



HAL
open science

Modélisation et cartographie de la croissance des peuplements forestiers, par comparaison de deux campagnes de LIDAR aéroporté

Marion Momber

► **To cite this version:**

Marion Momber. Modélisation et cartographie de la croissance des peuplements forestiers, par comparaison de deux campagnes de LIDAR aéroporté. Géographie. 2024. dumas-04721013

HAL Id: dumas-04721013

<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-04721013v1>

Submitted on 4 Oct 2024

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

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

MASTER Domaine : SHS et STS
Mention GAED (Géographie, Aménagement, Environnement,
Développement)
Parcours GÉOÏDES (Géographie, Information, Interface, Durabilité,
Environnements)
Université Grenoble Alpes
Institut d'Urbanisme et de Géographie Alpine

Modélisation et cartographie de la croissance des
peuplements forestiers, par comparaison de deux
campagnes de LIDAR aéroporté

Marion MOMBER

Réalisé à l'Institut National de Recherche pour l'Alimentation, l'Agriculture
et l'Environnement

Mémoire soutenu le 11/09/2024

Encadré par

— Monsieur Jean-Matthieu MONNET, Ingénieur de Recherche à INRAE

Examineurs

— Madame Pauline DUSSEUX, Maître de Conférences à l'Université Grenoble Alpes
— Monsieur Franck GIAZZI, Maître de Conférences à l'Université Grenoble Alpes

Année 2023/2024

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Jean-Matthieu, mon tuteur de stage, pour m'avoir accueillie et accompagnée tout au long de ces 6 mois. Merci pour ta patience, ta bonne humeur et la disponibilité dont tu as fait preuve pour répondre à mes questions. Merci aussi pour tous les bons plans rando et vélo qui m'ont inspiré à découvrir de nouvelles contrées autour de Grenoble. Viens ensuite mon enseignante référente Pauline DUSSEUX, que je remercie chaleureusement pour ses relectures et sa disponibilité tout au long de ce stage. Je te remercie aussi personnellement pour ta présence et ton soutien durant les moments difficiles de ces 3 dernières années à l'IUGA. Cela a beaucoup compté.

Ensuite, je souhaite aussi remercier l'ensemble du personnel INRAE (doctorants, CDD et chercheurs...) pour leur accueil chaleureux et leur bienveillance, me mettant de bonne humeur tout les matins. Un grand merci à Fred pour la relecture de mon mémoire, ses conseils avisés, sans oublier ses petites attentions culinaires ! Enfin, une pensée pour mon co-bureau Jeff, avec qui j'ai partagé quotidiennement des rires et de la musique, accompagné d'une bonne dose de sarcasme.

Ces 6 mois de stage n'auraient sans doute pas été les mêmes sans cette belle équipe de stagiaires. Des rencontres sans égal et de beaux moments de partage, entre midi et deux autour du billard, du jonglage et des goûters répétés. Je pense aussi aux quelques soirées mémorables et particulièrement à la dernière de cette aventure. Une dédicace spéciale à mes acolytes sportifs Axel et Clément, merci pour ces belles sorties trail et vélo, ainsi que les quelques dossards que nous avons pu partager.

Je tiens aussi à remercier mes camarades de la promotion GEOIDES 2023/2024, qui m'ont fait vivre mes meilleures années étudiantes. Une pensée spéciale à mes Télétubbies Léna et Lisa et à toutes nos aventures, fou-rires, confessions et bêtises. Le meilleur reste encore à venir. Je n'aurais pas pu passer meilleur stage sans toi, Lisa. C'est précieux.

Enfin, merci à mon compagnon et à ma famille, plus particulièrement mon papa, qui a toujours cru en moi tout au long de mes études.

Pour finir, j'adresse mes mots les plus intimes à ma maman. Je pense à toi chaque jour.

Table des matières

Remerciements	1
1 Introduction	7
2 Matériels et méthodes	11
2.1 Zone d'étude	11
2.2 Matériels	12
2.2.1 Données terrain	12
2.2.2 Données LIDAR	12
2.2.3 Données environnementales	13
2.3 Méthodes	14
2.3.1 Mise en forme des données terrain	15
2.3.2 Mise en forme des données LIDAR	17
2.3.3 Élaboration des modèles de croissance	18
2.3.4 Calibration des modèles	18
2.3.5 Application des modèles de prédiction sur les zones d'étude	21
2.3.6 Exploration de lien entre croissance et variables environnementales	22
3 Résultats	24
3.1 Modèles d'estimation de la surface terrière	24
3.1.1 Méthode directe	24
3.1.2 Méthode indirecte	25
3.2 Cartographie de la variation de surface terrière sur la zone d'étude	26
3.3 Recherche exploratoire de modélisation et cartographie sur le territoire de la Chartreuse	29
3.4 Corrélation entre croissance et diverses variables	30
3.4.1 Variables topographiques	30
3.4.2 Variables forestières	30
3.4.3 Variables pédologiques	31
3.5 Analyse des relations inter-variables	34
4 Conclusion et perspectives	35
Bibliographie	40
A Annexes	41

Liste des figures

1	Zone d'étude des Quatre-Montagnes	11
2	Schéma méthodologique du traitement des données LIDAR et terrain . .	14
3	Schéma méthodologique du traitement des variables environnementales .	14
4	Schéma explicatif des méthodes directes et indirectes	20
5	Modèle de prédiction de variation de surface terrière, par la méthode directe	25
6	Modèle de prédiction de variation de surface terrière, par la méthode indirecte	25
7	Cartographie de prédiction de surfaces terrière, par méthode directe et indirecte sur le territoire des Quatre-Montagnes	27
8	Répartition valeurs de variation de G selon la méthode de prédiction utilisée	28
9	Exemple sur une portion du territoire, en comparant la variation de CHM, la prédiction de variation de G avec la méthode indirecte et directe, puis la différence des deux méthodes de prédiction	29
10	Représentation des individus de l'ACP avec leur type de sols	32
11	Boîtes à moustache des sols et leur paires	33
12	Cercle des corrélations	34
A.1	Comparaison des points normalisés et non normalisés, sur la placette 01-1	41
A.2	Exemple de disposition de grappes de mesure	41
A.3	Table de composition et diversité des placettes : exemple de la campagne 0	42
A.4	Table résumant le nombre de placettes présent dans chaque type de com- position et de diversité de forêt	42
A.5	Performance de détection des arbres par le LIDAR, sur la placette 01-1 .	42
A.6	Schéma de synthèse de la méthodologie de l'étude : 1) Traitement LI- DAR et données terrain ; 2) Croisement statistiques avec variables envi- ronnementales	43
A.7	Modèle de prédiction 2010	43
A.8	Modèle de prédiction 2021	44
A.9	Corrélation entre variation de hauteur et variation de surface terrière . .	44
A.10	Histogramme des valeurs de pixels des cartes directes et indirectes	44
A.11	Corrélations des variables pédologiques avec prédictions de variations de G	45
A.12	Corrélations des variables topographiques avec prédictions de variations de G	45
A.13	Table des métriques sélectionnées par les modèles et leur signification . .	45
A.14	Table des corrélations entre variations de surface terrières par méthodes et variables environnementales	46
A.15	Table de description des types de sols	46
A.16	Diagramme de pourcentages cumulés d'explications de la variance par di- mensions	47

A.17	Emplacement des placettes de la zone d'étude de la Chartreuse	47
A.18	Modèle 2016 de prédiction de variation de G, en Chartreuse	48
A.19	Modèle 2021 de prédiction de variation de G, en Chartreuse	48
A.20	Modèle par méthode directe de prédiction de variation de G, en Chartreuse	48
A.21	Modèle par méthode indirecte de prédiction de variation de G, en Chartreuse	49
A.22	Cartographie de la variation de surface terrière en Chartreuse, à partir des modèles directs et indirects	49
A.23	Histogrammes des valeurs de pixels des cartes directes et indirectes de Chartreuse	50
A.24	Boîtes à moustache des valeurs de pixels des cartes directes et indirectes de Chartreuse	50
A.25	Table résumant les années d'acquisitions des données d'inventaires et LIDAR	51
A.26	Schéma de fonctionnement des Modèles Topographiques	51

Liste des tableaux

1	Table des statistiques et caractéristiques par placettes : exemple campagne 0	16
2	Table des métriques choisies par les différents modèles de prédiction de variation de surface terrière	20

Liste des abréviations

- ABA** Area Based Analys. 15
- ALS** Airborne Laser Scanning. 9, 12, 15, 19
- ASPRS LAS** American Society for Photogrammetry and Remote Sensing
LASer file. 13
- CEC** Capacité d'Echange Cationiques. 13, 23, 34
- CHM** Canopy Height Model. 13, 22
- DHP** Diamètre à Hauteur de Poitrine. 15
- EQM** Erreur Quadratique Moyenne (EQM). 19
- FAO** Organisation pour l'Alimentation et l'Agriculture. 7
- G** Surface Terrière. 15
- IGN** Institut National de l'information Géographique et Forestière. 13, 23
- INRAE** Institut National de Recherches pour l'Agriculture, l'Alimentation
et l'Environnement. 10, 13
- LESSEM** Laboratoire Ecosystèmes et Sociétés en Montagne. 10
- LIDAR** Light Detection and Ranging. 6, 8–10, 12, 13, 15, 17–19, 22
- LOOCV** Leave One Out Cross Validation. 19
- MNH** Modèle Numérique de Hauteur. 13
- MNS** Modèle Numérique de Surface. 13
- MNT** Modèle Numérique de Terrain. 13
- MO** Matière Organique. 13, 23, 34
- ONF** Office National des Forêts. 10
- PAF** Passage à la Futaie. 16
- PIR** Proche Infra-Rouge. 9

Résumé

L'utilisation de la technologie LIDAR est très largement utilisée dans le domaine de la cartographie de la ressource forestière. Plusieurs régions du monde en ont été le sujet d'étude comme l'Amérique du Nord et l'Europe du Nord. Cependant, ce domaine d'application est peu exploré dans les régions forestières des Alpes françaises, comportant des caractéristiques forestières souvent plus complexes et hétérogènes. Afin de caractériser la ressource forestière, une méthode dite surfacique est utilisée, consistant à créer des modèles de régression destinés à prédire spatialement des informations forestières, à partir de l'association de mesures dendrométriques et de métriques calculées à partir de nuages de points LIDAR. Plusieurs méthodes sont utilisées couramment afin d'élaborer les modèles de prédiction, une méthode dite "directe", provenant de la variation de surface terrière entre deux années ; et une "indirecte" consistant à soustraire les prédictions de deux années pour obtenir une variation de surface terrière. Pour le territoire des Quatre-Montagnes, la méthode directe est associée à un R^2 de 0,72 et pour l'indirecte un R^2 de 0,63 pour 2010 et 0,68 pour 2021. Pour le territoire de la Chartreuse, un R^2 de 0,1 pour la méthode directe et R^2 de 0,43 pour 2016 et 0,44 pour 2021 pour la méthode indirecte. Ces résultats montrent que l'utilisation du LIDAR pour cartographier la ressource forestière peut être très efficace, mais dépend largement du territoire d'étude, de la méthode utilisée et de la qualité des mesures dendrométriques associées.

Abstract

The use of LIDAR technology is now widely employed in the mapping of forest resources. Various regions of the world, such as North America and Northern Europe have been studied with it. However, this field of application is still new in the French Alpine forest regions, which have forest characteristics often more complex and heterogeneous than those currently studied. To characterize forest resources, a surface-based method is used, consisting in the creation of regression models to spatially predict forest characteristics. A combination of dendrometric measurements and metrics calculated from LIDAR point clouds. Several methods are commonly used to develop predictive models : a "direct" method based on the variation in basal area ; and an "indirect" method, which involves subtracting predictions from two years to obtain a predicted variation of basal area. For the Quatre-Montagnes area, the direct method is associated with an R^2 of 0,72, while the indirect method shows R^2 values of 0,63 for 2010 and 0,68 for 2021. For the Chartreuse area, the direct method has an R^2 of 0,10, and the indirect method has R^2 values of 0,43 for 2016 and 0,44 for 2021. These results indicate that while LIDAR can be very effective for mapping forest resources, its effectiveness largely depends on the study area and the quality of the associated dendrometric measurements, and the method.

1 Introduction

Le dérèglement climatique mesuré depuis plusieurs décennies (O’neill et al., 2017 ; Santer et al., 2003) impacte de manière durable les écosystèmes. Hausse régulière et généralisée des températures, intensification des événements climatiques extrêmes (National Academies of Sciences and Division on Earth and Life Studies and Board on Atmospheric Sciences and Committee on Extreme Weather Events and Climate Change Attribution, 2016) : tempêtes, fortes précipitations et courtes périodes de gel ; obligeant les sociétés à repenser leur façon de vivre avec les ressources en leur possession.

La forêt peut être définie de nombreuses manières, mais la définition officielle formulée par la FAO (Organisation pour l’Alimentation et l’Agriculture) est retenue. Ainsi, est considérée comme forêt, un espace respectant les conditions suivantes, à savoir une surface de 0.5 hectares minimum, contenant des arbres pouvant atteindre 5 mètres de hauteur et dont le boisement dépasse 10% de la zone (FAO). La forêt est multifonctionnelle et remplit plusieurs usages (Barthod, 2015). C’est tout d’abord un espace de préservation de la biodiversité, un lieu de production puisque qu’elle fournit des ressources renouvelables (bois, service de régulation de l’eau), un espace de loisirs, accueillant chaque année des milliers de visiteurs ; et enfin une fonction de protection, participant à la protection des populations contre les risques naturels (érosion, inondations). Les forêts du Vercors et de la Chartreuse qui font l’objet de notre étude ; sont qualifiées de péri-urbaines car situées proche de la métropole de Grenoble. Elles représentent des espaces de nature facilement accessibles et des lieux appréciés pour le tourisme. Le rôle des gestionnaires est alors de s’assurer que la forêt remplisse ses différentes fonctions et réponde aux besoins des sociétés.

Les écosystèmes forestiers ne sont pas épargnés par les changements climatiques globaux (Lindner et al., 2014) et font face à de nombreux défis : migrations d’espèces en latitude et altitude (Williams and Dumroese, 2013), modification des précipitations et hausse des phénomènes extrêmes (fortes chaleurs, tempêtes, vagues de froid). Ces phénomènes entraînent plusieurs perturbations majeures que sont le stress hydrique (Allen et al., 2010 ; Martin, 1996 ; Gustafson and Sturtevant, 2013) ; l’apparition de maladies (Sturrock et al., 2011), mais aussi l’apparition d’espèces invasives comme le scolyte, ravageant les peuplements d’épicéa (Lévieux et al., 1985 ; Saintonge et al., 2022). Par conséquent, les gestionnaires forestiers doivent plus que jamais adapter leurs pratiques sylvicoles pour faire face au changement climatique.

Paradoxalement, on observe une hausse de la croissance annuelle des arbres multipliée par 2 depuis 1850, mesurée sur la croissance radiale du hêtre dans les Vosges, certainement lié à la hausse de concentration en CO₂ dans l’atmosphère (Picard, 1995). Par ailleurs,

cet effet serait maintenant contrebalancé par l'effet des sécheresses et de la hausse de mortalité.

La mesure de la croissance forestière se définit comme un phénomène temporel, se mesurant à partir d'une même variable, sur plusieurs pas de temps. Ce phénomène induit une variation positive de la surface en hauteur, largeur ou volume occupée par l'arbre. Il est dépendant de nombreuses variables comme l'âge, les nutriments mobilisables, mais aussi la compétition avec les autres arbres (Ford et al., 2017). La croissance à l'échelle d'un arbre dépend aussi de son âge. La courbe de croissance d'un arbre (évolution de hauteur dans ce cas) adopte une forme logarithmique du début jusqu'au milieu de sa vie et ralentit de plus en plus (Pretzsch, 2020).

Pour continuer, d'autres facteurs sont susceptibles de faire varier la croissance d'un arbre. Les premiers relèvent de l'ordre des variables topographique comme l'altitude entraînant une baisse d'oxygène, de la température du sol, ainsi qu'une période de végétation moins grande (Coomes and Allen, 2007). Ensuite, la pente est une variable pouvant jouer un rôle sur la capacité de l'arbre à s'implanter dans le sol, sur la disponibilité en nutriments du sol et donc liée à des vitesses de croissance diverses. L'orientation est aussi un facteur essentiel, fonction de la durée d'ensoleillement et de l'intensité du rayonnement solaire (angle d'incidence des rayonnements solaires), impactant alors la température. Cette dernière joue aussi un rôle non négligeable sur la persistance du manteau neigeux et la cinématique de la métamorphose de la neige, influençant la disponibilité en eau dans le sol.

Les variables biophysiques que sont la pédologie et la géologie sont aussi à prendre en compte dans la variation de croissance des arbres. Ces indicateurs influencent grandement la disponibilité en eau et en nutriments dans le sol, à cause de plusieurs facteurs que sont la porosité, la taille des grains, le pH, la profondeur du sol et sa composition chimique. Ainsi, la croissance dépend aussi des caractéristiques du sol sur lequel il se développe (Wilcke et al., 2008). Un arbre possédant une hauteur importante et un âge avancé, peut alors continuer à grandir si son environnement possède des conditions adéquates et dans le cas inverse, s'arrêter. Pour finir, la distribution du type d'essence est directement corrélée aux variables évoquées précédemment et la liant indirectement à la croissance forestière.

