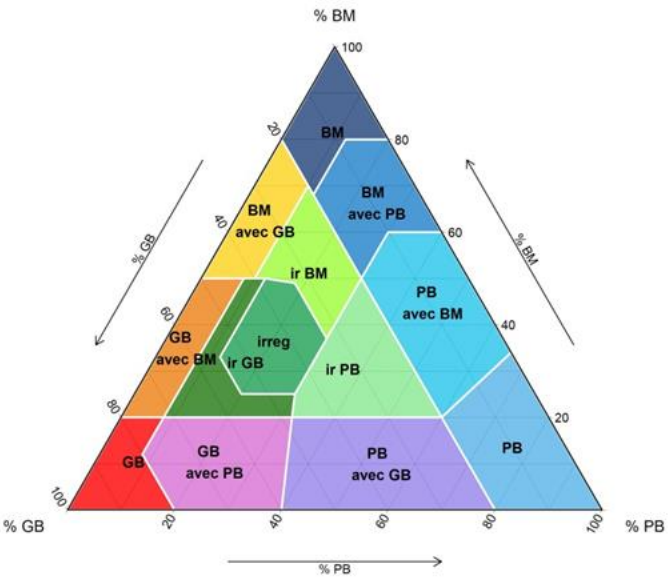
Annexe 6 : Symbolologie des types de peuplement issu de la typologie générique LiDAR

Types de peuplements issu de la typologie générique LiDAR		Correspondance type GSM AN :
	CD C,L,CH,R, 3	
	MrP 2, 3,23	
	Fa 1,2,T	
	MrM 1, 2, 12	
	Fb 1, 2,T	
	MrG 1,12,1GB,12GB	
	RrP 2, 3, 23	
	Ri1 1,2	
	RrM 1, 2, 12	
	Ri1G 1GB, 12GB	
	RrG 1,12,1GB,12GB	
	Ri2 12,13,J	

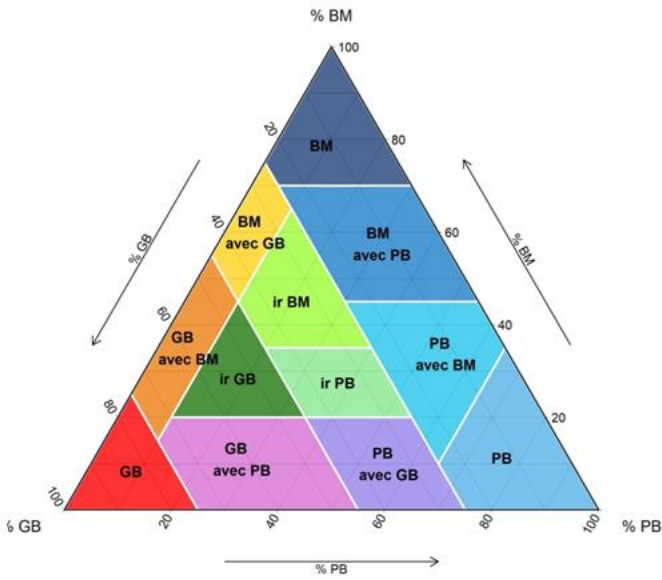
Annexe 7 : Triangles des structures étudiés



