THÈSE POUR OBTENIR LE GRADE DE DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER

En Géomatique

École doctorale GAIA – Biodiversité, Agriculture, Alimentation, Environnement, Terre, Eau

UMR TETIS – Territoires, Environnement, Télédétection et Information Spatiale

UPR BioWooEB – Biomasse Bois Energie Bioproduits

Approches spatiales de caractérisation de gisements forestiers en milieu tropical et contraint. Application à la valorisation en bois énergie d'*Acacia Mearnsii* à la Réunion

Présentée par Hélène Bley Dalouman

Le 11 décembre 2023

Sous la direction de Annelise Tran et François Broust

Devant le jury composé de

Valery GOND, Chargé de recherches, CIRAD, UPR Forêt et Société	Président du jury
Gwenaëlle PENNOBER, Professeure des Universités, Université de la Réunion	Rapporteure
Damien ARVOR, Chargé de recherches, CNRS	Rapporteur
Annelise TRAN, Chargée de recherches, CIRAD, UMR TETIS	Directrice de thèse
François BROUST, Chargée de recherches, CIRAD, UPR BioWooEB	Invité
Agnes THONGO, Responsable service Forêt, ONF	Invitée

UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER

Remerciements

Cette thèse n'est pas seulement le fruit d'un dur labeur individuel, il est aussi et surtout le résultat de discussions, d'entraide et de collaboration. C'est pourquoi je souhaiterais adresser mes remerciements à toutes les personnes rencontrées pendant ces trois années de thèse.

A mes encadrants – Annelise et François. Merci de m'avoir fait confiance pour aller au bout de ce projet. Je tiens à vous exprimer toute ma reconnaissance et ma gratitude pour les enseignements que vous m'avez transmis tout au long de ces trois années, pour le soutien que vous m'avez apporté dans les moments difficiles, et pour les conseils et les échanges qui ont contribué à ce que je puisse pleinement m'épanouir dans cette thèse.

Aux membres des comités de suivi – Laurent GAZULL, Christophe PROISY, Anthony BENOIST et Agnes THONGO. Je vous remercie chacun de votre enthousiasme et implication, et des questions posées pendant les comités de suivi, qui ont contribué à orienter et à consolider mon travail.

Aux membres du jury – Damien ARVOR, Gwenaelle PENNOBER, Agnes THONGO et Valery GOND. Je vous remercie d'avoir accepté de prendre le temps de lire, d'évaluer ma thèse et de participer ma soutenance, qui fera sans doute émerger des questions et des pistes de suite à ces travaux.

Cette thèse ne serait pas ce qu'elle est, sans les échanges et les contributions de personnes passionnées. Je souhaite donc particulièrement remercier Jean PREVOST pour son aide, sa disponibilité, et toutes les connaissances qu'il m'a transmis sur l'*Acacia mearnsii*. Et je remercie également Jean Emilien, Maëlis et Zhongyu pour vos contributions à ce travail de thèse, ainsi que tout particulièrement Zoé, pour ton aide, ton enthousiasme et toutes les bonnes ondes que tu as apporté à la Réunion.

Aux collègues de la Réunion et de métropole – merci également de m'avoir si bien accueillie parmi vous. Je salue tout particulièrement les équipes de la Bretagne, personnel, chercheurs, doctorants et stagiaires, avec qui j'ai travaillé et/ou me suis liée d'amitié.

A mes ami(e)s et ma famille, enfin. Je vous remercie de m'avoir supportée pendant ces trois dernières années. Merci également pour vos encouragements et toutes les ondes positives envoyées à distance ou partagées autour de moments privilégiés.

A ma tante, partie bien trop tôt.

Publications, communications scientifiques et données

- ✓ **Article**

Bley Dalouman, H., F. Broust and A. Tran (2023). "Combining Remote Sensing and a Geographic Information System to Map and Assess the Accessibility of Invasive Alien Species Forest Stands: Case of Acacia mearnsii on Reunion Island." Forests **14**(10): 2030.

- ✓ **Communication avec actes**

Bley Dalouman, H., F. Broust, J. Prevost and A. Tran (2021). "Use of Very High Spatial Resolution Imagery for Mapping Wood Energy Potential from Tropical Managed Forest Stands, Reunion Island." The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **XLIII-B3-2021**: 189-194.

- ✓ **Communication sans actes**

Bley Dalouman, H., F. Broust and A. Tran (2022). « Cartographie d'espèces forestières exotiques envahissantes et analyse de leur exploitabilité en terrain tropical par des approches de télédétection et SIG. Application à l'évaluation du gisement d'Acacia mearnsii à la Réunion. ». Les Rencontres Géomatiques de la Réunion et de l'océan Indien, Saint Denis, La Réunion. sciencesconf.org:rgr2022:425629

Bley Dalouman, H. [Doctoriales (2021, 2022, 2023)]. « Modélisation dynamique à l'échelle territoriale de filières bois energie. Application à l'analyse prospective de scenarios de valorisation d'Acacia Mearnsii à la Réunion. »

- ✓ **Poster**

Bley Dalouman, H., F. Broust and A. Tran (2022). « SIG et gestion forestière : localisation des sites exploitables en *Acacia mearnsii* ». CST SIAAM, 2022, La Réunion.

Bley Dalouman, H., F. Broust and A. Tran (2021). « Bois énergie : cartographie des gisements d'*Acacia mearnsii* ». CST SIAAM, 2021.