Le LIDAR est une technique de télédétection se basant sur l'émission d'impulsions lumineuses laser en direction de la surface et sa réception. Le récepteur mesure alors le temps qu'il faut au faisceau envoyé pour revenir afin de mesurer la distance entre le capteur et la surface terrestre. Ces capteurs peuvent être placés sur un satellite, un avion ou encore un drone. Cette technique de télédétection s'est considérablement développée ces dernières années en raison de la grande précision de ses estimations et est utilisée

dans de nombreux domaines, principalement dans l'élaboration de Modèles Numériques de Terrains, mais aussi pour la mesure des variables forestières, ainsi que la caractérisation des changements s'opérant dans les forêts : perturbations et croissance des peuplements.

Il existe différents types d'acquisitions de données LIDAR, possédant des caractéristiques diverses et produisant des résultats différents selon le territoire d'application ou la variable que l'on cherche à étudier. Le (PIR) est choisi car la plupart des matériaux (notamment végétation) ont une bonne réflectance dans cette longueur d'onde (Bottalico and Thomas, 2017). Il sert notamment pour la prédiction et modélisation des différentes variables forestières nécessaires à la gestion des parcelles, à condition d'avoir une empreinte faisceau petite ou intensité envoyée plus importante pour pénétrer le feuillage. Aujourd'hui, de récentes techniques permettent d'obtenir de nouveaux paramètres forestiers, avec une précision accrue. Parmi ces acquisitions, l'ALS (Airborne Laser Scanning) à l'origine dédiée à l'élaboration de Modèles Numériques de Terrain, s'est révélée être aussi très pertinente ces dernières années pour optimiser la détermination des variables forestières (Goodbody and Houghton, 2019). Cette dernière est un dispositif LIDAR, couplé à un dispositif de balayage et d'enregistrement de la trajectoire de l'avion (système de géoréférencement).

L'étude publiée par Hyyppä and Rönholm (2003), est l'une des premières à utiliser des données ALS provenant de deux pas de temps différents pour estimer les variables forestières telles que la hauteur ou encore la surface terrière à l'échelle de l'arbre, ainsi que leur évolution au cours du temps. Aujourd'hui, de nombreuses études reproduisent cette méthodologie et l'obtention de ces données permettent la modélisation de nombreuses informations utiles pour le gestionnaire forestier, notamment la croissance en hauteur des arbres, mais aussi le capital sur pied avec la surface terrière et le volume de tiges. La précision de ces estimations et projections s'avère même posséder une précision similaire aux mesures de terrain (Holmgren and Persson, 2004) et permet de déterminer la couverture de canopée ; estimer de la biomasse ; cartographier des perturbations forestières et des zones de régénération. Enfin, le principal avantage du LIDAR repose sur le caractère continu des données, disponible en tout point, ne nécessitant pas d'interpolations.

Afin de réaliser ces estimations de surface terrière à grande échelle, plusieurs méthodes de modélisations de la croissance forestière (variation entre deux dates, équivalant à la croissance moins la mortalité) se sont avérées concluantes. La méthode de modélisation pour estimer une variable forestière, utilisant des placettes de mesure de cette variable et des indices statistiques (métriques) LIDAR est appelée méthode surfacique (area-based). Si l'on s'intéresse à la variation de la variable forestière, elle peut être utilisée soit de manière directe pour modéliser "directement" la variation, soit indirectement pour mesurer la valeur à chaque date et en déduire la variation par soustraction (Soininen et al., 2022); (Noordermeer and de Vries, 2020) ; (Tompalski et al., 2021). Ces deux méthodes

ayant fait leurs preuves au sein de la littérature scientifique, les avis n'en restent pas moins partagés quant à leur précision respective vis-à-vis de la prédiction des variables étudiées. Il est donc pertinent de tester ces deux méthodes lors de notre étude afin de déterminer laquelle offre un modèle de prédiction plus précis et donc une cartographie la plus fidèle à la réalité des mesures de terrain.

Cette étude s'inscrit dans le cadre d'un stage de 6 mois réalisé au centre INRAE de Lyon-Grenoble, au sein du Laboratoire Écosystèmes et Sociétés En Montagne (LESSEM).

Ce travail est articulé autour d'une question principale :

Dans quelle mesure la comparaison de deux campagnes de LIDAR aéroporté, permet-elle de cartographier l'accroissement des peuplements forestiers ?

L'étude se concentre principalement sur le Parc Naturel Régional du Vercors et dans une moindre partie sur le territoire de la Chartreuse. Plusieurs axes de réflexion composent ce travail :

La 1ère étape consiste à construire des modèles de prédiction de croissance à partir de diverses méthodes présentes dans la littérature scientifique. La 2ème étape consiste à appliquer ces modèles de prédiction de croissance sur la zone d'étude. Enfin, la dernière étape consiste en une analyse exploratoire du lien entre la variation spatiale de la croissance forestières et des données topographiques, pédologiques et forestières du territoire.

Pour réaliser cette étude, nous nous appuyons sur l'utilisation de données terrains provenant de campagnes d'inventaires, fournies par INRAE (Institut National de Recherches pour l'Agriculture, l'Alimentation et l'Environnement pour le Vercors et de ONF pour la Chartreuse ; servant de référence pour la modélisation. Ces données incluent différentes caractéristiques forestières : hauteurs d'arbres, diamètre, nombre de tiges par placette, espèces. Pour mesurer la croissance des peuplements forestiers, nous utiliserons la surface terrière (m^2/ha), calculée à partir des données terrains de l'ONF. La surface terrière peut être exprimée comme la somme des surfaces des arbres sur une section transversale située à 1 mètre 30 de hauteur. Comparée à une surface de référence (placette par exemple) cette mesure permet de comparer les peuplements entre eux, ainsi que leur volume et croissance sans passer par une mesure de hauteur. Nous utilisons aussi des données aéroportées LIDAR (Light Detection and Ranging) acquises à plusieurs années d'intervalles et sur les deux territoires du Vercors et de la Chartreuse. La combinaison de ces deux sources de données (terrain et LIDAR) est nécessaire pour l'élaboration des modèles de prédiction.

2 Matériels et méthodes

2.1 Zone d'étude

Notre zone d'étude principale se situe au sein du massif du Vercors, qui s'étend sur deux départements, l'Isère au Nord du massif et la Drôme en descendant dans le Sud (cf. Figure 1).

Le climat du massif bénéficie d'une influence de l'altitude et d'un effet de des vents humides venants de l'Ouest. Le Sud de la Réserve Naturelle Régionale du Vercors s'accommode d'un climat méditerranéen dans sa partie Drômoise, avec moins de 850 mm de précipitations sur l'année, tandis que le Nord du massif s'acclimate davantage au climat des Alpes du Nord, avec 1500 mm de précipitations sur l'année, avec un régime hydrologique pluvio-nival (Parc naturel régional du Vercors, 2024).

Concernant l'occupation du sol, on estime qu'environ 40% du territoire isérois est occupé par des espaces forestiers (Institut national de l'information géographique et forestière, 2024) et parmi cette proportion, la part des forêts publiques représente les 2/3 de la superficie totale et est donc largement supérieure à celle des forêts privées. Les espèces forestières dominantes sur le territoire sont le sapin pectiné (*Abies alba*), le hêtre (*Fagus sylvatica*), l'épicéa commun (*Picea abies*) et l'érable sycomores (*Acer pseudoplatanus*) (Office National des Forêts (ONF), 2024). Le Parc Naturel Régional du Vercors, compte plusieurs régions au sein de son territoire, dont les Quatre-Montagnes, les Coulmes, le Vercors drômois, le Royans, le Diois, le Trièves, le Piémont Nord et la Gervanne (Parc naturel régional du Vercors, 2024). Notre étude se focalise sur la zone forestière contenue dans la région des Quatre-Montagnes, située au Nord du Vercors, autour des quatre communes de Lans-en-Vercors, Villard-de-Lans, Autrans et Méaudre. Notre analyse se concentre sur des forêts soumises au régime forestier (forêts publiques) et sur des forêts privées. Ces dernières sont en partie composés de futaies irrégulières (peuplements composés d'arbres de diverses tailles et âge), représentant environ 4 % du territoire à l'échelle nationale et plus importantes en zones montagneuses.

Par ailleurs, une zone d'étude secondaire présente dans les forêts publiques de Chartreuse, est utilisée à des fins de comparaisons de résultats.

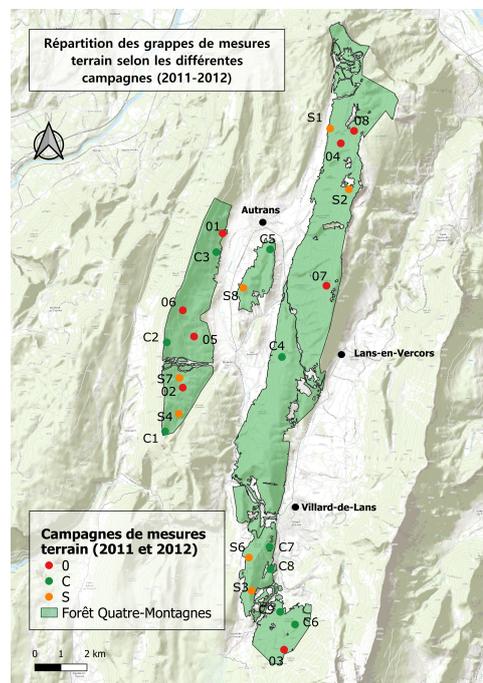


Figure 1: Zone d'étude des Quatre-Montagnes

2.2 Matériels

2.2.1 Données terrain

La zone d'étude principale comporte 24 grappes de mesures (cf. Figure 1) composées de 4 placettes chacune (cf. Figure A.2), soit 96 placettes au total. Les grappes sont réparties de manière hétérogène sur l'ensemble du territoire des 4 montagnes dans le Massif du Vercors, comprises à une altitude entre 1110m et 1580m. Les placettes prennent la forme de disques planimétriques de rayon de 15 mètres, soit une surface de 707m² environ. Plusieurs campagnes de mesures ont été réalisées, tout d'abord entre 2010 et 2012 avec un premier jeu de placettes appelées "0" mesurées en 2011, puis deux autres campagnes nommées "C" et "S" mesurées en 2012. Puis de nouvelles campagnes ont été reconduites en 2022 sur 72 placettes, donc en omettant la re-mesure de plusieurs placettes d'origine (au total 18), comme les placettes 2, 3, 4 respectives des campagnes "0". Par ailleurs, les premières récoltes de données entre 2010 et 2012 proviennent de deux périodes distinctes, différentes saisons et années, il est donc essentiel de noter la présence de possibles biais de mesure. Quelques placettes sont sous forme de futaies régulières, caractérisées par des peuplements d'une seule espèce et équiens (même classe d'âge), destinés à produire des arbres de haute qualité, élancés avec des hauteurs et diamètres réguliers, sous condition de sol fertile. Dans le cadre de notre étude, une majorité de placettes présentent des peuplements composés de 2 ou 3 espèces (cf. Figure A.3). Les peuplements mixtes sont présents sous forme de hêtraie-sapinières, tandis que peuplements dits "purs" présentent majoritairement de l'épicéa et du sapin (cf. Figure A.4).

La zone d'étude secondaire comporte quant à elle 332 placettes de 15 mètres de rayon, mesurées en 2015 et 2021. Ces dernières sont mesurées avec un dispositif systématique, donnant cet aspect rectiligne (cf. Figure A.17).

2.2.2 Données LIDAR

Les données LIDAR ALS mobilisées proviennent de deux années : 2010 pour le Vercors et 2016 pour la Chartreuse, mesurées par la société Sintégra pour le compte de INRAE et ONF/INRAE pour 2016. Le LIDAR 2021 utilisé provient de la campagne National de LIDAR HD de l'IGN. Les données LIDAR ALS mobilisées au sein de cette étude proviennent de deux campagnes de vols réalisées en 2010 et 2021 pour le Vercors et 2016 et 2021 pour la Chartreuse (cf. Figure A.25). Ces dernières couvrent l'entièreté de notre zone d'étude (Quatre-Montagnes) et possèdent une densité d'impulsions moyenne de 10,3 impulsions/m² et une moyenne de 14,4 points/m² pour le LIDAR de 2010. La campagne de 2021 offre davantage d'impulsions et points par m² avec une densité moyenne d'impulsions de 21,9 impulsions/m² et une densité moyenne de points de 33,9 points/m². La densité minimum conseillée étant de 0,5 à 1 impulsions/m² pour une approche surfacique (Treitz

et al., 2012 ; White et al., 2013), notre jeu de données est alors tout à fait utilisable dans ce contexte. La première campagne effectuée en 2010 provient d'une commande INRAE à la société Sintégra, tandis que la seconde effectuée en 2021 a été commandée par l'IGN dans le cadre du programme National LIDAR HD. La campagne de LIDAR pour la Chartreuse a été effectuée en 2016 par la même société, pour le compte de ONF/INRAE. Les nuages de points récoltés sont classifiés par types d'occupations du sol, permettant de discriminer la végétation (basse, moyenne ou haute), des points représentant le sol ou encore le bâti et l'eau. Cette classification permet à terme de générer, grâce à la distinction entre les points de sol (sol, eau) et de sursol : végétation moyenne (50 cm-1,50m) et haute (inférieure à 1,50m), des modèles numériques de terrain (MNT), de surface (MNS) ou de hauteur de canopée (MNH) (cf. Figure A.26).

Le MNH (aussi appelé CHM : Canopy Height Model) est créée à partir de la différence de MNT et de MNS et permet d'obtenir la hauteur des arbres, sans influence de la topographie et de la pente. Les nuages de points obtenus par les campagnes de LIDAR peuvent être lus et traités grâce au package lidR, sous forme de ASPRS LAS (American Society for Photogrammetry and Remote Sensing LASer file).

2.2.3 Données environnementales

Plusieurs jeux de données environnementales sont utilisés dans cette étude, en complément des analyses principales. Les premiers représentent les données topographiques, sont issues de la BD_alti de l'IGN et offre des données d'altitude sous forme de raster à 5 m de résolution (Institut Géographique National (IGN), 2024a).

La BD_Forêt (V2) de 2013 de l'IGN est également utilisée dans cette étude et se présente sous forme de shapefiles (Institut Géographique National (IGN), 2024b).

Concernant les données pédologiques, nous avons obtenu les données de l'Esquisse des paysages pédologiques de l'Isère : au 250000, datant de 1992 et effectuée par le Programme IGCS - Référentiel Régional Pédologique. Ces données ont été fourni par INRAE Orléans, sous l'accord de la chambre régionale Auvergne Rhône-Alpes. Ces dernières offrent de nombreuses informations comme le taux de Matière Organique (MO), taux d'argile, taux de limon, taux de sable, Capacité d'Échanges Cationiques (CEC), type de sol.

2.3.1 Mise en forme des données terrain

Pour commencer, il est nécessaire de trier les données terrain et de comparer celles présentes sur les deux années de mesure (cf. Figure 2). Les données de terrain de 2011/2012 et 2022 comprennent respectivement : identifiant (id) de l'arbre, numéro de la placette dans la grappe, espèce, azimut, pente, diamètre, distance au sol, hauteur, apparence, identifiant (id) de placette.

On remarque ainsi que les données terrain 2022 ne contiennent pas autant d'informations que celles acquises en 2011/2012. En effet, certaines placettes n'ont pas été remesurées, comme par exemple les placettes 2, 3, 4 de la campagne 0. Par souci de comparaison, il faut donc ne garder que les données acquises dans les placettes les deux années 2011/2012 et 2022, passant alors de 96 placettes, à 72 placettes.

Un traitement de mise en forme des données 2011/2012, puis 2022 est effectué afin de pouvoir comparer ces années. Pour permettre de comparer un même arbre sur les deux pas de temps, un identifiant unique à chaque arbre du jeu de données a été donné, en associant l'id de la placette à l'id de l'arbre de la placette, permettant de comparer le même arbre d'une année à l'autre.

Cependant, nous ne connaissons pas les coordonnées géographiques exactes de chaque arbre dans les placettes, or elles seront nécessaires pour pouvoir vérifier la justesse de la détection LIDAR sur quelques placettes (cf. Figure A.5). Nous calculons alors les coordonnées projetées à l'aide de la fonction `polar2Projected` contenue dans le package `lidaRtRee`. Cette fonction utilise les coordonnées géographiques des centres de chaque placette, l'azimut, la distance de l'arbre au centre de la placette, la déclinaison, convergence et le diamètre de l'arbre en question.

Compte tenu des différences de protocole entre les deux années d'inventaire, il est nécessaire d'homogénéiser les données. Ainsi, on exclue des données les arbres ayant un DHP (Diamètre à Hauteur de Poitrine) inférieur à 17.5 cm, puis les distances par rapport au centre des placettes dépassant le rayon (p-radius) de 15m. Nous travaillons à l'échelle de la placette, il faut donc réunir les données que nous avons actuellement par arbres, en effectuant des calculs de variables de peuplements par placette. Il existe plusieurs approches afin d'exploiter au mieux les données LIDAR ALS que nous possédons. Nous utilisons dans ce cas précis la méthode surfacique (ABA = Area Based Approach). L'objet de référence est une surface forestière définie, en l'occurrence des placettes de 15m de rayon. Cette approche permet à terme de produire des cartes de surface terrière ou hauteur dominante, sur un territoire donné. Nous nous concentrerons donc sur la surface terrière (G), variable la plus couramment utilisée lors d'une étude surfacique. La surface terrière (G) par arbre est alors calculée à partir des diamètres de chaque arbre et est représentée par la formule suivante :

$$G(\text{m}^2/\text{ha}) = \sum \left(\pi \left(\frac{x}{200} \right)^2 \right) \left(\frac{10000}{\pi \cdot \text{pradius}^2} \right)$$

La somme des valeurs de G (surface terrière) par placette est ensuite effectuée. Ces calculs nous permettent d'obtenir un seul tableau avec pour chaque placette : la moyenne des diamètres des arbres (D11/12 et D22), la moyenne des hauteurs (H11/12 et H22), la surface terrière G de 2011/2012 et de 2022). Nous obtenons aussi par simple soustraction entre 2022 et 2011/2012, les variations de chaque variable, c'est-à-dire l'évolution de hauteur, diamètre, surface terrière par placettes entre 2011/2012 et 2022. Ainsi, la variation des surfaces terrières entre l'année T0 et T1 est donnée par la formule suivante:

$$\Delta G = G_{2022} - G_{2011/2012}$$

On croise aussi les coordonnées géographiques des placettes avec les données shapefile de propriété des placettes. Nous estimons que toutes les placettes situées en dehors des polygones de forêts publiques, sont des forêts privées. Nous obtenons ainsi la propriété de chaque placette de notre zone d'étude. La Table 1 ci-dessous représente alors le tableau final qui servira aux futures analyses et créations de modèles.