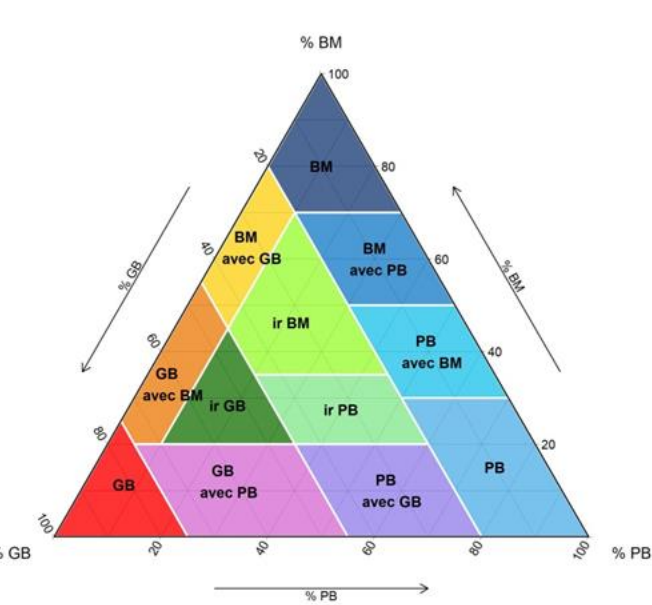
Triangle des structures: Massif Vosgien



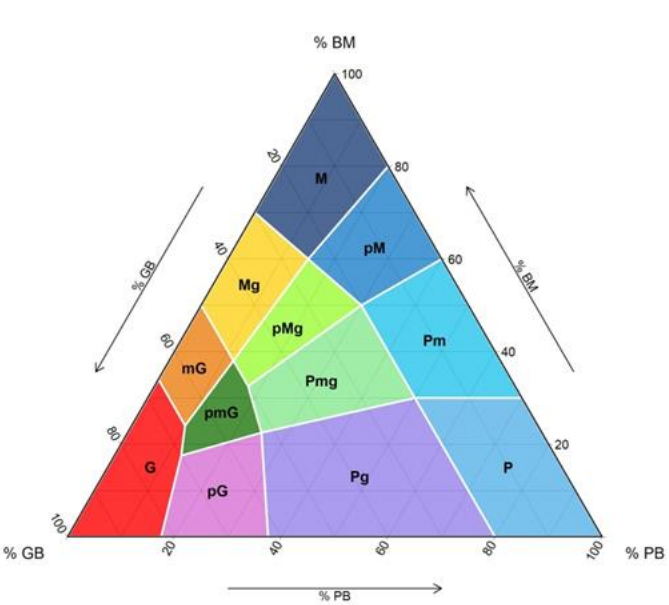
Triangle des structures: Hêtraies Sapinières des Pyrénées et du Massif Central



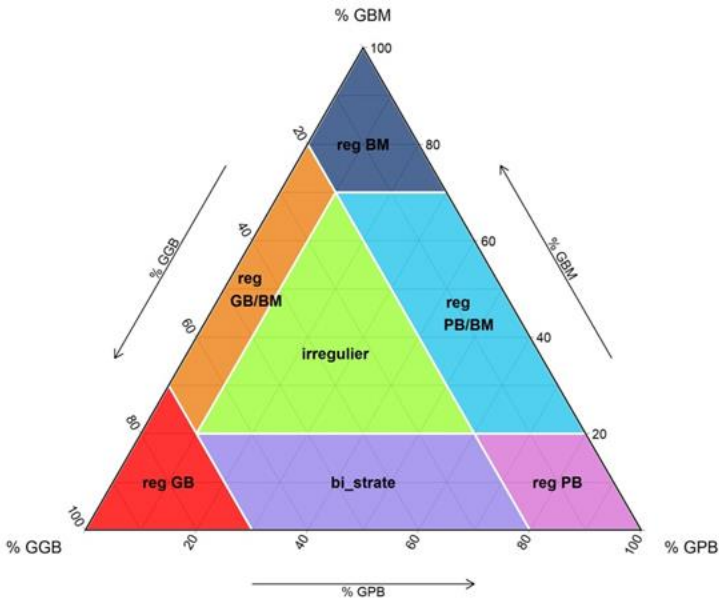
Triangle des structures: Plateaux calcaires de Lorraine



Triangle des structures: Plateau Lorrain



Triangle des structures: T.Sardin



Triangle des structures: J.Souchon

Annexe 8 : Protocole d'inventaire des placettes de validation de la zone B en Savoie



Protocole d'inventaire des placettes de validation

I / OBJECTIF: placettes de validation par grappes. Ces placettes permettront de vérifier la prédiction à partir de données LiDAR de la composition et la structure des peuplements. L'échantillonnage est donc stratifié sur la zone pour inventorier des types de peuplements prédits variés.

II/ MATERIELS :

- Sac à dos
- GNSS Trimble
- TDS
- Trépied pour poser le GPS
- Vertex et transpondeur
- Décamètre pour étalonner le vertex
- Piles de rechange pour le vertex
- Compas forestier
- Mètre rubans
- Bombe de peinture
- Boussole
- Secondaire : stylos et papier

III/ NAVIGATION VERS LA PLACETTE ET GEOREFERNCEMENT PRECIS DU CENTRE

Cheminement vers la placette :

- A l'aide du récepteur GNSS Trimble, naviguer jusqu'à la placette à inventorier
- Une fois arrivé à proximité du point recherché (distance affichée proche du mètre), implanter le centre de la placette.