- ✓ **Données produites**

Bley Dalouman, H., F. Broust and A. Tran (2023). Forest map, Western Highlands region, Reunion Island. CIRAD Dataverse.

https://dataverse.cirad.fr/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.18167/DVN1/LXXO9Y.

Table des matières

Remerciements I

Publications, communications scientifiques et données II

Table des matières III

Table des figures X

Liste des abréviations XIII

Symboles et métriques XIV

Introduction générale 1

Chapitre 1 8

De la caractérisation des spécificités de l'*Acacia mearnsii* à l'état de l'art des méthodes d'évaluation des gisements forestiers et des chaines d'approvisionnement 8

Introduction 9

1 Caractérisation des spécificités de l'*Acacia mearnsii* 10

1.1 Description générale 10

1.1.1 Caractéristiques physiques 10

1.1.2 Répartition spatiale de l'*Acacia mearnsii* à l'échelle mondiale 11

1.1.3 Voies de valorisation d'*Acacia mearnsii* 12

1.2 Dynamique invasive 13

1.2.1 Facteurs d'invasion 13

1.2.2 Gestion de la dynamique invasive 13

1.3 L'*Acacia mearnsii* à la Réunion 14

1.3.1 Motifs d'introduction d'*Acacia mearnsii* à l'Ile de la Réunion 14

1.3.2 Actuels peuplements d'*Acacia mearnsii* à la Réunion 14

1.3.3 Gestion d'*Acacia mearnsii* à la Réunion 16

2 La télédétection comme moyen de localisation et de caractérisation des gisements forestiers 17

2.1 Méthodes de télédétection optique appliquées à la cartographie des peuplements forestiers 18

2.1.1 Méthodes de classification 18

2.1.2 Algorithmes de classification supervisée 20

2.1.3 Evaluation de la qualité de la classification 20

2.2 Utilisation de la télédétection pour cartographier les gisements d'*Acacia mearnsii* 21

2.2.1 Données de télédétection : un compromis entre résolutions spectrale, spatiale et temporelle 21

2.2.2 Approche mono-date ou multi-temporelle 23

2.2.3 Variables de classification 24

2.3 Limites existantes et orientations méthodologiques 25

2.3.1 Limites existantes 25

2.3.2 Orientations méthodologiques 26

3 Evaluation des performances d'une chaine d'approvisionnement en bois 27

3.1 Définitions 27

3.1.1 Filière et chaine d'approvisionnement : des notions ambiguës 27

3.1.2 Décomposition d'une chaine d'approvisionnement en bois énergie 28

3.2 Performances des chaines d'approvisionnement 30

3.2.1 Indicateurs économiques 30

3.2.2 Indicateurs environnementaux 30

3.2.3 Dynamiques spatiales et temporelles 32

3.2.4 Modélisation spatiale et dynamique des chaines d'approvisionnement avec Ocelet 33

Conclusion 35

Chapitre 2 36

Zone d'étude et données 36

Introduction 37

1 Description de la zone d'étude 38
1.1 L'île de la Réunion 38
1.1.1 Topographie, climat, pédologie, occupation et usage du sol 38
1.1.2 Description des espaces forestiers 40
1.2 Zone d'étude : La forêt des Hauts-sous-le-Vent 41
1.2.1 Accessibilité de la forêt des HSV 41
1.2.2 Une zone façonnée par les aléas naturels 42
1.2.3 Caractéristiques des principaux peuplements forestiers 43
2 Données 46
2.1 Carte de végétation et images satellitaires de la zone d'étude 46
2.1.1 Végétation : inventaire forestier 46
2.1.2 Données de télédétection 47
2.2 Données géographiques 49
2.2.1 Limites administratives 49
2.2.2 Données topographiques 49
2.2.3 Routes et pistes forestières 50
2.3 Données collectées sur le terrain 51
2.3.1 Observations des peuplements d'*Acacia mearnsii* 52
2.3.2 Constitution de la base de données forestières 54
Conclusion 57
Chapitre 3 58
Télédétection des gisements forestiers 58
Introduction 59
1 Pré-traitements de l'image de très haute résolution spatiale 61
1.1 *Pansharpening* et segmentation 61
1.2 Extraction des indices 63
1.3 Statistiques zonales 64

2 Modèle de classification supervisée 64

2.1 Algorithmes du modèle de classification 64

2.1.1 Algorithme de sélection des variables pertinentes 64

2.1.2 Algorithme de classification : *Random Forest* 65

2.2 Evaluation du modèle de classification 65

2.2.1 Validation croisée 65

2.2.2 Matrice de confusion et indicateurs de précision 65

2.3 Post-classification 66

2.3.1 Indice de confusion 66

2.3.2 Méthodes de reclassification 67

3 Résultats et discussion 69

3.1 Pertinence du modèle de classification pour discriminer les gisements d'*Acacia mearnsii* 69

3.1.1 Pertinence des variables de classification 69

3.1.2 Précision du modèle de classification 72

3.2 Cartes de localisation des gisements d'*Acacia mearnsii* 74

3.2.1 La question de l'incertitude 75

3.2.2 Classification et post-classification de l'*Acacia mearnsii* : comparaison aux données de référence 77

Conclusion 79

Chapitre 4 81

Mobilisation d'approches SIG pour évaluer l'exploitabilité des surfaces d'*Acacia mearnsii* 81