Placette	X	Y	Diamètre moyen (cm)		G (m ² /ha)		ΔG (m ² /ha)	Propriété
			2011/2012	2022	2011/2012	2022		
Verc-01-1	898205,7	6455708	25,12	28,15	44,36	41,03	- 3,33	Public
Verc-02-1	896677,0	6449750	19,86	27,97	36,64	39,39	2,75	Public
Verc-03-1	900561,3	6439626	15,55	22,65	28,52	20,92	- 7,60	Public
Verc-04-1	902739,2	6459183	23,61	31,83	44,20	34,21	- 9,99	Public
Verc-05-1	897110,0	6451723	22,92	33,70	27,34	32,19	4,85	Public
Verc-06-1	896676,6	6452735	18,07	22,57	25,90	23,49	- 2,41	Public
Verc-07-1	902187,4	6453685	23,08	26,32	25,87	23,51	- 2,32	Public
Verc-08-1	903247,5	6459668	25,38	26,57	36,41	39,66	3,25	Public

Table 1: Table des statistiques et caractéristiques par placettes : exemple campagne 0

Par ailleurs, connaître la variation de surface terrière n'aidant pas totalement à déterminer la structure de la placette, nous déterminons donc l'état de chaque arbre dans chaque placette. En effet, une variation de surface terrière pouvant être influencée par différents facteurs autres que seulement un facteur de mortalité ou d'accroissement. Ainsi, nous considérons 4 conditions qui sont les suivantes : le passage à la futaie (PAF), la mortalité, l'accroissement et l'erreur de mesure. Un arbre passé à la futaie est considéré comme un diamètre inférieur à 17,5 cm en 2011/2012 et supérieur à 17,5 en 2022. Un arbre mort équivaut à la présence d'une mesure de diamètre en 2011/2012 et une absence de mesure en 2022. Un accroissement est une mesure de diamètre supérieure en 2022 par rapport à 2011/2012. Enfin, une mesure erronée de l'arbre est considérée si le diamètre

en 2011/2012 est supérieur ou égal à celui de 2022. Il est important de noter que toutes les mesures (positives et négatives) peuvent être entachées d’erreurs, mais seules les cas d’accroissement négatifs sont flagrants et les cas positifs presque indétectables. Ainsi, il y a dans une proportion probablement supérieure une surestimation des accroissements positifs. La catégorie ”mesure erronées” ne prenant en compte que les variation négatives, est alors à considérer avec vigilance.

$$\begin{aligned} \text{PAF} &= D_{11/12} < 17.5 \wedge D_{22} > 17.5 \\ \text{Mortalité} &= D_{11/12} \neq \text{NA} \wedge D_{22} = \text{NA} \\ \text{Accroissement} &= D_{11/12} < D_{22} \\ \text{Erreur} &= D_{11/12} \geq D_{22} \end{aligned}$$

Pour continuer, on détermine le nombre d’arbres présent dans chaque catégorie de dynamique, pour chaque placette. Ainsi, on obtient la proportion des différentes dynamiques à l’intérieur de chaque placette. Cette opération nous apporte des informations supplémentaires sur les dynamiques intrinsèques à chaque placettes.

2.3.2 Mise en forme des données LIDAR

Les données LIDAR que nous possédons sont représentées sous deux formes distinctes. Les nuages de points sont présents sous la forme d’un premier catalogue dit ”non normalisé” que nous appelons `cata_altitude` et un second ”normalisé” intitulé `cata_height` (cf. Figure A.1) . Le catalogue non normalisé représente l’ensemble des nuages de points LIDAR, où les valeurs de hauteur prennent en compte la hauteur de l’arbre mais aussi la topographie. Autrement dit, il indique la valeur d’altitude plus l’altitude au sommet de l’arbre. Ce catalogue est utile pour le calcul des valeurs de points de sols. Le catalogue normalisé, représente les hauteurs de points sans l’effet de la topographie. Ce dernier permet alors l’obtention de valeurs de hauteur de végétation. Ce dernier a déjà été calculé auparavant, grâce à la fonction `normalize_height` du package `lidR` (Roussel et al., 2020 ; Roussel and Auty, 2024) , permettant de normaliser un catalogue non normalisé.

Pour continuer, il faut discriminer certains types de points selon les types de catalogue. Ainsi, les points nous intéressant dans le catalogue ”non normalisé” sont les points de sol (2) et d’eau (9), tandis que les points retenus dans le catalogue normalisé sont représentés par les codes 0 et 1 (non classifiés), 2 (Sol), 3 (Végétation basse), 4 (Végétation moyenne), 5 (Végétation haute).

Ensuite, pour pouvoir comparer les données de terrain et LIDAR, il nécessaire de posséder une emprise commune. Ainsi, les nuages de points correspondant aux emprises

de placettes de terrain ont été extrait en utilisant la fonction `clip_circle` de `lidR`, prenant en entrée les coordonnées X et Y du centre de chaque placette, ainsi qu'une valeur de rayon de 15m . Cette opération est effectuée pour les deux types de catalogues. On obtient alors deux fichiers sous forme de listes, contenant les nuages de points normalisés (`llas_height`) et non normalisés (`llas_ground`) de chaque placette correspondante.

2.3.3 Élaboration des modèles de croissance

Les données terrain et LIDAR étant prêtes, nous pouvons maintenant créer les modèles de variation de surface terrière. Pour cela, il s'agit de générer diverses métriques (informations quantitatives sur le sol et les arbres, calculées à partir du LIDAR) issues des nuages de points. Ces dernières sont créés à partir de la fonction `aba_metrics` contenue dans le package `lidaRtRee` (Monnet, 2023).

Il est important de préciser que les métriques ont été calculées pour chaque année d'acquisition, en l'occurrence 2010 et 2021. Tout d'abord, nous avons créé des métriques de terrain qui représentent les statistiques d'altitude, azimuth et pente des placettes en termes d'altitude du sol et de nuage de points. Ces métriques sont produites à partir du catalogue LIDAR non normalisé, en utilisant la fonction `terrain_points_metrics`. Ensuite, nous avons calculé des métriques de points à partir des nuages de points normalisés, avec la fonction `aba_metrics` utilisant l'intensité, `returnNumber` et la classification des points LIDAR. Puis, nous avons calculé les métriques spécifiques aux arbres présents sur les placettes à partir du catalogue LIDAR normalisé et de la fonction `std_tree_metrics`, qui calcule les statistiques telles que la hauteur, la surface des couronnes et le volume des couronnes. Enfin, la combinaison de ces trois types de statistiques (métriques de terrain, points et arbres) permet d'obtenir un tableau de données contenant de nombreuses statistiques sur la géométrie du nuage de points des placettes. Ces statistiques serviront à créer des modèles de prédiction de la surface terrière sur ces placettes, puis à partir du calcul effectué cette fois sur un maillage de l'ensemble du territoire des Quatre-Montagnes.

2.3.4 Calibration des modèles

Les modèles de prédiction utilisés sont des modèles de régression linéaire multiple créés à partir de la fonction `aba_build_model`. Ces modèles commencent par appliquer une transformation de Box-Cox aux données afin de normaliser la distribution des variables. Ensuite, le modèle recherche la valeur de R^2 la plus élevée pour chaque prédiction de variable (la surface terrière dans notre cas) et sélectionne les métriques qui offrent le meilleur ajustement.

Le modèle évalue chaque prédiction effectuée avec différents tests, notamment le test de validation globale des hypothèses du modèle linéaire, ainsi que le *variable inflation*

factor (VIF) inférieur à 5. Pour finir, le modèle avec le meilleur ajustement du R^2 est sélectionné. Parallèlement, une validation croisée leave-one-out (LOOCV) est réalisée pour chacune des prédictions afin de comparer les résultats avec les premières prédictions. Ainsi, le modèle sélectionne les métriques correspondant le mieux aux données de terrain. Il est à noter que ces métriques peuvent varier d'un modèle à l'autre.

De nouvelles méthodes de prédiction et de modélisation de la croissance d'un peuplement ont été développées ces dernières années. Ces méthodes combinent des données de terrain et des données LIDAR. La méthode dite "directe" prédit la croissance à partir de la différence de caractéristiques, c'est-à-dire qu'elle étudie la variation de volume et le changement estimé en développant un modèle unique utilisant la variation d'une mesure de terrain entre deux observations. On modélise ainsi la différence mesurée sur le terrain avec les données des deux vols ALS. La méthode dite "indirecte", quant à elle, effectue une soustraction, une différence entre les deux valeurs obtenues aux deux dates (campagnes), ce qui peut être interprété comme une modélisation des stocks. Cette méthode est moins sensible aux extrapolations. Il n'existe pas de consensus sur la préférence pour une méthode et les avis divergent selon les auteurs sur l'utilisation de la méthode directe ou indirecte. Ainsi, la méthode indirecte est préférée par certains auteurs comme Järnstedt et al. (2012) et McRoberts et al. (2013), qui possède un avantage notable puisqu'elle utilise des prédictions dérivées de l'intervalle de temps entre les deux mesures. De plus, plusieurs auteurs n'ont pas pu utiliser la méthode directe, soit parce que la variation entre les deux années était trop faible, soit en raison d'erreurs importantes dans les résultats. Cependant, d'autres études (Noordermeer et al., 2019 ; Noordermeer and de Vries, 2020 ; Næsset and Gobakken, 2005) s'accordent à dire que la méthode directe a été la plus efficace pour leur objet d'étude.

D'autres auteurs comme Temesgen et al. (2015) et Poudel et al. (2018) ont essayé d'utiliser la méthode indirecte avec une méthode de régression linéaire pour prédire le changement du peuplement, ce qui a permis de rendre le modèle plus robuste, même si la méthode directe reste tout de même la plus efficace. Enfin, les deux méthodes semblent pertinentes pour différents cas, avec notamment Soininen et al. (2022) qui arrivent à la conclusion selon laquelle la méthode directe produit de meilleures métriques avec des EQM (Erreur Quadratique Moyenne) très faibles. Au contraire, la méthode indirecte semble produire une meilleure best-fit line (droite représentant la relation des données dans un nuage de points).

Dans notre étude nous testons ces deux méthodes (indirecte et une directe), en créant un modèle de prédiction pour chacune. La méthodologie de création du modèle de prédiction à partir de la méthode indirecte, consiste en l'élaboration de 2 modèles respectifs pour 2010 et 2021 et d'effectuer la soustraction entre ces 2 estimations. Ainsi, un modèle 2010 est créé à partir des métriques calculées avec le LIDAR 2010 et des données

terrain de 2011/2012 et un modèle 2021 créé à partir des métriques du LIDAR 2021 et des données terrain de 2022. La méthode directe consiste quant à elle à élaborer un modèle non pas à partir de valeurs absolues de surfaces terrières, mais à partir de la variation de la surface terrière calculée entre les 2 années (cf. Figure 4).

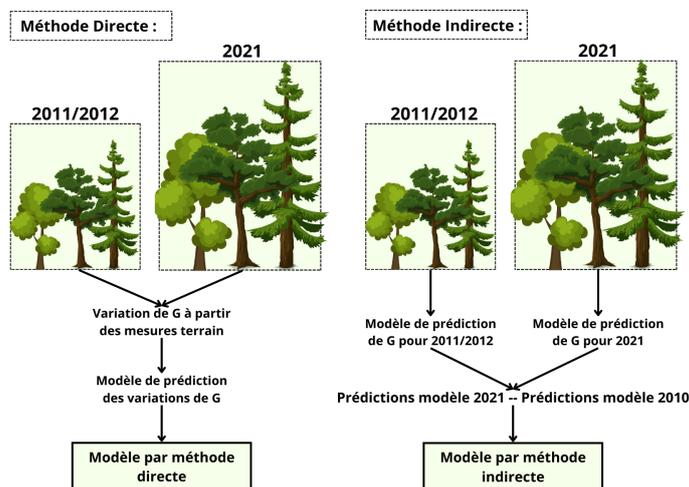


Figure 4: Schéma explicatif des méthodes directes et indirectes

Les métriques choisies par les différents modèles sont illustrées dans la Table 2 ci-dessous. Les métriques prises par le modèle utilisant la méthode directe (utilisant la variation de G) sont : `zpcum9`, `mCH`, `TreeCanopy_cover_in_plot`. Celles pour le modèle indirect sont pour 2010 : `zpcum8`, `ipcumzq90`, `p_hmin` ; et pour 2020 : `zq80`, `zpcum8`, `imean`, `p_hmin` (cf. Figure A.13)

Placette	Modèle direct			2010			2021		
	<code>zpcum9</code>	<code>mCH</code>	<code>TreeCanopy_cover_in_plot</code>	<code>zpcum8</code>	<code>ipcumzq90</code>	<code>p_hmin</code>	<code>imean</code>	<code>zpcum8</code>	<code>p_hmin</code>
Verc-01-1	-0,96	-0,72	0,0004	90,94	90,11	0,84	37313,96	89,20	0,84
Verc-02-1	-0,23	2,69	0,02	95,29	90,71	0,91	38860,26	93,97	0,94
Verc-03-1	0,06	0,75	0,007	98,82	89,79	0,78	37815,53	99,22	0,84
Verc-04-1	-0,27	0,89	-0,17	94,59	89,98	0,80	36778,05	93,62	0,69
Verc-05-1	0,19	1,89	0,05	92,91	89,76	0,83	38264,79	93,90	0,90
Verc-06-1	0,17	1,09	0,05	96,99	90,76	0,79	36821,17	97,39	0,89
Verc-07-1	-1,24	1,29	-0,02	99,66	89,56	0,69	36497,08	94,09	0,70
Verc-08-1	0,11	0,59	0,05	97,07	88,72	0,73	35621,64	97,57	0,78

Table 2: Table des métriques choisies par les différents modèles de prédiction de variation de surface terrière

Avant d'appliquer ces modèles sur une zone plus étendue, il est nécessaire de vérifier l'erreur de prédiction des deux modèles par rapport aux mesures de terrain.

Pour cela, on calcule l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) en m^2/ha , correspondant

à la différence moyenne entre la prédiction et les données de terrain. Cette dernière est calculée pour les prédictions des deux années avec la formule suivante :

$$\text{EQM} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\text{valeur prédite LIDAR}_i - \text{valeur mesurée terrain}_i)^2} \quad (1)$$

L'Erreur Quadratique Moyenne permet donc de connaître la variabilité des valeurs prédites par rapport aux valeurs terrain. Plus cette dernière est faible, meilleure est la correspondance des valeurs prédites aux valeurs terrain.

Par ailleurs, nous pouvons aussi calculer le coefficient de détermination R^2 permettant d'évaluer l'efficacité et la précision des modèles. Il représente la capacité du modèle à expliquer la variance de la variable dépendante. Ainsi, plus le R^2 est élevé, plus les prédictions correspondent aux valeurs de terrain. Le coefficient de détermination R^2 est calculé avec la formule suivante :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\text{valeur mesurée terrain}_i - \text{valeur prédite LIDAR}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\text{valeur mesurée terrain}_i - \overline{\text{valeur mesurée terrain}})^2} \quad (2)$$

où :

n : le nombre total de mesures ; $\text{valeur mesurée terrain}_i$: la valeur mesurée sur le terrain pour la i -ème mesure ; $\text{valeur prédite LIDAR}_i$: la valeur prédite par le LIDAR pour la i -ème mesure ; $\overline{\text{valeur mesurée terrain}}$: la moyenne des valeurs mesurées sur le terrain.

Ainsi, plus le pourcentage est élevé, meilleur est le modèle s'ajustant aux données terrain. Un R^2 proche de 0 signifiant que le modèle ne parvient pas à expliquer la variabilité des données terrain et au contraire un R^2 proche de 1 suggérant que le modèle est en capacité d'expliquer en totalité la variance des données.

2.3.5 Application des modèles de prédiction sur les zones d'étude

Afin de pouvoir appliquer les modèles précédemment élaborés, il est nécessaire de calculer les statistiques des arbres sur l'ensemble du territoire des Quatre-Montagnes. Pour cela, la zone des Quatres-Montagne est sélectionnée à partir d'un fichier shapefile recensant toutes les zones forestières de l'Isère, permettant d'obtenir un masque de la zone d'application. Ce masque est alors appliqué sur les nuages de points des catalogues normalisés `cata.height` et non normalisés `cata.altitude`.

La méthode précédemment utilisée pour calculer les métriques des nuages de points au sein des placettes, est répliquée pour le calcul des métriques (terrain, points et arbres) sur

l'ensemble de notre zone d'étude, en utilisant les mêmes paramètres de filtre d'occupation du sol. A la seule différence que l'opération s'effectue cette fois sur un nuage de points découpés par mailles. Ainsi, les métriques finales sont calculées sur la zone d'étude entière avec la fonction `catalog_apply`.