Implantation et matérialisation du centre de la placette :

- Afin de limiter les risques multi trajets lors des mesures GNSS, éviter d'implanter le centre de la placette très près d'un tronc. Choisir un espace à une distance homogène des arbres les plus proches (Figure).

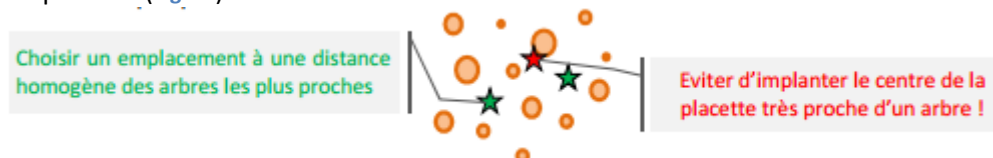


Figure 1: Choix d'implantation du centre de la placette

- Matérialiser le centre de la placette à l'aide d'un piquet et noter son numéro au feutre. Afin de faciliter le repérage visuel (pour retrouver facilement la placette) mettre de la peinture rouge sur le piquet ainsi que sur 1 ou 2 arbres les plus proches du centre.

Relevé du centre de la placette

- Positionner le trépied centré au-dessus du centre de la placette (piquet), puis posé le récepteur GNSSTrimble de façon stable sur le trépied et lancer la mesure de position). **Penser à noter le numéro de la placette dans « Id_plac »** (ex « 102 »). Poursuivre la mesure jusqu'à l'obtention du nombre de 300 enregistrements (5 mn).
- **ATTENTION à ne pas commettre d'erreur lors de la saisie du numéro de placette !**

IV/ INVENTAIRE DENDROMETRIQUE DES ARBRES DE LA PLACETTE:

- L'objectif est ici d'inventorier l'ensemble des arbres ($\varnothing \geq 17.5$ cm) présents sur la placette de 15 m de rayon (distance horizontale). Les arbres morts (sur pied ou au sol) seront également inventoriés.
- CAS PARTICULIERS :
 - Les vols LiDAR ayant eu lieu en 2016, les informations sur les arbres ayant visiblement été vivants à cette date sont importantes. Par exemple, une coupe ayant eu lieu après cette date pourrait avoir modifié le type structural ou même la composition de la placette.
 - Chablis récents (après 2016) : inventorier les arbres visiblement récemment tombés (pas de mousse, pas pourris...), dont la souche tombe dans les 15m. Indiquer « chablis » en observation.
 - Placettes récemment exploitées (depuis 2016) : indiquer « exploitation » en observation de la placette et inventorier les souches récentes dans les 15m en notant « souche » en observation. Prendre deux diamètres perpendiculaires de la souche, ils seront convertis en D130 ultérieurement.

Organisation de l'équipe

L'équipe de mesure est constituée de 2 personnes :

- L'équipier 1, avec compas forestier et vertex, mesure les diamètres et les distances horizontales.
- L'équipier 2, avec TDS, transpondeur et boussole, saisit les données et mesure les azimuts. Il reste au centre de la placette.

Tiges à inventorier, consignes de mesures

Pour toutes les placettes, inventorier :

- En diamètre les tiges ($\varnothing \geq 17.5$ cm) situées strictement dans un rayon de 15 m (distance horizontale)
- En distance (Figure) et azimut (Figure) les tiges de la placette (pour le recalage géographique des placettes). Si la densité de tige est trop important (> 25 -30 t/plac) ne prendre que ces informations sur une vingtaine d'arbres bien repartis sur les placettes.