Introduction 82

1 Approche méthodologique 83

1.1 Pré-traitements pour la caractérisation des barrières et des pentes 85

1.1.1 Extraction des pentes à partir du modèle numérique de terrain 85

1.1.2 Caractérisation des ravines 87

1.1.3 Représentation des dessertes forestières 87

1.2 Chaine de traitement 88

1.2.1 Module 1 : Caractérisation des pentes et des obstacles pour mesurer la praticabilité du milieu 88

1.2.2 Module 2 : Evaluation des surfaces accessibles 89

1.2.3 Module 3 : Evaluation des surfaces exploitables 90

1.3 Application de la chaine de traitement à l'*Acacia mearnsii* 91

1.3.1 Objectif : déterminer l'exploitabilité des gisements d'*Acacia mearnsii* 91

1.3.2 Paramètres de l'évaluation 91

2 Résultats et discussion 92

2.1 Evaluation de la praticabilité des terrains occupés par *Acacia mearnsii* 92

2.1.1 Exemple de sortie de la chaine de traitement 92

2.1.2 Analyse de la sensibilité aux données d'entrée (MNT 5 m vs MNT 1 m) 95

2.2 Evaluation de l'accessibilité des terrains occupés par *Acacia mearnsii* 96

2.2.1 Distance euclidienne des surfaces accessibles 96

2.2.2 Distance cout des surfaces accessibles 96

2.3 Evaluation de l'exploitabilité : application à l'analyse des surfaces potentiellement mécanisables 98

2.3.1 Répartition des surfaces mécanisables 98

2.3.2 Une faible proportion de surfaces mécanisables 99

2.3.3 La proximité des gisements aux routes suggère de faibles couts d'exploitations 99

2.4 Analyse de la répartition et de la taille des objets Acacia 99

Conclusion 102

Chapitre 5 103

Modélisation spatiale pour l'évaluation des performances d'une chaine d'approvisionnement ... 103

Introduction 104

1 Conceptualisation d'une chaine d'approvisionnement d'*Acacia mearnsii* en bois énergie à la Réunion 105

1.1 Quelles opérations et scénarios pour la chaîne d'approvisionnement ? 105

1.2 Ocelet, un outil de modélisation des dynamiques spatiales appliqué aux chaines d'approvisionnement 106

1.2.1 Les concepts de modélisation avec Ocelet 106

1.2.2 Identifier des chemins d'approvisionnement : exemple de modèle Ocelet .. 107

2 Identification et caractérisation des chemins d'approvisionnement 108

2.1 Méthode 109

2.1.1 Définition des entités et leurs datafacers 109

2.1.2 Ajouts de filtres 113

2.1.3 Implémentation de l'algorithme de Dijkstra 113

2.2 Résultats : description des chemins modélisés 115

2.2.1 Exemple de sortie : identification des chemins d'approvisionnement 115

2.2.2 Autres exemples de sortie : caractérisation des chemins d'approvisionnement 117

2.2.3 Analyse des variations de pente sur la distance de transport du bois à la centrale 118

2.2.4 Caractérisation des itinéraires en fonction des milieux traversés 118

3 Application du modèle à l'évaluation d'un impact environnemental : les émissions de gaz à effet de serre 119

3.1 Démarche générale 119

3.2 Méthode 120

3.2.1 Variables de la base de données environnementale 121

3.2.2 Etapes du modèle pour l'évaluation des émissions 122

3.3 Premiers résultats et discussion 124

3.3.1 Exemple d'utilisation du modèle : estimation des émissions de GES 124

3.3.2 Impact des données d'entrée sur l'évaluation des performances de la chaine d'approvisionnement 125

Conclusion 126

Conclusion générale 127

Bibliographie 133

Table des annexes 143

Articles 173

Résumé 174

Table des figures

Figure 1. Acacia mearnsii en fleur. La photographie a été prise en octobre 2020 dans la forêt des Hauts-sous-le-Vent (La Réunion). 11

Figure 2. Distribution des peuplements d'Acacia mearnsii dans le monde (Souza-Alonso et al., 2017 ; POWO, 2023)..... 12

Figure 3. Répartition spatiale d'Acacia mearnsii (ONF, 2019); carte d'occupation du sol (Dupuy et al., 2020)) 16

Figure 4. Type de capteurs de télédétection (source : ressources-naturelles.ca). 18

Figure 5. Principe de la classification. Source (https://ressources-naturelles.canada.ca/) 19

Figure 6. Nuage de points après pré-traitements de données LiDAR. Les points bleus ont été classés comme sol, les points blancs ont été classés comme végétation (Xia, 2023)..... 23

Figure 7. Exemple d'organisation d'une chaine d'approvisionnement illustrant les opérations et les modes associés. 28

Figure 8. Diagramme de contributions aux impacts environnementaux pour le scénario Acacia (Audouin et al., 2016)..... 32

Figure 9. Répartition des espaces pédologiques (Pouzet, 2002) (à gauche) ; naturels et forestiers (à droite) à la Réunion (Dupuy et al., 2020). 40

Figure 10. Cartes de synthèse des éléments caractéristiques de la forêt des Hauts-Sous-Le-Vent. Les cartes A et B permettent de visualiser l'accessibilité à cette forêt, de considérer le réseau routier (A), les ravines et les pentes (B). La carte C permet d'illustrer la propagation des incendies sur les parcelles gérées par l'ONF. 42

Figure 11. Illustrations des espèces forestières présentes dans la forêt des HSV (Photos : F. Broust, A. Tran, M. Dailloux, H. Bley Dalouman) 45

Figure 12. Cartes de localisation de la zone d'étude. A : La Réunion. B : La zone étudiée dans le massif des Hauts sous le Vent. C : Principaux peuplements forestiers observés sur l'imagerie satellitaire et sur le terrain. 48