Enfin, la cartographie de prédiction de variation de surface terrière s'effectue à l'aide de la fonction `aba_predict`, en utilisant le modèle de prédiction de chaque année associé aux métriques calculées des années correspondantes. La carte de prédiction effectuée avec la méthode indirecte est obtenue en effectuant la différence de valeurs de chaque pixel entre la cartographie de 2010 (obtenue avec le modèle de 2010 et métriques 2010) et celle de 2021 (obtenue avec le modèle de 2021 et métriques 2021). La carte de prédiction effectuée avec le modèle directe n'a quant à elle pas besoin de traitement supplémentaire, car obtenue directement avec le modèle de variation de surface terrière, ainsi que la différence de métriques (métriques 2021 – métriques 2010). Ces cartes de prédiction de variation de surface terrière sur la région des Quatre-Montagne, peuvent être mises en lien avec diverses données géologiques, pédologiques, topographiques et forestières.

Afin de pouvoir comparer les différences de résultats selon le territoire d'étude, nous avons appliqué la méthode de prédiction de croissance sur un autre territoire disposant de données de terrain et LIDAR. Une élaboration de modèles de croissance, ainsi qu'une cartographie de variation de surface terrière a alors été effectuée sur la totalité du territoire forestier du Massif de la Chartreuse (cf. Figure A.17).

2.3.6 Exploration de lien entre croissance et variables environnementales

Pour commencer, le but est d'explorer le lien entre croissance et variables environnementales. Cette exploration a été conduite uniquement sur le territoire d'étude principal des Quatre-Montagne dans le Vercors. La première étape consiste à sélectionner les zones n'ayant pas subi de coupe ou perturbation dans l'intervalle de temps entre les deux vols LIDAR. Cette caractéristique se traduit alors par une variation de variables forestières positive. Pour cela, on utilise un raster de variation de Hauteur de Canopée calculé par la différence de pixels entre le CHM de 2021 et le CHM de 2010. Puis, on applique un filtre afin de supprimer les pixels non désirés, c'est à dire les pixels possédant une valeur inférieure à 0,2m, afin de supprimer les variations négatives correspondant aux coupes et aussi les pixels correspondant à de la végétation rase (herbe), ne possédant pas une grande variation de hauteur. On effectue une polyгонisation sur le raster filtré, appelé masque de croissance, sur la carte de prédiction de variation de surface terrière. Cette technique nous permet de garder seulement les zones n'ayant pas subi de coupe sur nos cartes de prédiction de surface terrière. Afin de pouvoir étudier les relations entre la surface terrière et les autres variables (topographiques, pédologiques et forestières) il faut effectuer un échantillonnage. Pour cela une sélection de points aléatoires (au nombre

de 1000) est effectuée sur le masque de croissance à partir du masque précédent, autour desquels on applique une zone tampon de 15m. Cette étape permettra l'extraction de statistiques situées dans des zones ne présentant pas de coupe récente. Les variables topographiques de pente et exposition sont quant à elles calculées à partir du Modèle Numérique de Terrain de l'IGN.

Une fois les données en place, une extraction des statistiques de chaque variable environnementale est effectuée sur l'emprise des 1000 polygones créés précédemment. Ainsi, on obtient des statistiques de zones, plus précisément la moyenne des pixels sur ces points des rasters de pente, exposition, altitude, prédictions de G (les 2 méthodes), variation de hauteur (CHM.change). D'autres variables comme la pédologie, géologie et essences forestières, sont représentées par des polygones et non des rasters. Pour pouvoir associer les attributs de ces variables aux points aléatoires, on effectue une jointure par localisation. Nous obtenons ainsi 9 statistiques, que l'on joint par l'attribut commun "id". Nous avons ainsi dans un seul tableau, les données quantitatives : exposition, pente, altitude, taux d'argile, limons, sable, CEC, MO, variation de G directe, variation de G indirecte, variation de hauteur : pour chaque point aléatoire. Nous avons aussi les variables qualitatives concernant le type de sol, le type de roches, les essences forestières par points aléatoires.

Pour pouvoir produire une analyse statistique solide, plusieurs tests sont réalisés suivant un protocole précis. Tout d'abord, le tableau général contenant toutes les statistiques est divisé en 2, pour obtenir un tableau contenant seulement les variables quantitatives et un autre contenant les variables qualitatives et les variables quantitatives de prédictions de variation de surface terrière. Le test de Shapiro-Wilk nous permet de tester la normalité des distributions. Nous nous orientons alors vers des tests non-paramétriques pour évaluer le lien entre les variables. On réalise alors des tests non paramétriques de Spearman entre les données quantitatives et des tests de Kruskal-Wallis pour le croisement entre les variables quantitatives et qualitatives. Pour compléter le dernier test, on effectue un test de Dunn permettant d'obtenir davantage d'informations sur la signification des corrélations.

3 Résultats

3.1 Modèles d'estimation de la surface terrière

La 1ère étape consiste à tester la robustesse des modèles de croissance générés. Chaque modèle de croissance est calibré par rapport aux mesures effectuées sur les placettes, on retrouve ainsi le même nombre de prédictions que de placettes mesurées, soit 72.

Afin de déterminer de manière précise la croissance des arbres, plusieurs paramètres doivent être pris en compte. Tout d'abord, une vigilance particulière doit être appliquée concernant les valeurs aberrantes sortant des modèles, provenant la plupart du temps d'une placette avec un peuplement particulier (placettes en lisière ou avec très peu d'arbres et de très gros diamètres), ne reflétant pas les peuplements plus communs. Enfin, il est important de noter que les mesures de surfaces terrières ne prennent pas en compte l'hétérogénéité locale des placettes. Une même surface terrière peut aussi bien être obtenue par un faible nombre d'arbre de gros diamètres, comme un grand nombre d'arbres de petits diamètres.

Les modèles de prédictions obtenus pour les deux années respectives présentent quelques variations. Les prédictions de surface terrière effectuées pour l'année 2021 semblent correspondre davantage aux données terrain que celles produites sur les données de 2010. Ainsi, le modèle 2021 présente un R^2 ajusté de 0,75 puis un R^2 de 0,68 en utilisant la validation croisée, signifiant que le modèle s'ajuste à 68% aux données terrain. Puis une Erreur Quadratique Moyenne (EQM) de 9,01 ; indiquant que la valeur prédite s'écarte de la valeur mesurée de 9,01 m²/ha en moyenne quadratique (cf. Figure A.8). Quant aux résultats de 2010, nous retrouvons un R^2 ajusté = 0,68 puis après validation croisée un R^2 de 0,63 ; ainsi qu'une EQM de 9,55 m²/ha (cf. Figure A.7). On peut alors affirmer que les valeurs prédites du modèle de 2010 varient en moyenne davantage par rapport à celui de 2021. Par ailleurs les validation croisées viennent confirmer que le modèle de 2010 s'adapte moins aux données de terrain.

3.1.1 Méthode directe

Tout d'abord, la méthode directe utilisée pour prédire la variation de surface terrière sur les placettes présente une Erreur Quadratique Moyenne (EQM) de 4,58 m²/ha, signifiant que les prédictions varient en moyenne de 4,58 m²/ha par rapport aux valeurs de terrain. Nous obtenons aussi une moyenne de résidus de -0,05 et un R^2 de 0,7 nous indiquant que 72% de la variation de la variable est expliquée par le modèle. Nous possédons aussi un coefficient de variation de l'EQM très faible de 0,10, indiquant une régularité dans les prédictions du modèle par rapport aux valeurs de terrain. Ainsi, nous pouvons voir sur la Figure 5) ci-dessous que les points se concentrent autour de la droite de régression,

indiquant une bonne correspondance des valeurs de terrain (ordonnée) et des valeurs prédites (abscisse).

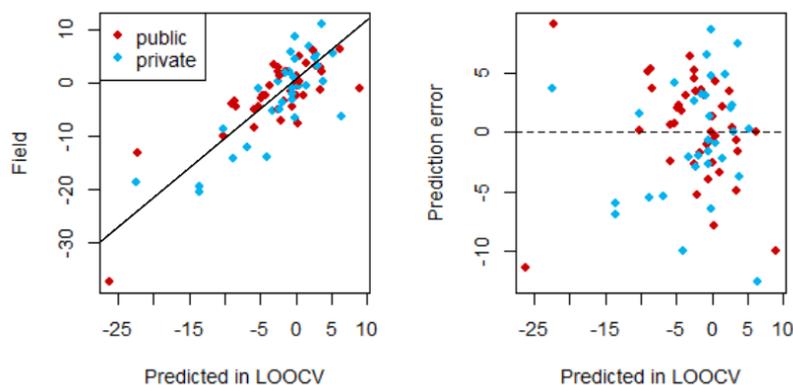


Figure 5: Modèle de prédiction de variation de surface terrière, par la méthode directe

Nous sommes alors en capacité de valider la cohérence du modèle et de pouvoir l'appliquer sur une zone pour large.

3.1.2 Méthode indirecte

La prédiction de variation de surface terrière effectuée avec la méthode indirecte présente des résultats différents. Cette dernière résultant de la soustraction des modèles de 2021 et 2010, les différences par rapport aux données terrain devraient donc être sensiblement les mêmes. La Figure 6 ci-dessous illustre ces propos, car nous remarquons la présence de quelques points éloignés de la droite identité où $x = y$, contribuant à réduire l'efficacité du modèle. Les erreurs prédites (Figure 7, graphique de droite) sont en moyennes plus grandes et présentent certaines valeurs extrêmes. On remarque aussi que les placettes présentes en forêts publiques ont tendance à être sur-estimées par rapport à celles situées en forêts soumises au régime forestier (forêts privées).

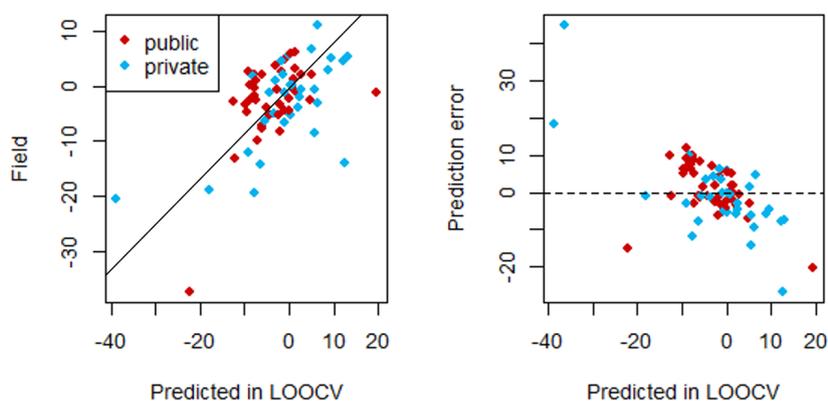


Figure 6: Modèle de prédiction de variation de surface terrière, par la méthode indirecte

Ainsi, nous obtenons une Erreur Quadratique Moyenne de $9,08 \text{ m}^2/\text{ha}$, soit $4,5 \text{ m}^2/\text{ha}$ en plus par rapport à la méthode directe. Le modèle présente aussi un R^2 de $0,66$, soit un ajustement moins performant de 6 points de pourcentages par rapport à la méthode directe. Enfin, on obtient une moyenne de résidu de $0,24$, plus élevée que pour la méthode directe. Ce résultat n'est cependant pas étonnant car le modèle direct minimise directement l'écart quadratique entre une combinaison linéaire des métriques et la variable cible. Au contraire, le modèle indirect est une combinaison de deux modèles qui sont optimisés séparément sur des variables dites "intermédiaires". La méthode directe devrait donc s'avérer être la plus pertinente.

Ainsi, les résultats montrent que la méthode directe semble être la plus précise en étant appliquée par méthode surfacique, pour modéliser la variation de surface terrière à partir des mesures terrains effectuées sur les placettes des Quatre-Montagne. Bien que présentant une précision moins grande pour le modèle créé par méthode indirecte, il est intéressant d'appliquer ces deux modèles à une échelle plus large.

3.2 Cartographie de la variation de surface terrière sur la zone d'étude

Nous cherchons à présent à appliquer les 2 modèles créés précédemment sur la zone forestière du territoire des Quatre-Montagnes. La Figure 7 ci-dessous représente les variations de surface terrière cartographiées en utilisant les modèles élaborés précédemment ; ainsi qu'une carte de différence des deux méthodes.

Cartes de prédictions de variations de surface terrière (G) entre 2010 et 2021
Territoire des Quatre-Montagnes, Massif du Vercors

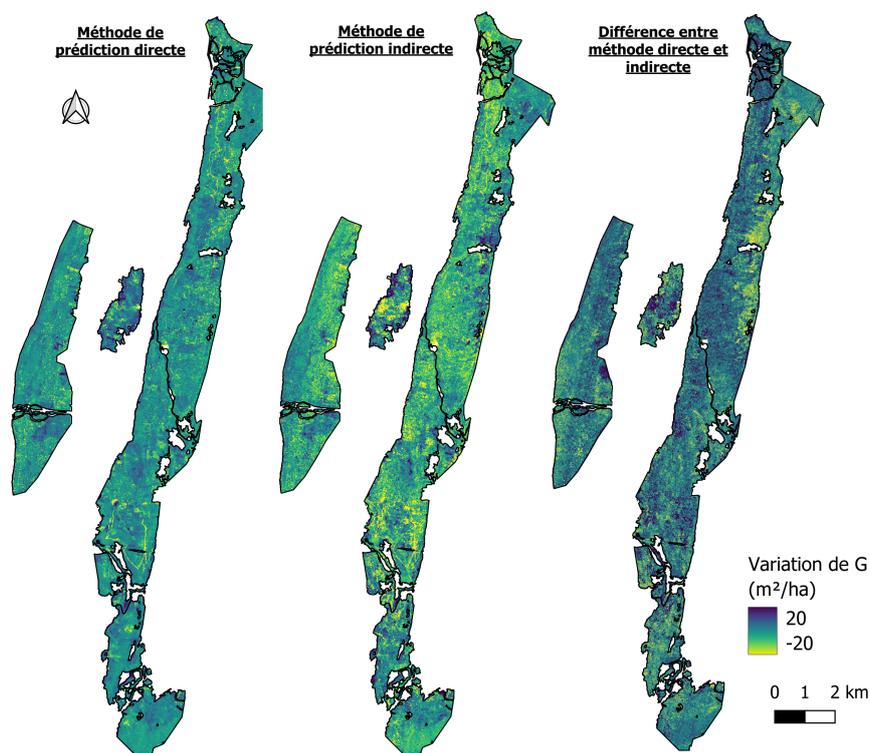


Figure 7: Cartographie de prédiction de surfaces terrière, par méthode directe et indirecte sur le territoire des Quatre-Montagnes

De manière générale, nous pouvons remarquer la présence de valeurs davantage extrêmes pour la cartographie effectuée avec la méthode indirecte. Ce résultat reflète les incertitudes du modèle présenté précédemment, montrant un ajustement aux données moins précis. Au contraire, la cartographie effectuée avec le modèle direct semble présenter des valeurs plus homogènes, proches de la moyenne de valeurs. Enfin, la dernière carte représente les différences entre les deux méthodes. Elle montre des variations majoritairement positives, synonyme que la méthode directe a tendance prédire des valeurs supérieures à la méthode indirecte pour un même pixel. Néanmoins, les placettes sur lesquelles se fondent les modèles, ne sont pas représentatives de la totalité de la zone des Quatre-Montagnes, il est donc difficile de tirer des conclusions sur le fait qu'une carte soit meilleure que l'autre. Il est néanmoins intéressant de comparer les distributions des valeurs obtenues.

Ainsi, la Figure 8 ci-contre nous indique que les valeurs de variation de surface terrière provenant de la méthode indirecte se dispersent plus autour de la moyenne, donnant un écart-type de $9,37 \text{ m}^2/\text{ha}$, contre seulement $6,19 \text{ m}^2/\text{ha}$ pour les valeurs de la méthode directe. Par ailleurs, la méthode indirecte présente une gamme de valeurs extrêmes négatives bien plus importante que la méthode directe (cf. Figure A.10). Par ailleurs, les valeurs des pixels prédits par la méthode directe possèdent une moyenne de $-0,16 \text{ m}^2/\text{ha}$ contre $-3,49 \text{ m}^2/\text{ha}$ pour la méthode indirecte. Ainsi, la cartographie effectuée avec le modèle indirect semble présenter plus de valeurs extrêmes négatives, parfois trop importantes pour être réalistes. Cette tendance confirme alors les résultats des modèles précédents indiquant que le modèle indirect s’ajuste moins bien aux données que le modèle direct.