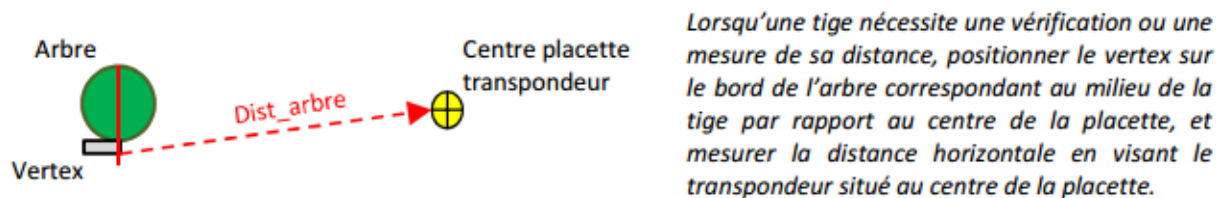


Figure 2: Principe de la mesure de distance d'azimut entre le centre de la placette et le centre de l'arbre

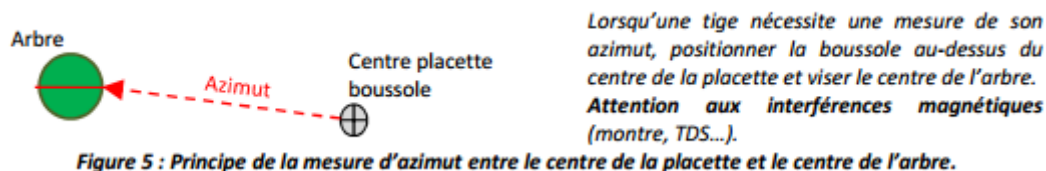


Figure 5 : Principe de la mesure d'azimut entre le centre de la placette et le centre de l'arbre.

Figure 3 : Principe de la mesure d'azimut entre le centre de la placette et le centre de l'arbre

Saisie des informations

- Utiliser le projet GéoRelevé « VALDIATION_JUL » sur TDS pour saisir les informations (Tableau).

Champ	Description	Arbres concernés	Règle de saisie
ID_PLAC	Identifiant placette	tous	Saisir le numéro de la placette (ex. 102) pour le 1er arbre uniquement par mesure de sécurité Attention: doit être identique au numéro saisi dans le GPS et la description de la placette
NUM_ARBRE	Numéro d'arbre	tous	incréméntation automatique (de 1 à n)
COD_ESS	Code essence	tous	Liste : *EPC: épicéa *A.F: autres feuillus *HET: hêtre *A.R: autres résineux *SAP: sapin
DIAM_1	Diamètre 1	tous (> 17,5 cm)	Diamètre (perpendiculaire au rayon de la placette) à 1.30 m mesuré en cm à l'aide d'un compas forestier
DIAM_2	Diamètre 2	tous (> 17,5 cm)	Diamètre (parallèle au rayon de la placette) à 1.30 m mesuré en cm à l'aide d'un compas forestier
DIST_ARBRE	Distance	tous sauf si trop d'arbre (> 25 -30 t/plac)	Distance horizontale entre le centre de l'arbre et le centre de la placette
AZ_ARBRE	Azimut	tous sauf si trop d'arbre (> 25 -30 t/plac)	Azimut en grade entre le centre de la placette et le centre de l'arbre ATTENTION: sens de visée centre placette >> arbre
COD_SAN	Code état sanitaire	tous	Liste : *SAIN *MORT SANS BRANCHE *DEPERISSANT *CHABLIS *MORT AVEC BRANCHE *SOUCHE ATTENTION: Ne concerne que les arbres potentiellement présents en 2016
COD_CC	Code cime cassées	tous	Liste : *Pas de cime cassée (défaut) *Cime cassée
OBS_ARBRE	Observation		libre: observation concernant l'arbre inventorié