Figure 13. Piste forestière longeant une plantation récente de Tamarin (à gauche), et une vaste plantation de Cryptoméria (à droite). Présence de fourrés aux pieds des Cryptomérias. 51

Figure 14. Localisation des différentes structures de peuplement d'Acacia sur l'image Pléiades. 53

Figure 15. En arrière-plan : Peuplement d'Acacia mearnsii. Au second plan : des plantations de Tamarin. Au premier plan : traces d'inendies, paturages et fourrés. 54

Figure 16. Observations des principaux peuplements forestiers sur l'image satellitaire (à gauche) et le terrain (à droite). 55

Figure 17. Principales étapes méthodologiques déployées pour localiser les principaux peuplements forestiers à partir d'une approche de classification orientée objet. 60

Figure 18. Sous-secteur de la zone d'étude auquel on a appliqué les tests de segmentation. Les segmentations 1 et 2 ont été retenues en raison de leur capacité à délimiter les groupes de pixels homogènes. La définition de la meilleure segmentation a ensuite été décidée en évaluant les performances du modèle de classification, qui étaient plus favorables pour la segmentation 1. 62

Figure 19. Performances du modèle de classification appliqué à différents groupes de variables. La valeur de l'indice kappa augmente en fonction du nombre de variables considérées. Pour le plus petit groupe de variables (n = 4), il est inférieur à 0,68. Pour le plus grand groupe de variables (n = 34), il est supérieur à 0,76. 70

Figure 20. Pertinence des variables. 71

Figure 21. Cartes issues du modèle de classification et de la reclassification. La carte A permet de mesurer les incertitudes de classification par le biais d'un indicateur de confusion. Les cartes B et C résultent de la classification et de la reclassification et illustrent la répartition spatiale des différentes classes forestières et non forestières à l'échelle de toute la zone d'étude ou du domaine public. 75

Figure 22. Répartition des objets de classification par classe et par niveau d'incertitude. Ce graphique est réalisé sur la base de l'ensemble des objets de la zone d'étude et met en lumière l'apport de l'indice de confusion dans l'évaluation des performances de modèles de classification et de la fiabilité à accorder aux produits cartographiques résultants. 76

Figure 23. Comparaison des surfaces évaluées par l'ONF et par méthode de télédétection (classification et post-classification). 78

Figure 24. Description du fonctionnement des modules de la chaine de traitement et de leur application aux objets des classes Acacia. 84

Figure 25. Localisation de peuplements d'Acacia mearnsii en fleurs sur un terrain pentu. 86

Figure 26. Illustration de l'impact de la résolution spatiale du MNT sur le calcul des pentes. (A) Extrait de l'image Pléiade, maillage de pente issus du MNT de 1m de résolution spatiale (B) et maillage de pente issu du MNT de 5m de résolution spatiale (C). 87

Figure 27. Illustrations des résultats intermédiaires, avec les surfaces forestières praticables et dont l'accessibilité est évaluée avec une distance euclidienne (A) ou cout (B). 89

Figure 28. Illustration des surfaces forestières mécanisables et non mécanisables. 90

Figure 29. Illustration cartographique de la caractérisation du terrain à partir du module 1..... 94

Figure 30. Variation des pentes selon la résolution spatiale des MNT : cas des pentes dans les ravines 95

Figure 31. Répartition des surfaces accessibles et évaluation de leur éloignement (distance euclidienne/distance cout) aux pistes forestières. 97

Figure 32. Répartition de l'accessibilité des surfaces mécanisables..... 98

Figure 33. Répartition des parcelles selon la proportion d'objets (surfaces mécanisables) qu'elles contiennent. 100

Figure 34. Exemple d'entités du modèle (Degenne P., 2020)..... 108

Figure 35. Modèle conceptuel décrivant l'utilisation d'Ocelet pour évaluer les chemins d'approvisionnement. 109

Figure 36. Illustration de l'indice de sinuosité appliqué dans la zone d'étude. 111

Figure 37. Carte de localisation des entités (Centrale, Route, Parcelle) dans la zone d'étude. 112

***Figure 38**. Liaison entre la centrale (A) ou la parcelle (B), et le point de la route le plus proche, définissant le point de départ et d'arrivée du mode de transport.* 114

Figure 39. Chemins possibles entre le point de départ et U le point d'arrivée. A chaque arc du graphe est affecté un cout (distance). Le parcours de toute l'arborescence permet ainsi de comparer les différents chemins (Degenne P., 2020)..... 114

Figure 40. Illustration d'une sortie du modèle pour le calcul des chemins d'approvisionnement..... 116

Figure 41. Modèle conceptuel faisant le lien entre les concepts d'Ocelet et l'évaluation des émissions de GES..... 120

Figure 42. Schéma illustratif du fonctionnement des keymaps. Les keymaps ont une clé c (qui correspond à une entité) et une valeur p (qui correspond à une propriété de l'entité). Donc une clé

peut avoir plusieurs valeurs. Les calculs des émissions sont réalisés à partir des correspondances faites entre les choix de l'utilisateur et les propriétés des bases de données. 123

Figure 43. Proportion des émissions de GES dans la chaine d'approvisionnement. 124

Figure 44. Exemple de répartition des émissions de GES pour la coupe d'Acacia de type 1..... 125

Liste des abréviations

AcH *Acacia heterophylla* (ou Tamarin)

AcH-1 *Acacia heterophylla* de type 1 (peuplement mature)

AcH-2 *Acacia heterophylla* de type 2 (peuplement non mature)