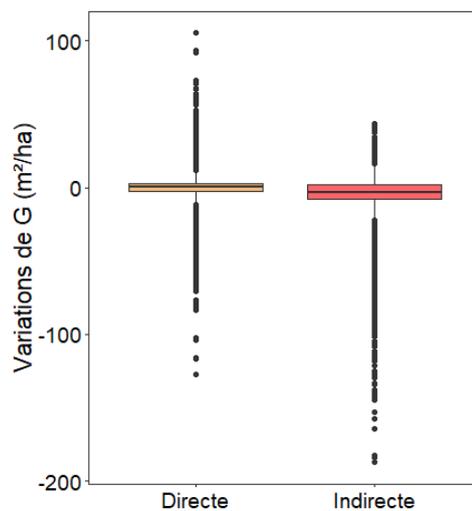


Figure 8: Répartition valeurs de variation de G selon la méthode de prédiction utilisée

Il est intéressant de comparer ces résultats avec la variation de hauteur. En effectuant un test non paramétrique de Spearman entre les deux variables, nous obtenons une p-value de $1,377e-13$ (méthode indirecte) et $< 2,2e-16$ (méthode directe) permettant d’affirmer la présence d’une corrélation positive entre la variation de surface terrière et la variation de hauteur de canopée (cf. Figure A.9). Par ailleurs, les coefficients de corrélation sont tout deux positifs, mais celui de la méthode directe reste le plus haut ($0,415$ contre $0,240$) indiquant une relation positive plus forte avec les variations de surfaces terrières. Nous pouvons alors comparer visuellement les résultats des prédictions de surface terrière. La résolution de la carte de variation de hauteur de canopée est très précise ($1\text{m}/1\text{m}$) et ne peut pas être réduite sans lisser ou effacer les possibles coupes et perturbations. Par souci de lisibilité, la comparaison ne peut donc pas se faire à l’échelle de la zone d’étude entière et il est donc nécessaire d’effectuer un focus sur une zone caractéristique. La zone choisie se trouve dans une portion de forêt possédant une importante proportion de grande variation négative de variation de hauteur, synonyme de coupe (cf. Figure 9). Cependant, une auto-corrélation spatiale étant présente dans les erreurs, la zone n’est certainement pas représentative de la zone d’étude entière.

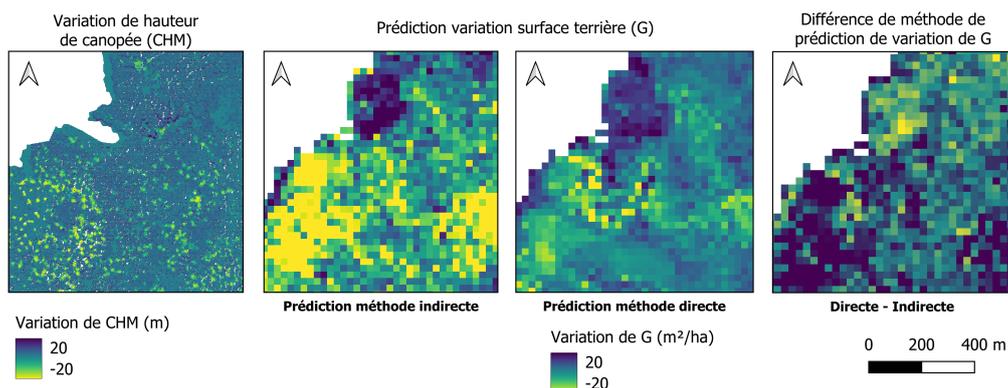


Figure 9: Exemple sur une portion du territoire, en comparant la variation de CHM, la prédiction de variation de G avec la méthode indirecte et directe, puis la différence des deux méthodes de prédiction

Nous pouvons remarquer que les prédictions de croissance (variation de surface terrière), semblent représenter de manière fidèle les variations de CHM, mais la prédiction indirecte exacerbe les valeurs, tandis que la prédiction directe semble présenter une variation plus homogène. La dispersion autour de la moyenne est en effet plus faible pour la méthode directe avec un coefficient de variation égal à 5,41%, contre 15,7% pour la méthode indirecte.

3.3 Recherche exploratoire de modélisation et cartographie sur le territoire de la Chartreuse

Les modèles de prédictions obtenus pour la Chartreuse sont quant à eux d'une précision moindre. Le modèle de prédiction de variation de surface terrière pour l'année 2016 a un R^2 après validation croisée de 0,43 (cf. Figure A.18) et pour 2021 un R^2 de 0,44 (cf. Figure A.19). Le modèle direct possède un R^2 par validation croisée égal à 0,1 (cf. Figure A.20), soit bien plus faible que pour le modèle indirect (cf. Figure A.21). La précision de ces modèles est alors bien différentes de celle obtenue pour le territoire du Vercors.

Ainsi, la cartographie effectuée à partir de ces modèles, sur l'ensemble de la zone de la Chartreuse offre une précision tout aussi nuancée (cf. Figure A.22). On retrouve malgré tout des tendances similaires à celles du Vercors, à savoir une dispersion des données autour de la moyenne plus importante pour la méthode indirecte que directe (cf. Figure A.24), avec des valeurs de pixels possédant une étendue plus grande (cf. Figure A.23).

3.4 Corrélation entre croissance et diverses variables

A présent, nous cherchons à expliquer les variations géographiques de surfaces terrières que nous avons pu remarquer précédemment.

3.4.1 Variables topographiques

Pour commencer, nous testons les possibles relations entre les variations de surface terrières obtenues avec les deux modèles et les variables topographiques de la zone, à savoir l'altitude, l'orientation et la pente. Il est important de préciser que l'on retrouve une majorité d'orientation Est-Ouest, dues à la configuration géographique du Massif du Vercors. Il y a donc statistiquement davantage de points aléatoires sur des orientations Est et Ouest, que Nord et Sud. Après avoir effectué un test de Shapiro-Wilk, nous en retirons qu'aucune de nos données ne présentent une distribution normale. Le test non paramétrique de Spearman est alors le plus adéquat pour comparer les variables quantitatives. Les résultats de ces tests montrent alors une p-value de $9,686e-04$ pour l'altitude et les variations de surface terrières obtenues par méthode directe. Il existe alors un lien statistique entre ces deux variables, avec un sens de relation négatif confirmé par un rho de $-0,1084$. Ainsi, plus l'altitude est importante, moins la variation de surface terrière est positive, synonyme de croissance plus lente. Par ailleurs, un autre lien statistique existe entre la pente et les variations de surface terrières par méthode indirecte, avec une p-value = $1,457e-09$ ainsi qu'un rho = $-0,1976$. Les autres variables topographiques ne présentent pas de lien statistique significatifs du fait d'une p-value supérieure à 0,05 (cf. Figure A.12).

3.4.2 Variables forestières

Pour continuer, il est nécessaire de comparer les résultats de prédictions avec des variables forestières qualitatives comme le type d'essence peuplant la zone des Quatres-Montagnes. En effet, la croissance des arbres, soit la variation de surface terrière, pourrait être liée à cette variable qualitative.

Le test de Kruskal-Wallis indique une p-value < 0.05 et donne une différence statistiquement significative entre les essences d'arbres et la distribution des variations de surface terrière. Pour approfondir cette relation, on peut effectuer un test de Dunn permettant de comparer les différents groupes entre eux et de constater ceux présentant des différences significatives. Ainsi, pour les variations de surfaces terrières obtenues avec la méthode directe, aucune des paires associées ne présentent une p-value ajustée inférieure à 0.05, synonyme d'absence de différences significatives entre les groupes. Par ailleurs, le même test ayant été conduit avec les valeurs de G obtenues avec la méthode indirecte, on constate une p-value ajustée inférieure à 0,05 pour les paires : Feuillus – Mixte ; et

Feuillus – Sapins/Epicea.

Ce résultat est à nuancer, puisque ces résultats significatifs ont été mesurés seulement avec le modèle de prédiction indirect, étant le moins performant, tandis que le direct n'a pas montré de paires significativement différentes.

3.4.3 Variables pédologiques

Enfin, il semble aussi important de tester des variables pédologiques pouvant jouer un rôle non négligeable concernant la croissance des arbres. Les distributions des variables quantitatives : Capacité d'Echanges Cationiques (capacité du sol à échanger des cations, synonyme de bonne fertilité), taux de Matière Organique, Taux de limons, Taux de sable, Taux d'argiles ; ne suivent pas une distribution normale.

Le test non paramétrique de Spearman montre alors des résultats nuancés. On compare d'abord les variables quantitatives avec la variation de G par méthode directe. Le test nous indique une p-value inférieure à 0.05 pour les variables suivantes : CEC et Taux de limons ; signifiant la présence d'un lien statistique entre ces variables et la variation de surface terrière prédite par méthode directe. De plus ces variables sont liées négativement à la variable de variation de G (CEC : $\rho = -0,1055$; Taux limons : $\rho = -0,0759$). Par ailleurs, les autres variables pédologiques ne semblent pas posséder de lien statistique avec la variation de G directe (cf. Figure A.11). Des résultats différents sont observés avec la variable quantitative de la variation de G indirecte et les variables quantitatives pédologiques. Seule la variable "Taux argile" indique une p-value inférieure à 0.05 ($6e-04$) et est alors la seule à être liée statistiquement avec la variation de surface terrière par méthode indirecte. Il est à noter, que l'on retrouve des résultats de significativité très différents selon la méthode de prédiction de G (cf. Figure A.8). Il est donc difficile de déceler une interprétation fiable ou de privilégier un résultat par rapport à un autre. Néanmoins, il serait judicieux de considérer davantage les résultats des liens statistiques obtenus en comparant la prédiction directe, cette dernière provenant d'un modèle plus précis.

Les variables pédologiques qualitatives offrent quant à elles des résultats différents. En effet, de nombreux paramètres distinguent les différents type de sols (cf. Figure A.15). Le test de comparaison des distributions de Kruskal-Wallis offre une tendance centrale forte entre le type de sol et la variation de surface terrière, toute méthode confondue (directe : p-value de $7,97e-03$; indirecte : p-value de $4,817e-07$). Ainsi, la figure ci-dessous rend compte de ce lien statistique entre la variable qualitative (le type de sol) et la répartition des individus (variation de surface terrière par méthode directe). Les points aléatoires et les sols qui les composent se détachent distinctement les uns des autres. Cette tendance semble accrue pour les points aléatoires composés d'organosols,

qui se détachent davantage des autres groupes.

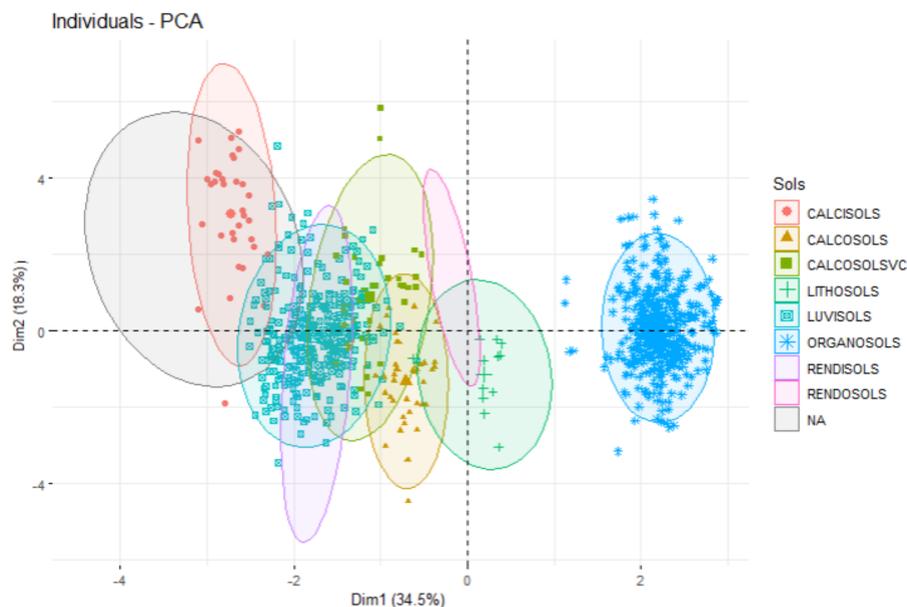


Figure 10: Représentation des individus de l'ACP avec leur type de sols

Pour compléter ces analyses, on effectue un test de Dunn permettant de comparer les différents groupes entre eux et d'identifier ceux présentant des différences significatives. Ainsi, pour les variations de surface terrières obtenues avec la méthode directe, on observe une p-value ajustée significative entre les calcisols et luvisols ($P_{adj} = 0,0049$) ; calcisols et organosols (0,0015) ; calcisols et rendisols (0,0049). Le reste des paires ne présente pas de différences significatives. Par ailleurs, le même test ayant été conduit avec les valeurs de G obtenues avec la méthode indirecte, on constate une p-value ajustée inférieure à 0,05 pour les paires : Calcisols – Luvisols ; Calcisols – Rendisols ; Calcosols – Rendisols ; Calcosols – Luvisols ; Organosols – Rendisols.

Ce résultat signifie qu'il existe des variations significatives entre ces différents groupes de sols associant des valeurs de surface terrières différentes. Ainsi, les calcisols et luvisols sont des types de sols bien différents, l'un issus de matériaux calcaires pauvres en carbonates de calcium et l'autre provenant de sols évolués, épais et résultant d'un processus de lessivage, offrant une fertilité intéressante. Les calcisols et rendisols se différencient par la profondeur de leur sol, très profond pour l'un et peu épais pour l'autre. Cette caractéristique est essentielle car la profondeur du sol influe sur l'espace que possède l'arbre pour puiser l'eau et développer ses racines. La figure ci-dessous permet de rendre compte des variabilité entre les différentes paires de sols.

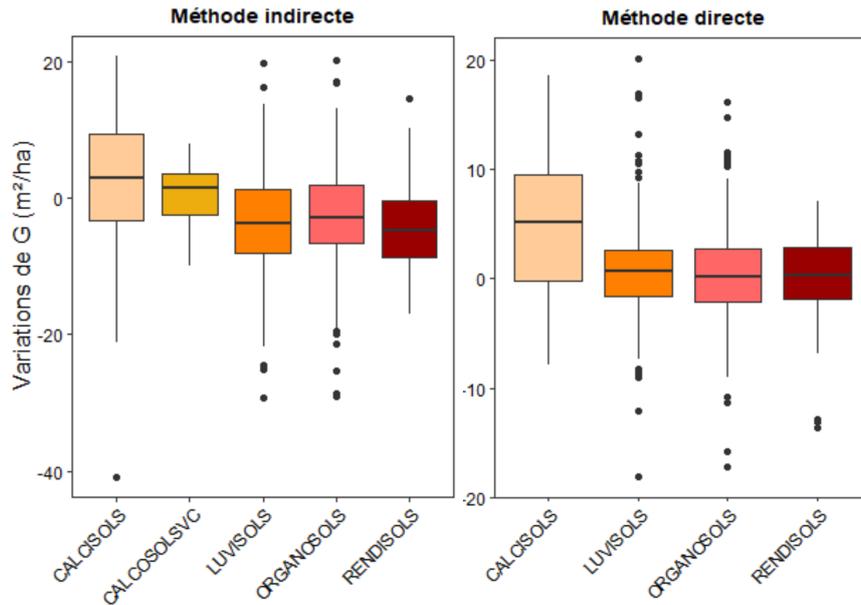


Figure 11: Boîtes à moustache des sols et leur paires

Les calcisols semblent présenter une plus grande variabilité des variations de surface terrière, en comparaison aux autres groupes de sols. On a ainsi un coefficient de variation de 27% de variation de G pour la méthode directe et 28,1% de variation de G pour la méthode indirecte. Les autres groupes de sols possèdent des coefficients de variations plus faibles, toute méthode confondue, se situant entre 17% et 20,5%. Les calcisols sont aussi associés à une médiane plus grande que les autres groupes, méthode directe et indirecte (5,09 m²/ha et 3,05 m²/ha). Pour la méthode directe, les autres classes de sols observent une médiane et variabilité des valeurs similaires, avec 50% des valeurs se trouvant au dessus et en dessous de 0,18 m²/ha à 1,23 m²/ha. Les groupes de sols de la méthode indirecte se différencient davantage, résultat très certain de l'efficacité moins bonne du modèle. Par ailleurs, la paire Calcisols et Rendisols se différencie aussi par l'épaisseur de leur sol, mais aussi par leur richesse en carbonates. Enfin, les deux dernières paires se différencient aussi par la richesse caractéristique de leur sol et leur différentes épaisseurs.

Nous pouvons alors conclure que ces deux caractéristiques, épaisseur et richesse du sol, présentent un lien statistique avec les variations géographiques de surface terrière.

Par ailleurs, les variations de surface terrière peuvent être liées en partie à la dynamique intrinsèque des placettes, notamment à la mortalité ou à l'accroissement des arbres déjà existants.

3.5 Analyse des relations inter-variables

Les deux premières dimensions de l'Analyse à Composante Principale (ACP) permettent d'expliquer 52,8% de la variance totale des individus (cf. Figure A.16). Par ailleurs, plusieurs tendances de relations inter-variables se dessinent sur le cercle des corrélations représenté sur la Figure 12 ci-dessous. Cette dernière résume les relations précédemment déduites (cf. Figure A.14).

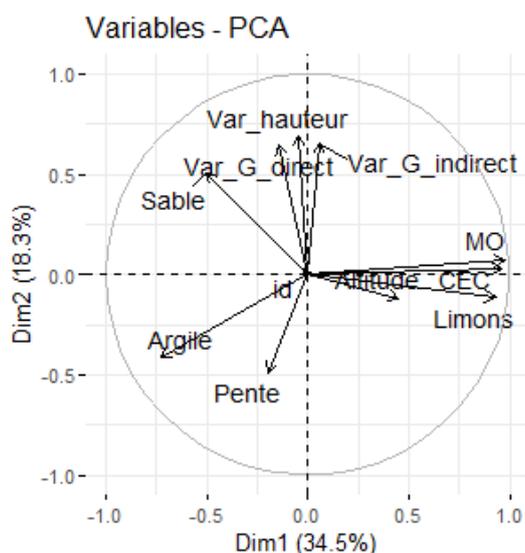


Figure 12: Cercle des corrélations

La variation de hauteur est ici corrélée positivement avec les variations de surface terrière, toute méthode confondue. Par ailleurs, la pente est corrélée négativement à ces dernières variables. Enfin, les variations de surface terrière ne sont à priori absolument pas corrélées avec les variables quantitatives pédologiques (MO, CEC, Limons).