Tableau 1 : Liste des informations à saisir par arbre et par placett

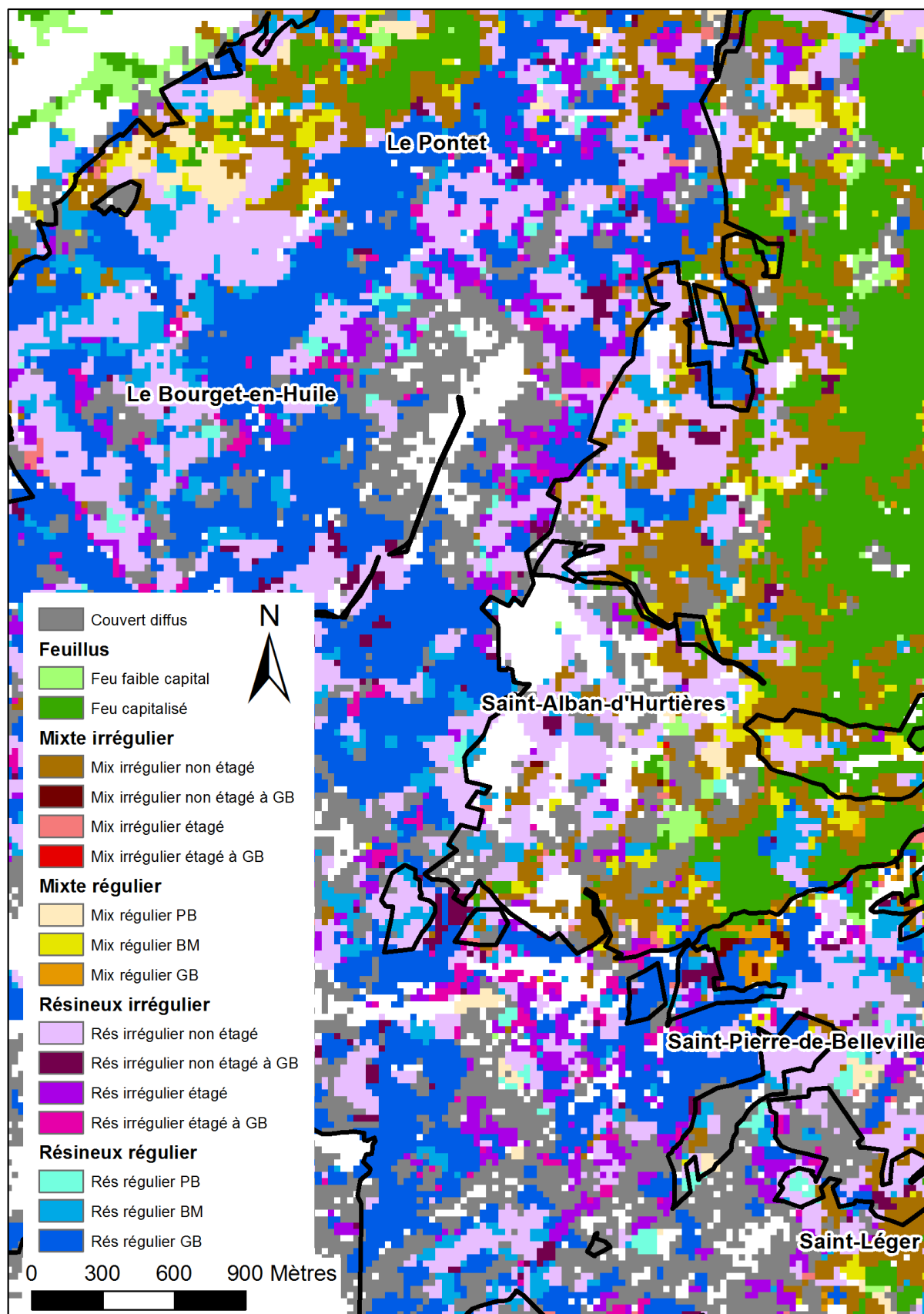
Annexe 9 : Tableau de support pour coder les cellules du raster selon la typologie prédictible LiDAR

Typologie_1	Valeur raster	Typologie_2	Valeur raster	Typologie_3	Valeur raster	Typologie_4	Valeur raster
Couvert diffus	0	Couvert diffus	0	Couvert diffus	0	Couvert diffus	0
Feuillus	1	Feuillus faible capital	11	Feuillus faible capital	11	Feuillus faible capital	11
		Feuillus capitalisé	12	Feuillus capitalisé	12	Feuillus capitalisé	12
Résineux	2	Résineux regulier	21	Résineux regulier PB	211	Résineux regulier PB	211
				Résineux regulier BM	212	Résineux regulier BM	212
				Résineux regulier GB	213	Résineux regulier GB	213
		Résineux irregulier	22	Résineux irregulier non étagé	221	Résineux irregulier non étagé	2211
						Résineux irregulier non étagé à GB	2212
				Résineux irregulier étagé	222	Résineux irregulier étagé	2221
Mixte	3	Mixte regulier	31			Résineux irregulier étagé à GB	2222
				Mixte regulier PB	311	Mixte regulier PB	311
				Mixte regulier BM	312	Mixte regulier BM	312
				Mixte regulier GB	313	Mixte regulier GB	313
		Mixte irregulier	32	Mixte irregulier non étagé	321	Mixte irregulier non étagé	3211
						Mixte irregulier non étagé à GB	3212
						Mixte irregulier étagé	3221
				Mixte irregulier étagé	322	Mixte irregulier étagé à GB	3222