AcM *Acacia mearnsii*

AcM-1 *Acacia mearnsii* de type 1 (peuplement aux troncs enchevêtrés)

AcM-2 *Acacia mearnsii* de type 2 (peuplement aux troncs droits)

ACV Analyse du Cycle de Vie

CEE Communauté Economique Européenne

COO Classification Orientée Objet

COP Classification Orientée Pixel

EEE Espèce Exotique Envahissante

FAO *Food and Agriculture Organization*

FMA Fond Mouvant Automatique

GES Gaz à Effet de Serre

GPS *Global Positioning System*

HSV Hauts-Sous-le-Vent

IGN Institut national de l'information géographique et forestière

ILCD *International reference Life Cycle Data*

LiDAR *Light Detection And Ranging*

MNT Modèle Numérique de Terrain

ODD Objectifs de Développement Durable

OMM Organisation Météorologique Mondiale

ONF Office National des Forêts

PPE Programmation Pluriannuelle de l'Energie

POWO *Plant Of the World Online* (Royal Botanic Garden, Kew)

RCS *Ratio Component Substitution*

RF *Random Forest*

RFE *Recursive Feature Elimination*

RGE Référentiel Grande Echelle

SIG Système d'Information Géographique

SVM *Support Vector Machine*

USGS *United State Geological Survey*

Symboles et métriques

CI	*Confusion Index*
$\mathbf{d_{max}}$	distance maximale entre la piste forestière et la surface forestière praticable pour l'exploitation
k	kappa (indice)
kgCO_2-eq	kilogramme de CO_2 équivalent
imp	importance
npixels	nombre de pixels
OA	*Overall Accuracy*
pa	*producer accuracy*
s	pente
$\boldsymbol{s_1}$	seuil de différenciation entre les pentes raides et intermédiaires
$\boldsymbol{s_2}$	seuil de différenciation entre les pentes intermédiaires et douces
$\boldsymbol{s_{mean}}$	pente du tronçon de route (inclinaison moyenne)
ua	*user accuracy*
tMS	tonne de Matière Sèche

Introduction générale

Principes et enjeux du bois énergie

Une filière bois énergie désigne un système de valorisation énergétique du bois, issu des forêts (e.g. coproduits d'exploitation, sylviculture, transformation du bois), d'espaces boisés non forestiers ou de processus de valorisation des déchets de bois. Dans ce système, le bois est un combustible dont la transformation en plaquette forestière, en granulé ou en buche, vise à produire de la chaleur et/ou de l'électricité pour des usages domestiques, tertiaires ou industriels.

Dès lors que sa gestion entre en adéquation avec les dynamiques d'accroissement naturel des peuplements forestiers, la filière bois énergie repose sur l'exploitation d'une ressource renouvelable à l'échelle humaine. Elle présente ainsi de nombreux avantages. Elle permet notamment de réduire l'utilisation des énergies fossiles et la dépendance aux systèmes énergétiques extérieurs (Dodane, 2007). Elle contribue aussi à la bonne gestion et au renouvellement des espaces forestiers, et elle apporte enfin des bénéfices socio-économiques par la création d'emplois. Cependant, la filière bois énergie est aussi contestée et plus particulièrement du point de vue environnemental (Szulecka, 2019). Des études ont par exemple mis en évidence la dégradation des sols engendrée par une mécanisation non adaptée des opérations de transformation et de transport du bois (Gumus *et al.*, 2008 ; Cerutti *et al.*, 2015). Elles soulignent également l'impact environnemental et sanitaire causé par les émissions dans l'air de gaz et particules toxiques associées à certains foyers ou chaudières mal équipées en épuration de gaz (Kline *et al.*, 2021 ; Li *et al.*, 2021). D'autres études enfin soulèvent les impacts de l'exploitation forestière sur les comportements de la biodiversité faunique et florale (Adhikari et Ozarska, 2018), et sur les bilans carbone et les évaluations de Gaz à Effet de Serre (GES) dégradés par des pratiques sylvicoles non adaptées. Ces alertes incitent à trouver un compromis entre les exigences de rentabilité économique et les préoccupations environnementales, qui peut être atteint en adoptant des pratiques sylvicoles et des chaines d'approvisionnement durables (Fao, 2019 ; ADEME, 2020).

Dans le secteur forestier, le concept de durabilité a d'abord été associé à l'idée de préservation et d'amélioration des rendements de la forêt (Von Carlowitz, 1713). Le sens qui lui est donné actuellement, notamment l'idée de mettre en place et de maintenir un système qui assure des bénéfices économiques, environnementaux et sociaux, trouve ses origines dans la conférence de Rio de 1992 (CNUED, 1993). Il suggère ainsi de développer des chaines d'approvisionnement qui garantissent le respect des écosystèmes forestiers, de faibles contributions au changement climatique, des couts d'approvisionnement faibles à modérés, de l'emploi, et une offre en phase avec la demande.