4 Conclusion et perspectives

Pour conclure, nous pouvons affirmer que les modèles de prédiction de variations de surface terrière, obtenus à partir de la méthode directe et indirecte, sont satisfaisants et permettent une modélisation robuste en comparaison à la réalité terrain. La méthode surfacique (Area Based Analys) induisant une approche par placette semble alors être efficace. Néanmoins, la méthode directe semble être la plus appropriée concernant notre zone d'étude, présentant un R^2 plus important ainsi qu'une EQM plus faible.

Cependant, les modélisations de variation de surface terrière obtenues pour le territoire de la Chartreuse offrent des résultats moins encourageants, les valeurs prédites par les modèles étant plutôt très éloignées des valeurs mesurées sur le terrain. Ce résultat peut trouver plusieurs explications. Tout d'abord l'intervalle de temps disponible entre les deux mesures de terrain pour la Chartreuse est faible (6 ans), ne permettant pas d'observer des variations de G suffisamment conséquentes pour les modèles, contribuant ainsi à une dégradation certaine des modèles de prédiction. Il est donc difficile de préférer une des deux méthodes.

Pour revenir aux prédictions des Quatre-Montagne dans le Vercors, il semblerait que la croissance des arbres prédite sur le terrain puisse être mise en lien avec plusieurs paramètres environnementaux. Tout d'abord, l'altitude est très légèrement corrélée négativement avec la variation de G, signifiant une baisse de cette dernière lorsque l'altitude augmente. Contre toute attente, les autres variables topographiques que sont la pente et l'exposition n'ont donné aucun résultat significatif. Cette tendance peut s'expliquer par une variabilité trop faible des valeurs de pente et une exposition majoritairement mi-ubac mi-adret ne créant pas de conditions spécifiques.

Concernant les variables pédologiques, celles touchant aux taux de limons, sable, argile, Matière Organique, CEC n'ont donné aucun résultat significatif. Ce résultat pourrait s'expliquer par un manque de précision de ces données, représentées par des polygones de taille conséquentes ne rendant pas compte de l'hétérogénéité locale. Paradoxalement, la variable qualitative du type de sol offre des résultats très concluants et permet d'en déduire une relation forte avec la variation de G. Ce résultat peut être mis en relation avec la sensibilité des arbres à l'épaisseur du sol, sa richesse en carbonates de calcium et sa capacité à retenir l'eau.

Enfin, le type d'essences forestières offre un lien significatif avec la variation de surface terrière. Ce résultat est cependant à interpréter avec précaution, puisque les essences forestières sont elles aussi fonction des variables topographiques et pédologiques évoquées précédemment. Ainsi, la corrélation obtenue peut être liée à ces dernières et non pas aux caractéristiques spécifiques aux différentes essences forestières. De plus ce résultat est

fonction de la modélisation indirecte, offrant une précision de prédiction moins robuste.

D'autres analyses pourraient être réalisées, notamment une étude des relations entre variation de surface terrière et le nombre de tiges par hectares ou suivant la présence d'eau ou de système karstique proche. Par ailleurs, une comparaison de la surface terrière avec la variation de surface terrière, aurait pu être menée. Enfin, générer davantage de points aléatoires sur la zone d'étude (plus de 1000), aurait pu contribuer à renforcer les corrélations existantes ou à en détecter de nouvelles.

Plusieurs autres limites sont à mettre en perspectives. Tout d'abord les données LIDAR ne possèdent pas la même précision entre les deux années d'acquisition, celle de 2021 étant en HD contrairement à 2010 et 2016.

Cependant, plusieurs limites mentionnées dans la littérature scientifique doivent être prises en compte lors de cette étude. Tout d'abord, la méthode directe se devrait d'être appliquée sur un jeu de données possédant un pas de temps assez grand afin d'avoir une variation significative des variables (Tompalski et al., 2021). Par ailleurs, le risque d'erreur s'avère certainement plus élevé pour la méthode indirecte puisque cette dernière s'appuie sur la multiplicité des modèles pour chaque pas de temps. De plus, le type de méthode semble sensible au type de peuplement modélisé (Noordermeer and de Vries, 2020). Enfin, les résultats obtenus sur une zone ne peuvent pas être généralisés à d'autres forêts.

Pour continuer, plusieurs limites concernent les données LIDAR utilisées pour notre étude. Celles-ci peuvent voir leur précision légèrement altérée et ainsi sous-estimer des hauteurs d'arbres à cause de l'altitude de vol (Duncanson and Dubayah, 2018). Par ailleurs, l'angle d'incidence des rayons touchant les arbres peut jouer un rôle dans la détection de ces derniers et ainsi occulter certains arbres (Monnet, 2015). Enfin, le type d'essence est un paramètre pouvant lui aussi faire varier la précision de mesures de hauteur, puisque les feuillus possèdent parfois une hauteur maximale décalée du tronc, biaisant alors la localisation de ce dernier (Tompalski and O'Connor, 2021). Bien que présentes, ces limites n'ont pas nécessairement les mêmes impacts sur les résultats, certains facteurs étant corrigés par les méthodes de modélisation.

Bibliographie

- Allen, C. D., Macalady, A. K., Chenchouni, H., Bachelet, D., McDowell, N., Vennetier, M., Kitzberger, T., Rigling, A., Breshears, D. D., Hogg, E. T., et al. (2010). A global overview of drought and heat-induced tree mortality reveals emerging climate change risks for forests. *Forest ecology and management*, 259(4):660–684.
- Barthod, C. (2015). La multifonctionnalité des forêts entre discours et pratiques: illusion ou réalité à assumer? *Revue forestière française*, 67(4):293–319.
- Bottalico, G. and Thomas, A. (2017). Advancements in lidar technology for forest analysis. *Remote Sensing Reviews*, 37(3):242–257.
- Coomes, D. A. and Allen, R. B. (2007). Effects of size, competition and altitude on tree growth. *Journal of Ecology*, 95(5):1084–1097.
- Duncanson, L. and Dubayah, R. (2018). Impact of lidar flying altitude on tree height measurements. *Remote Sensing*, 10:1234–1245.
- Ford, K. R., Breckheimer, I. K., Franklin, J. F., Freund, J. A., Kroiss, S. J., Larson, A. J., Theobald, E. J., and HilleRisLambers, J. (2017). Competition alters tree growth responses to climate at individual and stand scales. *Canadian Journal of Forest Research*, 47(1):53–62.
- Goodbody, C. and Houghton, P. (2019). Airborne laser scanning for forest management: A review. *Journal of Forest Research*, 24(4):347–360.
- Gustafson, E. J. and Sturtevant, B. R. (2013). Modeling forest mortality caused by drought stress: implications for climate change. *Ecosystems*, 16:60–74.
- Holmgren, J. and Persson, H. (2004). Estimating tree heights and biomass from lidar data. *Remote Sensing of Environment*, 91(2):269–280.
- Hyypä, J. and Rönnholm, M. (2003). Estimation of forest variables with airborne laser scanning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(4):1101–1110.
- Institut Géographique National (IGN) (2024a). Bd altimétrie. <https://geoservices.ign.fr/bdalti>. Accédé le 28 août 2024.
- Institut Géographique National (IGN) (2024b). Bd forêt. <https://geoservices.ign.fr/bdforet>. Accédé le 28 août 2024.
- Institut national de l'information géographique et forestière (2024). Observatoire des forêts françaises - auvergne-rhône-alpes vs. isère. <https://foret.ign.fr/mon-territoire?categorieTerritoire=RAD13&codeTerritoire=>

Auvergne-Rhône-Alpes&categorieCompare=DEP&codeCompare=Is%C3%A8re.
Consulté le 27 août 2024.

- Järnstedt, J., Pekkarinen, A., Tuominen, S., Ginzler, C., Holopainen, M., and Viitala, R. (2012). Forest variable estimation using a high-resolution digital surface model. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 74:78–84.
- Lévieux, J., Lieutier, F., and Delplanque, A. (1985). Les scolytes ravageurs de l'épicéa. *Revue forestière française*, 37(5):347–358.
- Lindner, M., Fitzgerald, J. B., Zimmermann, N. E., Reyer, C., Delzon, S., van Der Maaten, E., Schelhaas, M.-J., Lasch, P., Eggers, J., van Der Maaten-Theunissen, M., et al. (2014). Climate change and european forests: what do we know, what are the uncertainties, and what are the implications for forest management? *Journal of environmental management*, 146:69–83.
- Martin, P. H. (1996). Climate change, water stress, and fast forest response: a sensitivity study. *Climatic Change*, 34(2):223–230.
- McRoberts, R. E., Bollandsås, O. M., and Næsset, E. (2013). Modeling and estimating change. In *Forestry applications of airborne laser scanning: Concepts and case studies*, pages 293–313. Springer.
- Monnet, J. (2015). Effects of lidar incidence angle on tree detection accuracy. *Forestry Journal*, 9:567–578.
- Monnet, J. (2023). lidartree: Forest analysis with airborne laser scanning (lidar) data. <https://CRAN.R-project.org/package=lidaRtRee>. R package version 4.0.5.
- Næsset, E. and Gobakken, T. (2005). Estimating forest growth using canopy metrics derived from airborne laser scanner data. *Remote sensing of environment*, 96(3-4):453–465.
- National Academies of Sciences and Division on Earth and Life Studies and Board on Atmospheric Sciences and Committee on Extreme Weather Events and Climate Change Attribution (2016). *Attribution of extreme weather events in the context of climate change*. National Academies Press.
- Noordermeer, L., Økseter, R., Ørka, H. O., Gobakken, T., Næsset, E., and Bollandsås, O. M. (2019). Classifications of forest change by using bitemporal airborne laser scanner data. *Remote Sensing*, 11(18):2145.
- Noordermeer, M. and de Vries, P. (2020). Evaluation of forest growth models: direct vs. indirect methods. *Ecological Modeling*, 417:108822.

- Office National des Forêts (ONF) (2024). Forêt du vercors : Le massif immuable. Consulté le 28 août 2024.
- O’neill, B. C., Oppenheimer, M., Warren, R., Hallegatte, S., Kopp, R. E., Pörtner, H. O., Scholes, R., Birkmann, J., Foden, W., Licker, R., et al. (2017). Ipcc reasons for concern regarding climate change risks. *Nature Climate Change*, 7(1):28–37.
- Parc naturel régional du Vercors (2024). Site officiel du parc naturel régional du vercors. <https://www.parc-du-vercors.fr/>. Consulté le 27 août 2024.
- Picard, J. (1995). Évolution de la croissance radiale du hêtre (*fagus silvatica* l) dans les vosges. premiers résultats sur le versant lorrain. In *Annales des Sciences forestières*, volume 52, pages 11–21. EDP Sciences.
- Poudel, K. P., Flewelling, J. W., and Temesgen, H. (2018). Predicting volume and biomass change from multi-temporal lidar sampling and remeasured field inventory data in panther creek watershed, oregon, usa. *Forests*, 9(1):28.
- Pretzsch, H. (2020). The course of tree growth. theory and reality. *Forest Ecology and Management*, 478:118508.
- Roussel, J.-R. and Auty, D. (2024). Airborne lidar data manipulation and visualization for forestry applications. <https://cran.r-project.org/package=lidR>. R package version 4.1.0.
- Roussel, J. R., Auty, D., Coops, N. C., Tompalski, P., Goodbody, T. R. H., Sánchez Meador, A., Bourdon, J. F., De Boissieu, F., and Achim, A. (2020). lidar: An r package for analysis of airborne laser scanning (als) data. *Remote Sensing of Environment*, 251:112061.
- Saintonge, F.-X., Gillette, M., Blaser, S., Queloz, V., and Leroy, Q. (2022). Situation et gestion de la crise liée aux scolytes de l’épicéa commun fin 2021 dans l’est de la france, en suisse et en wallonie.
- Santer, B. D., Wehner, M. F., Wigley, T., Sausen, R., Meehl, G., Taylor, K., Ammann, C., Arblaster, J., Washington, W., Boyle, J., et al. (2003). Contributions of anthropogenic and natural forcing to recent tropopause height changes. *science*, 301(5632):479–483.
- Soininen, V., Kukko, A., Yu, X., Kaartinen, H., Luoma, V., Saikkonen, O., Holopainen, M., Matikainen, L., Lehtomäki, M., and Hyyppä, J. (2022). Predicting growth of individual trees directly and indirectly using 20-year bitemporal airborne laser scanning point cloud data. *Forests*, 13(12):2040.
- Sturrock, R., Frankel, S., Brown, A., Hennon, P., Kliejunas, J., Lewis, K., Worrall, J., and Woods, A. (2011). Climate change and forest diseases. *Plant pathology*, 60(1):133–149.

- Temesgen, H., Strunk, J., Andersen, H.-E., and Flewelling, J. (2015). Evaluating different models to predict biomass increment from multi-temporal lidar sampling and re-measured field inventory data in south-central alaska. *Mathematical and Computational Forestry & Natural-Resource Sciences (MCFNS)*, 7(2):66–80.
- Tompalski, P., Coops, N. C., White, J. C., Goodbody, T. R., Hennigar, C. R., Wulder, M. A., Socha, J., and Woods, M. E. (2021). Estimating changes in forest attributes and enhancing growth projections: a review of existing approaches and future directions using airborne 3d point cloud data (feb, 10.1007/s40725-021-00135-w, 2021). *CURRENT FORESTRY REPORTS*, 7(1):25–30.
- Tompalski, P. and O’Connor, J. (2021). Impact of tree species on the accuracy of height measurements using lidar. *Forestry Journal*, 95(3):293–305.
- Treitz, P., Lim, K., Woods, M., Pitt, D., Nesbitt, D., and Etheridge, D. (2012). Lidar sampling density for forest resource inventories in ontario, canada. *Remote Sensing*, 4(4):830–848.
- White, J. C., Wulder, M. A., Varhola, A., Vastaranta, M., Coops, N. C., Cook, B. D., Pitt, D., and Woods, M. (2013). A best practices guide for generating forest inventory attributes from airborne laser scanning data using an area-based approach. *The Forestry Chronicle*, 89(6):722–723.
- Wilcke, W., Oelmann, Y., Schmitt, A., Valarezo, C., Zech, W., and Homeier, J. (2008). Soil properties and tree growth along an altitudinal transect in ecuadorian tropical montane forest. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 171(2):220–230.
- Williams, M. I. and Dumroese, R. K. (2013). Preparing for climate change: forestry and assisted migration. *Journal of Forestry*, 111(4):287–297.

A Annexes

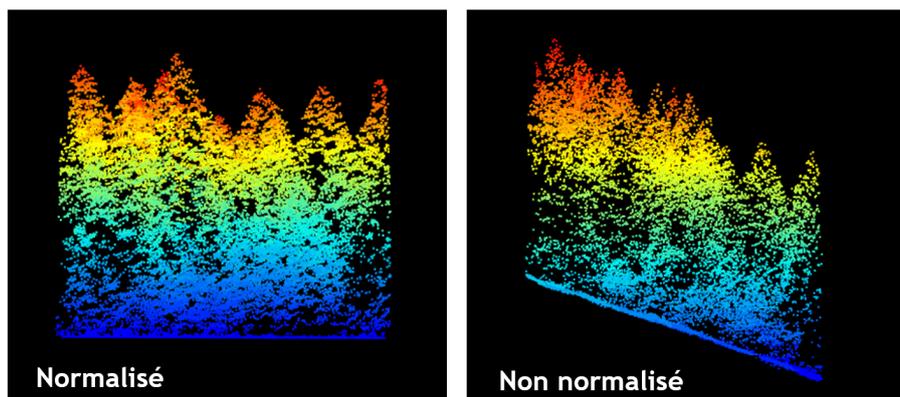


Figure A.1: Comparaison des points normalisés et non normalisés, sur la placette 01-1

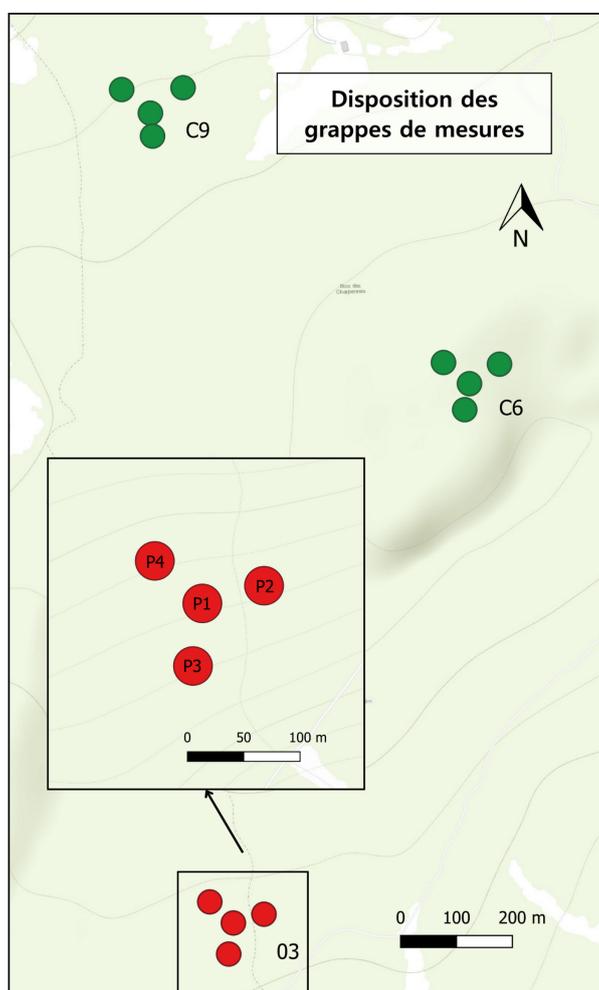


Figure A.2: Exemple de disposition de grappes de mesure

Placettes	Diamètre moyen 2011	Diamètre moyen 2022	Conifères	Feuillus	Total	% conifères	% feuillus	Nombre d'espèces	Composition	Diversité
Verc-01-1	25,12	28,15	38	6	44	86,36	13,64	4	Conifères	Mélangé
Verc-02-1	19,86	27,98	27	39	66	40,91	59,09	5	Mixte	Mélangé
Verc-03-1	15,34	22,65	56	33	89	62,92	37,08	4	Mixte	Mélangé
Verc-04-1	23,61	31,83	29	22	51	56,86	43,14	5	Mixte	Mélangé
Verc-05-1	22,92	33,70	23	13	36	63,89	36,11	5	Mixte	Mélangé
Verc-06-1	17,3	22,57	10	44	54	18,52	81,48	6	Feuillus	Mélangé
Verc-07-1	23,08	26,32	10	18	28	35,71	64,29	6	Mixte	Mélangé
Verc-08-1	25,38	26,57	30	12	42	71,43	28,57	6	Mixte	Mélangé