Annexe 10 : Effectif des placettes par type de référence selon les sites étudiés

	Zone A	Zone B	Zone C	Zone D	Deodatie	Barousse-Bareilles
Couvert diffus	8 (9%)	31 (9%)	53 (24%)	25 (23%)	11 (7%)	5 (5%)
Feuillus	32 (35%)	112 (34%)	19 (9%)	19 (17%)	33 (20%)	39 (38%)
Irrégulier	23 (25%)	82 (25%)	60 (27%)	27 (25%)	29 (18%)	29 (28%)
Régulier à GB	5 (5%)	36 (11%)	40 (18%)	8 (7%)	7 (4%)	18 (17%)
Régulier à BM/GB	7 (8%)	31 (9%)	28 (13%)	10 (9%)	21 (13%)	8 (8%)
Régulier à PB/BM	16 (18%)	35 (11%)	23 (10%)	21 (19%)	61 (38%)	4 (4%)
Totales	91	327	223	110	162	103

Annexe 11 : Carte prédictive de la typologie forestière LiDAR sur l'emprise de la forêt communale du Bourget en Huile



Annexe 12 : Tableau de synthèse bibliographique sur la prédiction de la composition à partir de donnée issu du LiDAR

ARTICLE	LIEU ET SURFACE	DISTINCTION COMPOSITION	MATERIEL/METHODE	RESULTATS
Classification of Tree Species as Well as Standing Dead Trees Using Triple Wavelength ALS in a Temperate Forest Amiri et al. 2019	Allemagne (24 ha)	*Distinction de 3 essences épicea , sapin,hêtre +bois mort	*environ 60 pts/m ² * 20 plac circulaire (500m ²) *entrée: métrique structure,waveform, bag of word model *Classification: Random forest	*bonne prediction entre 65 et 82 % 82% métrique structure et longueur d'onde multiple
Important LiDAR métriques for discriminating forest tree species in Central Europe Shi et al. 2018	Allemagne (24 ha)	*Distinction de 6 essences: hêtre, épicea, sapin, érable, bouleau,sorbier	*environ 70 pts/m ² * 37 métriques Lidar *Classification:Random forest	*bonne prediction: 62% vol avec feuille 66% vol hors feuille
Individual tree species identification using LIDAR-derived crown structures and intensity data kim et al. 2008	Washington(93 ha)	*Distinction:feuillus, résineux	*inventaire en plein *entré: intensité du signal (mean),métrique structure (10ème percentile hauteur) * Classification: Linear discriminant analysis	*bonne prediction avec intensité 60-70% avec feuille 70-80% hors feuille *bonne prediction avec métrique structure 75% avec feuille 60% hors feuille
Single-Sensor Solution to Tree Species Classification Using Multispectral Airborne Laser Scanning Yu et al. 2017	Finlande (2000 ha)	*Distinction: pin sylvestre, épicea , bouleau	*22 plac (32mx32m) taux de bonne détection des arbres 61% *métrique structure et intensite *60 pts/m ² *Clasification: Random Forest	*bonne prediction 76% (métrique cloud) 85% (single channel intensity) 82% (multi channel intensity) 86% (métrique cloud +single intensity)
Exploring Multispectral ALS Data for Tree Species Classification Axelsson et al 2018	Suède (1600 ha)	*Distinction: pin sylvestre, bouleau, tilleul, frêne, aulne, chêne,merisier, épicea, érable	179 arbres matures individuel *métrique structure et intensite *30pts /m ² *Classification: Random Forest	*bonne prediction 76% (métrique spectral) 41 % (métrique structure)
Identifying the genus or species of individual trees using a three-wavelengthairborne lidar system Budeil et al. 2017	Canada (38ha)	*Distinction: Feuillus ,résineux + famille d'essence 2 (érable, épicea , frêne,févier d'amérique)	*13pts/m ² vol1 *30 pts/m ² vol2 métrique d'intensité et structure) *multispectral	*bonne prediction 97% F/R 88% famille d'essence 2