Du point de vue institutionnel, une série d'initiatives et de directives incitent au développement de chaines d'approvisionnement durables. A titre d'exemple, nous pouvons citer l'initiative récente de la *Food and Agricultural Organization* (Fao) dite "*Sustainable Wood For Sustainable World*" et adoptée en 2018, avec l'ambition de poursuivre la réflexion sur la question du développement de chaines de valeur durables autour du bois ; et plus largement les points 12 et 13 des Objectifs de Développement Durable (ODD) en matière de consommation et de gestion durable d'une part et de lutte contre le changement climatique d'autre part. Aux échelles nationales et sub-nationales, ces directives se traduisent par des réglementations très concrètes sur les conditions de récolte telles que, par exemple, l'obligation de récolter sur des surfaces d'au moins 2 hectares et situées à moins de 300 mètres des pistes forestières en Finlande, de laisser 33 % du bois récolté sur la parcelle dans le Missouri (USA), ou de récolter les premiers mètres du tronc pour la filière bois industrie et le reste pour la filière bois énergie comme en France ou en Belgique (Fao, 2019). En plus de ces réglementations, des recommandations des gestionnaires forestiers participent aussi au développement de systèmes d'approvisionnement durables. Elles consistent par exemple à prévenir de la récolte du bois sur des sols pauvres, à laisser une certaine quantité et hauteur de souches sur la parcelle pour réduire l'impact de l'exploitation sur la biodiversité du sol (Landmann G., 2018), voire à récolter uniquement le bois issu d'Espèces Exotiques Envahissantes (EEE) (UICN, 2018).

Le bois énergie en France – cas particulier de la Réunion

En France, la filière bois énergie est soutenue et encouragée par la politique nationale et européenne. Un exemple récent est donné par la loi pour la transition verte, votée en 2015. Celle-ci vise plus globalement la valorisation de l'ensemble des ressources renouvelables, avec l'objectif de les porter à 32 % de la consommation brute finale d'énergie, à l'horizon 2030 (Denolle, 2016). En étant la première source d'énergie renouvelable de production et de consommation primaire en France (SDES, 2022), l'énergie issue du bois joue un rôle essentiel dans l'atteinte de cet objectif. Les territoires métropolitains et ultramarins ont en effet l'avantage de bénéficier d'une grande couverture forestière (environs 25 millions d'hectares), marquée par une diversité des essences (PNFB, 2016). Mais bien que garantissant une source potentielle de bois énergie à l'échelle du territoire, ce vaste domaine forestier est variable selon les territoires, tant sur le plan de la disponibilité du bois que de son accessibilité.

Ensuite, la filière bois énergie repose sur une organisation décentralisée. Sa structure s'établit sur des orientations stratégiques données dans le Schéma Régional Biomasse (SRB) et le Programme Régional de la Forêt et du Bois (PRFB) et la Programmation Pluriannuelle de l'Energie (PPE). Sur l'île de la Réunion, un premier enjeu est de contribuer à la transition énergétique. Conformément à la PPE de

l'île, les deux principales centrales thermiques ont opéré leur transition d'un mix de bagasse et de charbon vers un mix 100 % biomasse d'origine diverses, dont des pellets de bois importés depuis 2022 (PPE, 2022). Le développement de filières locales limiterait ainsi la dépendance aux systèmes énergétiques extérieurs. Un second enjeu de la filière bois énergie consisterait à mieux valoriser les ressources forestières de l'île, qui couvrent plus de 40 % du territoire de la Réunion. L'île de la Réunion a cependant la particularité d'incorporer un vaste domaine protégé, ce qui limite fortement les espaces potentiellement exploitables, situés dans le domaine privé et dans le domaine public géré par l'Office National des Forêts (ONF). D'autre part, différentes essences exotiques ont été identifiées pour alimenter cette filière, soit par des prélèvements directs (e.g. l'*Acacia mearnsii*), soit par la collecte de sous-produits de l'exploitation forestière (e.g. le *Cryptomeria japonica*) (ONF, 2018). Leur valorisation dans une filière pose cependant des questions sur leur disponibilité et leur accessibilité (DRR, 2018 ; ONF, 2018 ; CRFB, 2021).

Potentiel de la géomatique pour l'analyse des performances de filière bois énergie

Les méthodes d'évaluation des performances des chaines d'approvisionnement peuvent être mobilisées pour contribuer au développement de filières bois énergie. Ces méthodes rejoignent le champ disciplinaire de la logistique (Ba, 2016) et consistent, à partir d'inventaires forestiers et d'autres données, à suivre l'acheminement de la ressource exploitée jusqu'à sa destination finale, et à organiser cette chaine d'approvisionnement en s'intéressant aux quantités exploitées et délivrées, aux moyens mis en œuvre, aux coûts et aux impacts engendrés (Frombo *et al.*, 2009 ; Audouin *et al.*, 2016). Par ailleurs, l'évaluation des performances des chaines d'approvisionnement peut être approfondie par la prise en compte de leur dimension spatiale (Calvert, 2011 ; Woo *et al.*, 2019), et plus particulièrement de la localisation des différentes opérations de la chaine d'approvisionnement, des caractéristiques du terrain, de l'occupation du sol, ou encore, des dynamiques qui influencent le développement peuplements forestiers. Ainsi, les méthodes de la géomatique - science de l'information géographique - peuvent contribuer à tenir compte des dimensions spatiales des chaines d'approvisionnement, pour évaluer leurs performances.

Potentiel de la géomatique pour la cartographie et la caractérisation des ressources forestières

En matière de localisation et de caractérisation de la ressource forestière, la télédétection peut jouer un rôle support aux inventaires forestiers (McRoberts et Tomppo, 2007 ; White *et al.*, 2016). Elle comprend l'ensemble des techniques utilisées pour collecter des informations sur des objets à distance, sans contact direct entre l'instrument d'observation et l'objet observé (Moore, 1979), et en particulier les techniques d'observation de la Terre à partir de capteurs embarqués à bord de plateforme (satellite, avion, drone). L'analyse des images (optiques ou radars) ou des nuages de points 3D acquis par des capteurs *Light Detection And Ranging* (LiDAR) permet de localiser mais aussi de caractériser les surfaces observées à l'échelle des peuplements ou des arbres, et ce, sur de vastes territoires, parfois inaccessibles (Lu, 2006 ; Andréfouët, 2011 ; Fassnacht *et al.*, 2023).