Figure A.3: Table de composition et diversité des placettes : exemple de la campagne 0

	Composition			Total
	<i>Conifères</i>	<i>Feuillus</i>	<i>Mixte</i>	
Nombre de placettes	24	2	46	72

	Diversité		Total
	<i>Pur</i>	<i>Mélangé</i>	
Nombre de placettes	64	8	72

Figure A.4: Table résumant le nombre de placettes présent dans chaque type de composition et de diversité de forêt

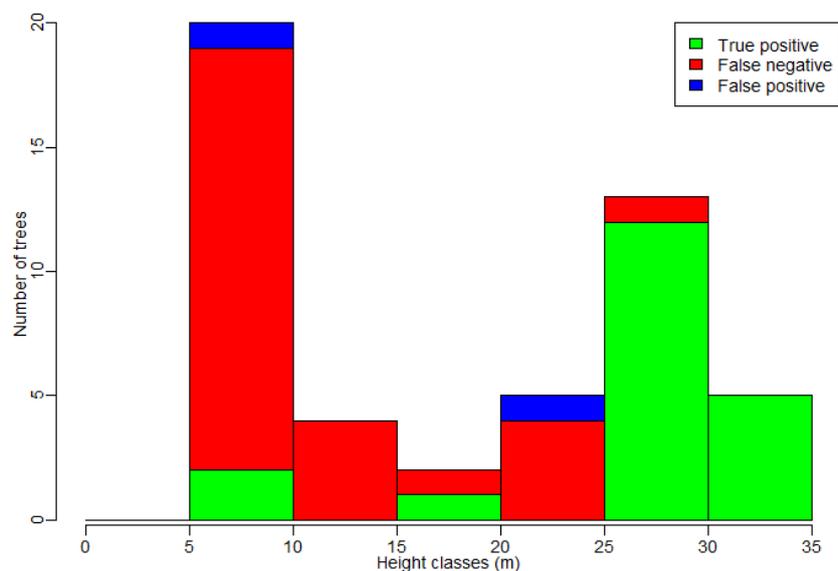


Figure A.5: Performance de détection des arbres par le LIDAR, sur la placette 01-1

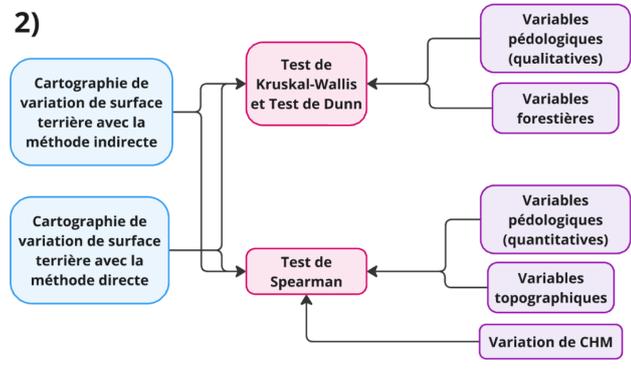
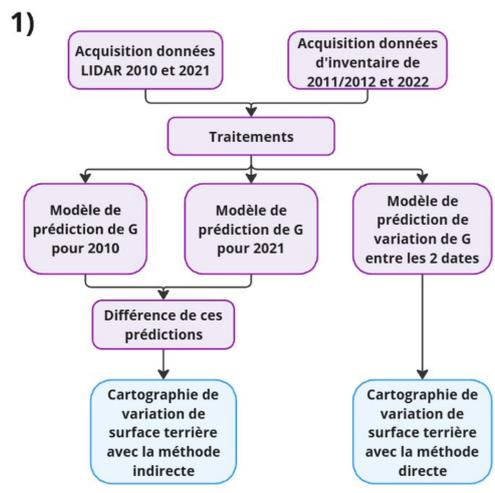


Figure A.6: Schéma de synthèse de la méthodologie de l'étude : 1) Traitement LIDAR et données terrain ; 2) Croisement statistiques avec variables environnementales

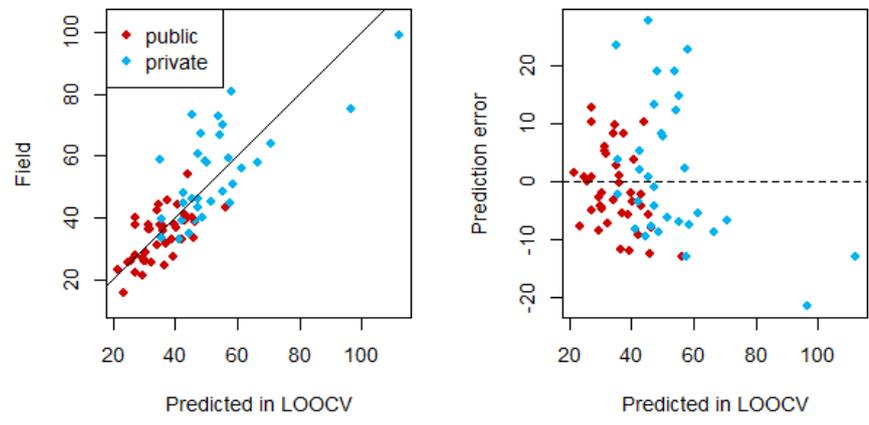


Figure A.7: Modèle de prédiction 2010

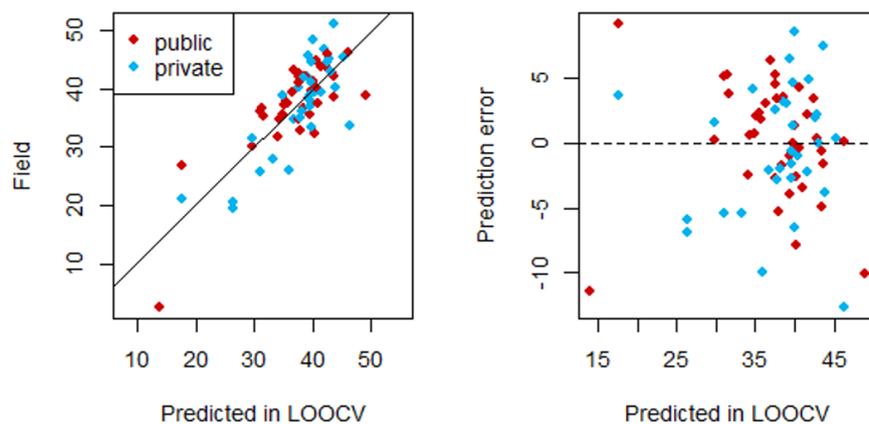


Figure A.8: Modèle de prédiction 2021

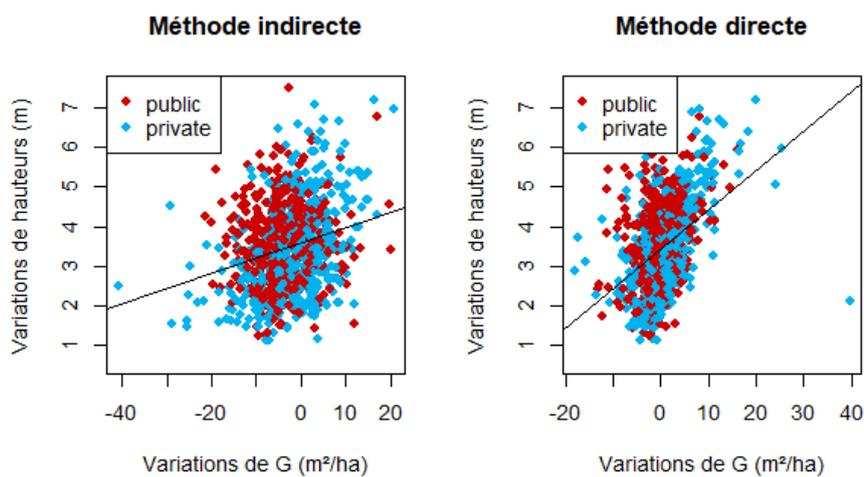


Figure A.9: Corrélation entre variation de hauteur et variation de surface terrière

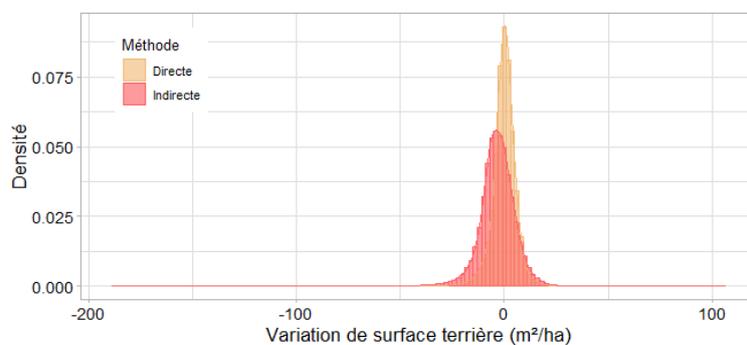


Figure A.10: Histogramme des valeurs de pixels des cartes directes et indirectes

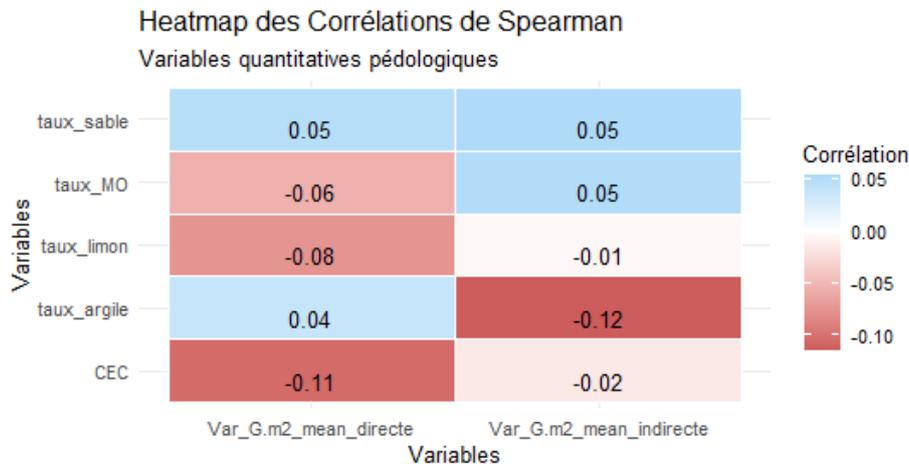


Figure A.11: Corrélations des variables pédologiques avec prédictions de variations de G

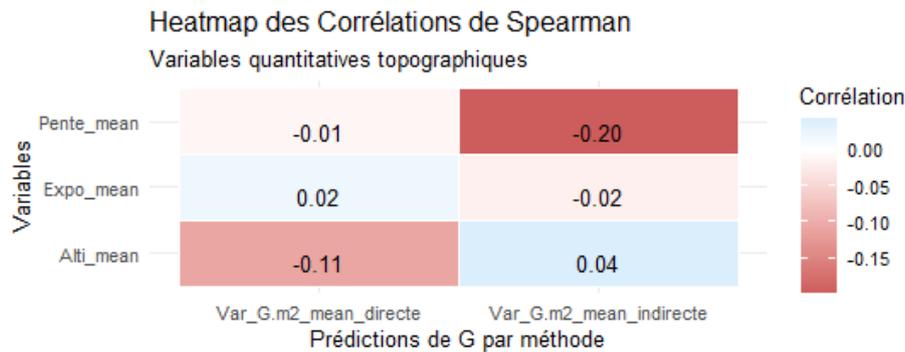


Figure A.12: Corrélations des variables topographiques avec prédictions de variations de G

Nom des métriques	Signification
<i>zpcum9</i>	Proportion cumulative des retours situés dans les 90% inférieurs à l'altitude maximale
<i>mCH</i>	Hauteur moyenne des premiers retours au-dessus de la hauteur minimale.
<i>Tree_canopy_cover_in_plot</i>	Couverture de la canopée dans la placette
<i>zpcum8</i>	Proportion cumulative des retours situés dans les 80% inférieurs à l'altitude maximale
<i>ipcumzq90</i>	Intensité cumulée des points en dessous du 90ème centile
<i>p_hmin</i>	Proportion des points situés au-dessus de la hauteur minimale définie
<i>zq80</i>	Hauteur des points au 80ème centile
<i>imean</i>	Intensité moyenne des points

Figure A.13: Table des métriques sélectionnées par les modèles et leur signification

Catégorie	Variable	Méthode directe		Méthode indirecte	
		<i>p-value</i>	<i>rho</i>	<i>p-value</i>	<i>rho</i>
Topographique	<i>Altitude</i>	1e-03	-0,11	0,19	0,04
	<i>Pente</i>	0,74	-0,01	1,45e-09	-0,19
	<i>Orientation</i>	0,56	0,02	0,59	-0,02
Pédologique	<i>CEC</i>	0,01	-0,10	0,70	-0,02
	<i>Taux argile</i>	0,25	0,04	6e-04	-0,11
	<i>Taux limons</i>	0,02	-0,07	0,87	-5e-03
	<i>Taux MO</i>	0,09	-0,05	0,12	0,05
	<i>Taux de sable</i>	0,15	0,05	0,11	0,05
Hauteur	<i>Variation de hauteur</i>	< 2,2e-16	0,41	1,38e-13	0,24

Figure A.14: Table des corrélations entre variations de surface terrières par méthodes et variables environnementales

Type de sol	Roche	Composition	Richesse
RENDOSOLS	EBOULIS MARNO - CALCAIRES	Limoneux et caillouteux. Sol peu épais, très séchant et très perméable, Sol issu d'éboulis limono-caillouteux marno-calcaires.	Riche en carbonates de calcium
RENDISOLS	CALCAIRE GRESEUX ou MARNEUX	Sablo-limoneux ou limono-argileux. Sol peu épais (>35cm), sur roche calcaire. Sol perméable	Pauvre en carbonates de calcium
ORGANOSOLS	CALCAIRE	Forte teneur en MO, pas d'excès d'eau	Sol riche
LUVISOLS	CALCAIRE	Rédoxiques limono-argileux. Sols très épais (+50cm), lessivage vertical, saturation en eau sur le dessus en hiver	Très bonne fertilité
LITHOSOLS	CALCAIRE DUR	Limono-argileux issus d'affleurements de roches et blocs. Sols très peu épais (<10cm)	/
CALCISOLS	MOLASSE SABLEUSE	Rédoxiques à texture équilibrée, sols profonds, perméables	Pauvre en carbonates de calcium
CALCOSOLS	EBOULIS MARNO - CALCAIRES ou MORAINES	Argileux, caillouteux, éboulis marno-calcaires, ou issus de moraines	Riche en carbonates de calcium

Figure A.15: Table de description des types de sols

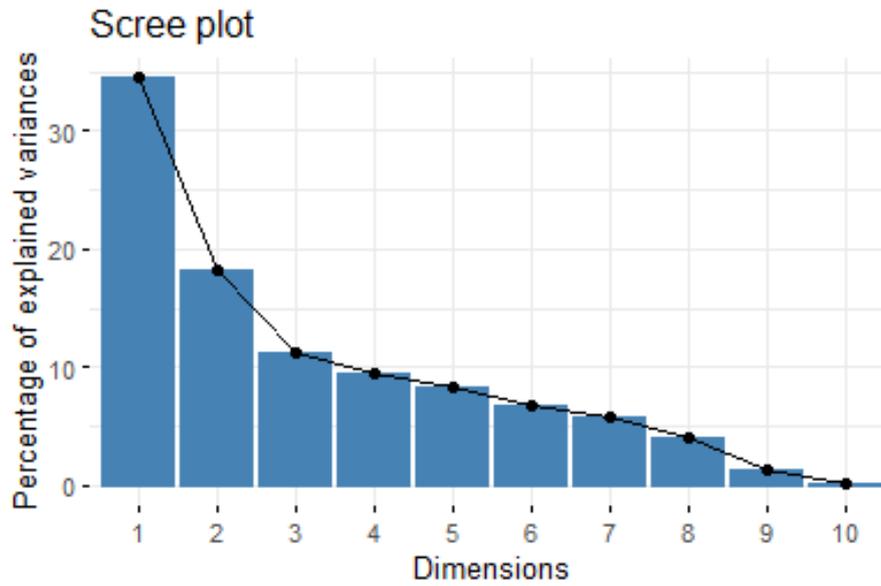


Figure A.16: Diagramme de pourcentages cumulés d'explications de la variance par dimensions

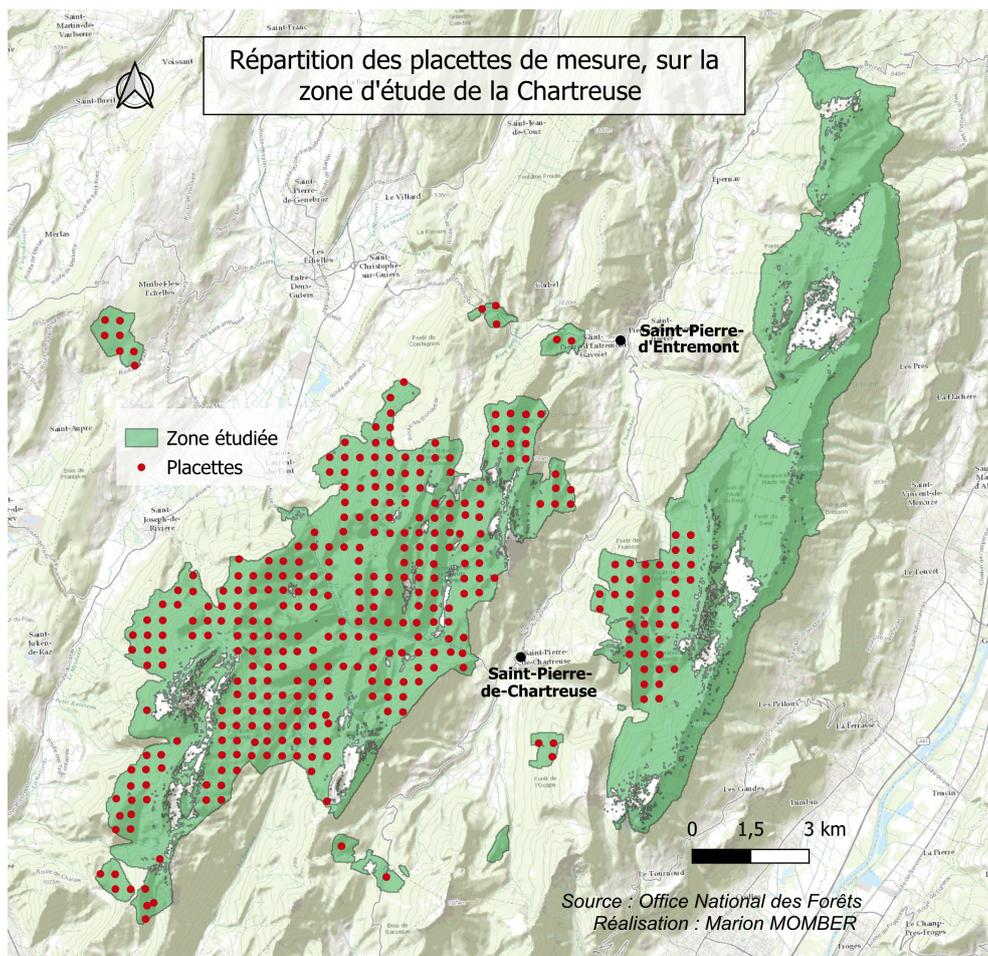


Figure A.17: Emplacement des placettes de la zone d'étude de la Chartreuse

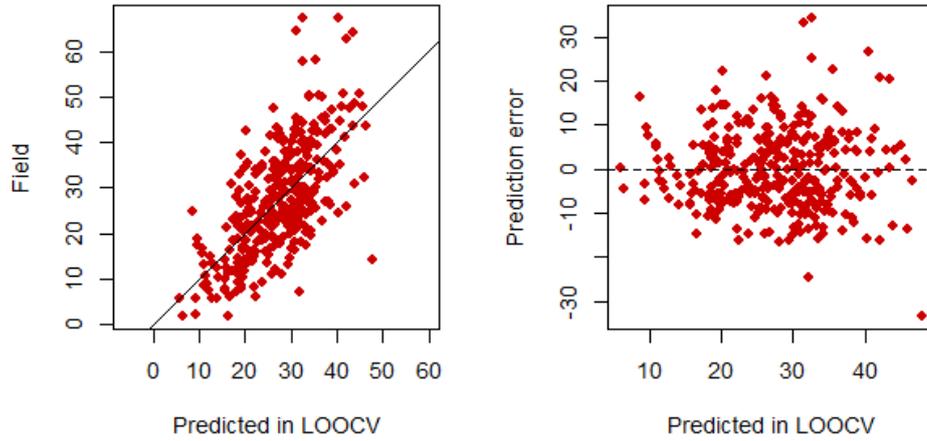


Figure A.18: Modèle 2016 de prédiction de variation de G, en Chartreuse

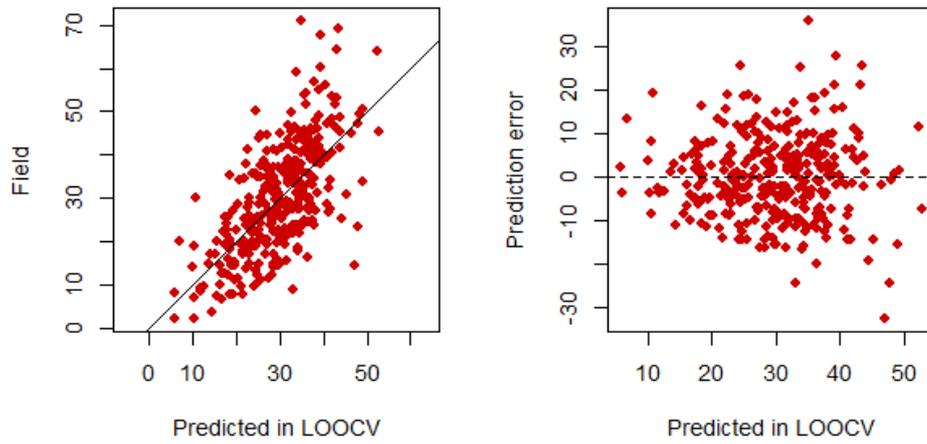


Figure A.19: Modèle 2021 de prédiction de variation de G, en Chartreuse

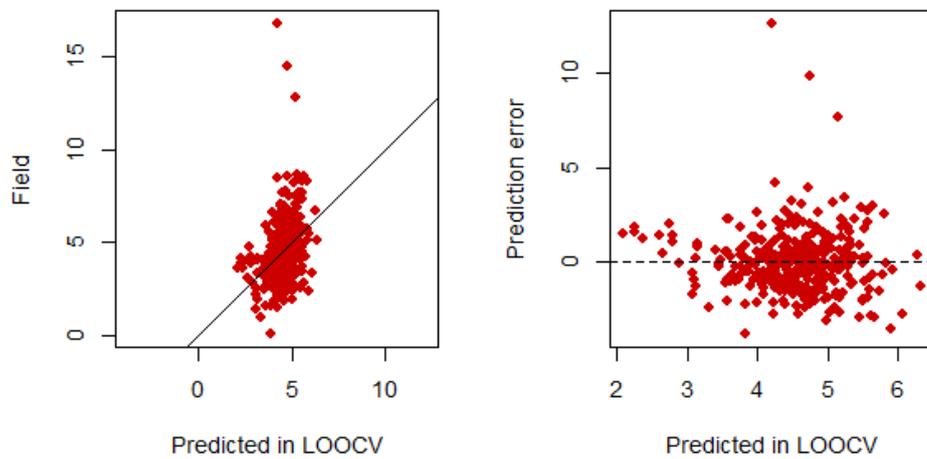


Figure A.20: Modèle par méthode directe de prédiction de variation de G, en Chartreuse

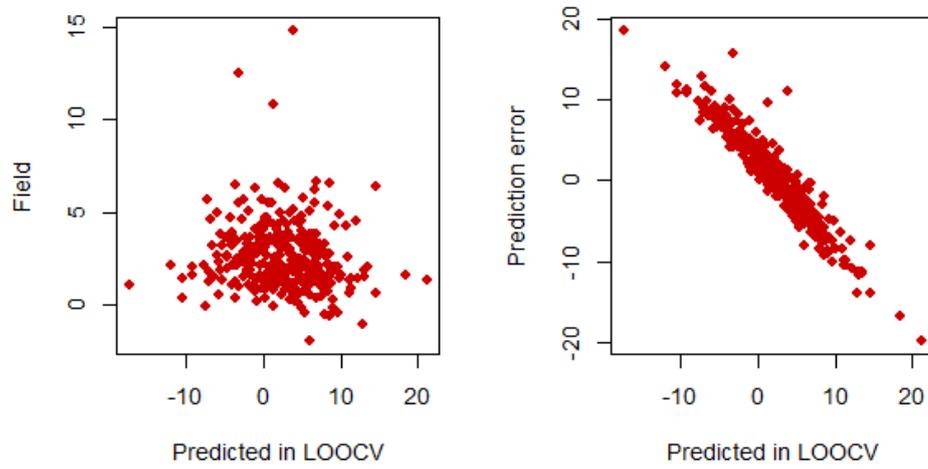


Figure A.21: Modèle par méthode indirecte de prédiction de variation de G, en Chartreuse

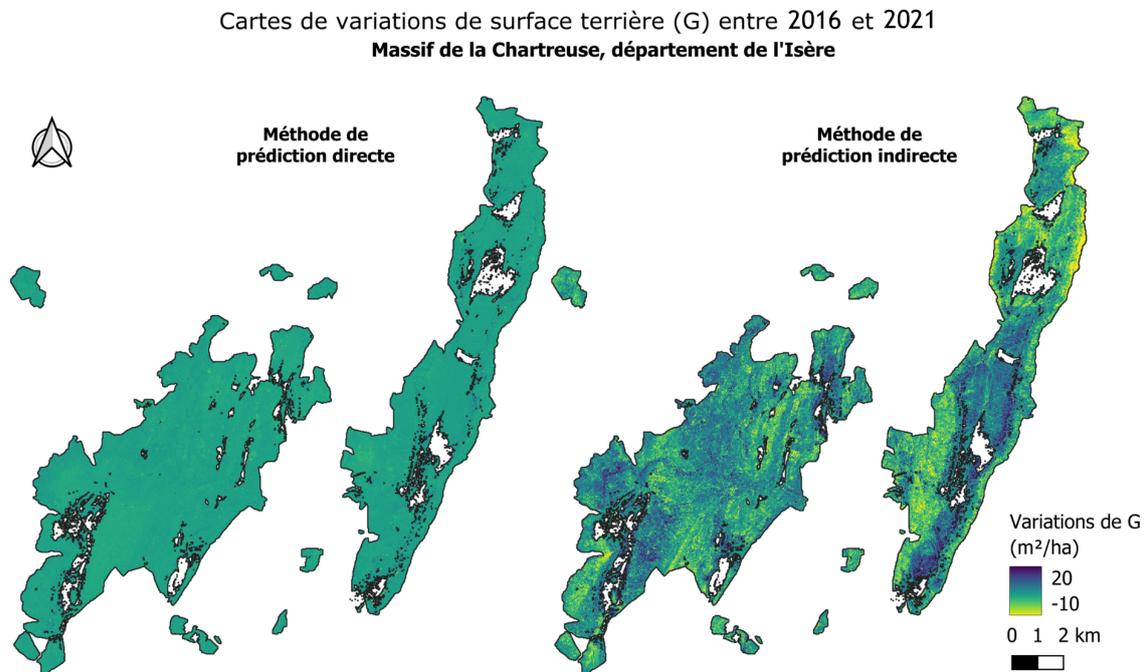


Figure A.22: Cartographie de la variation de surface terrière en Chartreuse, à partir des modèles directs et indirects

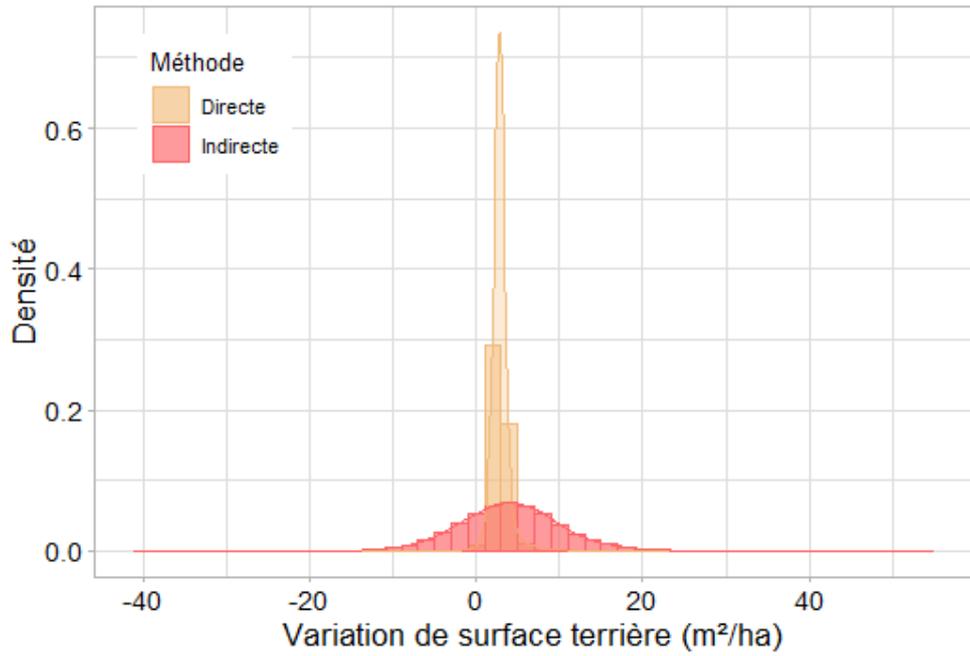


Figure A.23: Histogrammes des valeurs de pixels des cartes directes et indirectes de Chartreuse

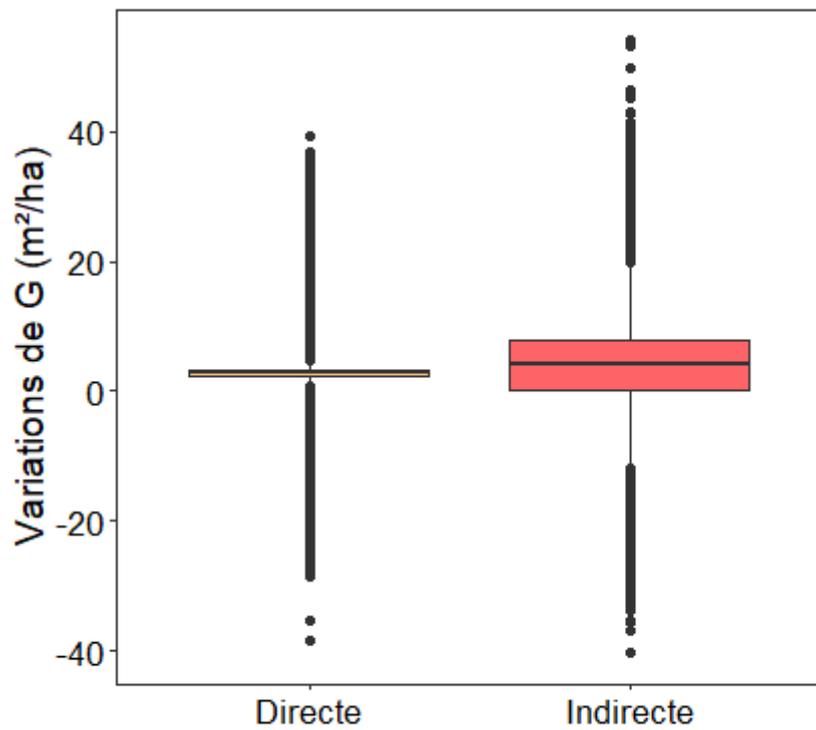


Figure A.24: Boîtes à moustache des valeurs de pixels des cartes directes et indirectes de Chartreuse

Zone d'étude	Données	
	Terrain	LIDAR
Vercors	2011/2012 et 2022	2010 et 2021
Chartreuse	2015 et 2021	2016 et 2021

Figure A.25: Table résumant les années d'acquisitions des données d'inventaires et LIDAR

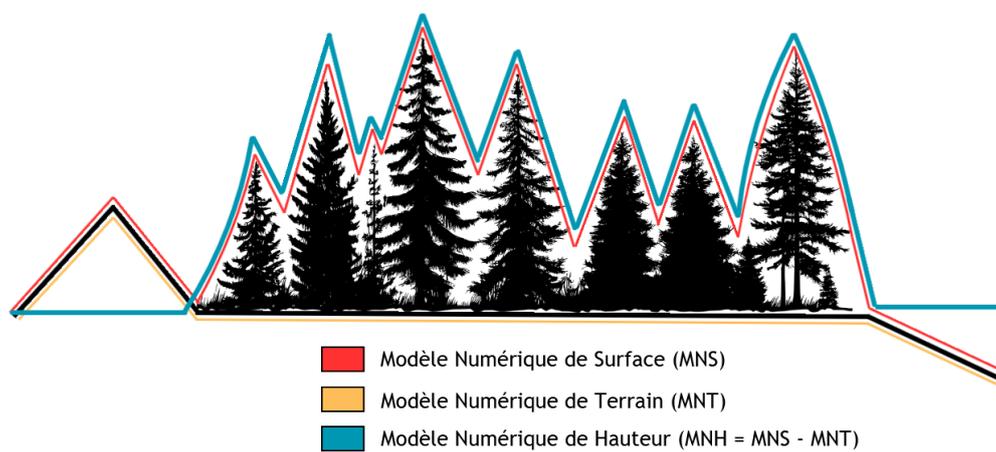


Figure A.26: Schéma de fonctionnement des Modèles Topographiques