D'autre part, les techniques de modélisation et d'analyse spatiale implémentées dans les Systèmes d'Information Géographique (SIG) peuvent aussi faciliter la gestion des inventaires forestiers ou la prise de décision. Ces outils reposent sur la modélisation du monde réel par des couches d'information géographique (format vectoriel ou raster) et permettent ainsi de manipuler et intégrer des objets géoréférencés (que l'on peut localiser dans l'espace) de natures et de sources différentes (e.g., la localisation de gisements forestiers, un réseau de routes, des données sur les pentes). Les SIG permettent la visualisation, la gestion et la mise en relation par correspondance spatiale de ces objets afin de répondre à des questions d'aménagement et de gestion. Appliquées aux filières bois énergies, les techniques de modélisation et d'analyse spatiale participent donc à la production d'outils de géo-traitements permettant à l'utilisateur de répondre à des questions de gestion des ressources forestières et d'organisation des chaines d'approvisionnement (Ba, 2016). Citons par exemple la production de cartes de répartition des gisements forestiers, ou l'identification parmi ceux-ci des gisements exploitables par des évaluations multicritères (Sheppard et Meitner, 2005 ; Diaz-Balteiro et Romero, 2008 ; Acosta et Corral, 2017) ou des analyses de proximité (Gumus *et al.*, 2008 ; Frombo *et al.*, 2009).

L'application de la géomatique à l'évaluation des filières bois énergie implique cependant de disposer de données propres au site étudié (Vis et Berg, 2010). Les couts d'acquisition et la disponibilité des données peuvent ainsi limiter les objectifs de l'étude, la méthode mise en place et la qualité des résultats (Mutel *et al.*, 2011). En termes d'évaluation des quantités de bois mobilisables dans une chaine d'approvisionnement, les principaux défis concernent la discrimination des peuplements forestiers. Un compromis entre résolution spatiale, couverture spatiale, disponibilité et qualité des données doit être trouvé pour mettre en place des modèles performants facilitant la localisation et la quantification des différents gisements forestiers (Kumar *et al.*, 2015).

Ensuite, l'évaluation d'une chaine d'approvisionnement ne se limite pas à la quantification de la ressource exploitable sur un territoire. Elle comprend aussi des aspects économiques et environnementaux liés aux opérations qui la composent. Les méthodes d'évaluation contribuent à déterminer des solutions spécifiques, telles que les couts, les meilleurs itinéraires et les impacts de chaines d'approvisionnement et peuvent être déterministes ou stochastiques, pour intégrer les incertitudes liées aux variations saisonnières ou aux fluctuations des couts (Ba, 2016). Les approches de l'évaluation peuvent être économiques (Chardine-Baumann, 2011 ; Zamora-Cristales *et al.*, 2014). Dans ce cas, elles s'intéressent aux couts logistiques et humains et aux revenus générés par les flux de matière, et permettent d'évaluer la rentabilité de la chaine d'approvisionnement. Les approches peuvent aussi être environnementales, et s'intéresser aux impacts des opérations de la chaine d'approvisionnement sur l'environnement (Pelletier, 2017 ; Santos *et al.*, 2019). Elles peuvent mener à estimer les émissions de GES engendrées par les opérations de transformation et de transport de la ressource, à estimer les nuisances et les perturbations sur les écosystèmes forestiers, agricoles et urbains. Elles peuvent enfin s'inscrire dans une démarche plus globale d'Analyse de Cycle de Vie (ACV), permettant d'évaluer les impacts environnementaux de la gestion de la ressource, « depuis son berceau jusqu'à la tombe » – expression qui métaphorise la vie entière d'un produit, depuis sa création jusqu'à son élimination (Audouin *et al.*, 2016).

En s'appliquant à la valorisation en bois énergie d'*Acacia mearnsii* sur l'île de la Réunion, ce travail de thèse vise ainsi à développer un cadre méthodologique d'analyse des performances d'une chaine d'approvisionnement, à partir d'approches spatiales. Les principales questions posées sont :

- Comment localiser les peuplements forestiers d'*Acacia mearnsii* et caractériser leur exploitabilité ?
- Comment caractériser les sites d'exploitation en forêt, et plus particulièrement les sites de coupe, en tenant compte des spécificités locales du milieu ?
- Comment modéliser spatialement les chaines d'approvisionnement et estimer leurs performances ?

Le manuscrit s'organise en 5 chapitres. Le **Chapitre 1** fait l'état de l'art des connaissances relatives à l'*Acacia mearnsii* et des méthodes d'évaluation du gisement forestier et des chaines d'approvisionnement, pour nous amener à présenter nos choix méthodologiques. Le **Chapitre 2** présente ensuite la zone d'étude, et les données disponibles et collectées sur le terrain. Les chapitres 3, 4, 5 sont ensuite organisés afin d'adresser les questions précédentes : le **Chapitre 3** traite de la

localisation des peuplements existants d'*Acacia mearnsii* ; le **Chapitre** 4 se consacre à l'évaluation des surfaces exploitables ; le **Chapitre 5** porte sur l'identification et la caractérisation des chemins d'approvisionnement, et l'évaluation des émissions de GES induites par les opérations qui composent une chaine d'approvisionnement.

Chapitre 1
De la caractérisation des spécificités de l'*Acacia mearnsii* à l'état de l'art des méthodes d'évaluation des gisements forestiers et des chaines d'approvisionnement

Introduction **9**

1 Caractérisation des spécificités de l'*Acacia mearnsii* **10**

1.1 Description générale 10

1.2 Dynamique invasive 13

1.3 L'*Acacia mearnsii* à la Réunion 14

2 La télédétection comme moyen de localisation et de caractérisation des gisements forestiers **17**

2.1 Méthodes de télédétection optique appliquées à la cartographie des peuplements forestiers 18

2.2 Utilisation de la télédétection pour cartographier les gisements d'*Acacia mearnsii* 21

2.3 Limites existantes et orientations méthodologiques 25

3 Evaluation des performances d'une chaine d'approvisionnement en bois **27**

3.1 Définitions 27

3.2 Performances des chaines d'approvisionnement 30

Conclusion **35**

Introduction

L' *Acacia mearnsii* a été identifié pour sa valorisation en bois énergie sur l'île de la Réunion (DRR, 2018). Le développement d'une filière bois énergie à partir de ce peuplement forestier nécessite de localiser et de caractériser ce peuplement forestier, de réfléchir aux itinéraires techniques pour son exploitation et d'évaluer les impacts de sa valorisation en bois énergie. Pour atteindre ces objectifs, les méthodes de télédétection et de modélisation spatiale peuvent être mobilisées car elles permettent d'intégrer des données de sources diverses et ainsi de prendre en compte une pluralité de composantes de l'espace géographique, pour évaluer et caractériser les différents aspects d'une chaine d'approvisionnement.

Le principal objectif de ce chapitre est de mettre en exergue nos choix méthodologiques en passant en revue les méthodes de télédétection et de modélisation spatiale appliquées à l'évaluation des gisements forestiers et des performances des chaines d'approvisionnement. Cette synthèse doit notamment nous permettre d'orienter notre positionnement de recherche.

Tout d'abord nous passons en revue les connaissances liées à la valorisation de l'*Acacia mearnsii*. Nous traitons ensuite des techniques de télédétection en donnant une vision globale des différentes approches d'analyse du gisement puis en nous concentrant sur les techniques d'analyses portées à l'échelle des peuplements forestiers. Enfin, nous passons en revue les connaissances et les méthodes liées à l'évaluation des performances des chaines d'approvisionnement.

1 Caractérisation des spécificités de l'*Acacia mearnsii*

Sur l'île de la Réunion, le choix de valoriser l'*Acacia mearnsii* dans une filière n'est pas anodin. L'*Acacia mearnsii* est un peuplement forestier, formant des plantations commerciales dans plusieurs régions du monde et connu pour sa dynamique invasive. La réflexion sur sa valorisation dans une filière implique donc de faire un état des connaissances liées à ce peuplement forestier. L'objectif de cette section est de contextualiser l'espèce étudiée. En ce sens, nous adoptons d'abord une vision descriptive générale des caractéristiques physiques et des spécificités de la répartition spatiale de l'*Acacia mearnsii*, à l'échelle mondiale, et des voies de sa valorisation commerciale. Puis, nous nous intéressons aux spécificités de sa dynamique invasive avant de mettre en avant les spécificités de son développement sur l'île de la Réunion.

1.1 Description générale

1.1.1 Caractéristiques physiques

L'*Acacia mearnsii*, aussi appelé Acacia noir ou Acacia australien, désigne un peuplement de sous-étage forestier dont les arbres peuvent atteindre jusqu'à 15 m de hauteur à maturité et dont le tronc peut atteindre jusqu'à 35 cm de diamètre (**Figure 1**). De la famille des Fabacées, il se caractérise par ses feuilles vertes bipennées, ses fleurs jaunes, et ses gousses, réserves de graines. Lors de la floraison, l'*Acacia mearnsii* produit des capitules composés de fleurs males (staminées) et hermaphrodites (bisexuées), entrainant un rendement de graine aléatoire (Searle, 1997). Par ailleurs, l'*Acacia mearnsii* se caractérise par sa capacité à fixer l'azote dans le sol, ce qui avantage son développement et celui d'autres peuplements forestiers sur des sols peu fertiles (Boudiaf *et al.*, 2013 ; Souza-Alonso *et al.*, 2017).



Figure 1. Acacia mearnsii en fleur. La photographie a été prise en octobre 2020 dans la forêt des Hauts-sous-le-Vent (La Réunion).

1.1.2 Répartition spatiale de l'*Acacia mearnsii* à l'échelle mondiale

L'*Acacia mearnsii* est une espèce forestière endémique en Australie où elle se développe notamment dans la partie sud-est du territoire (Searle, 1997). C'est également une espèce introduite dans les régions de 41 pays (**Figure 2**). A une échelle plus locale, la répartition des peuplements d'*Acacia mearnsii* est plus diversifiée, tant sur le plan de l'habitat où il peut évoluer sur des collines, des ravins, des vallées et des plaines, que sur le plan des sols, dont il apprécie la profondeur mais aussi la neutralité ou l'acidité et la présence de sable ou d'argiles (Searle, 1997). L'*Acacia mearnsii* peut également former des peuplements monospécifiques denses dans les zones de pâturages (GTIBMA, 2016), se mélanger à d'autres espèces forestières (Piiroinen *et al.*, 2018) ou évoluer dans des zones de faibles densité forestière (Chekchaki *et al.*, 2020).

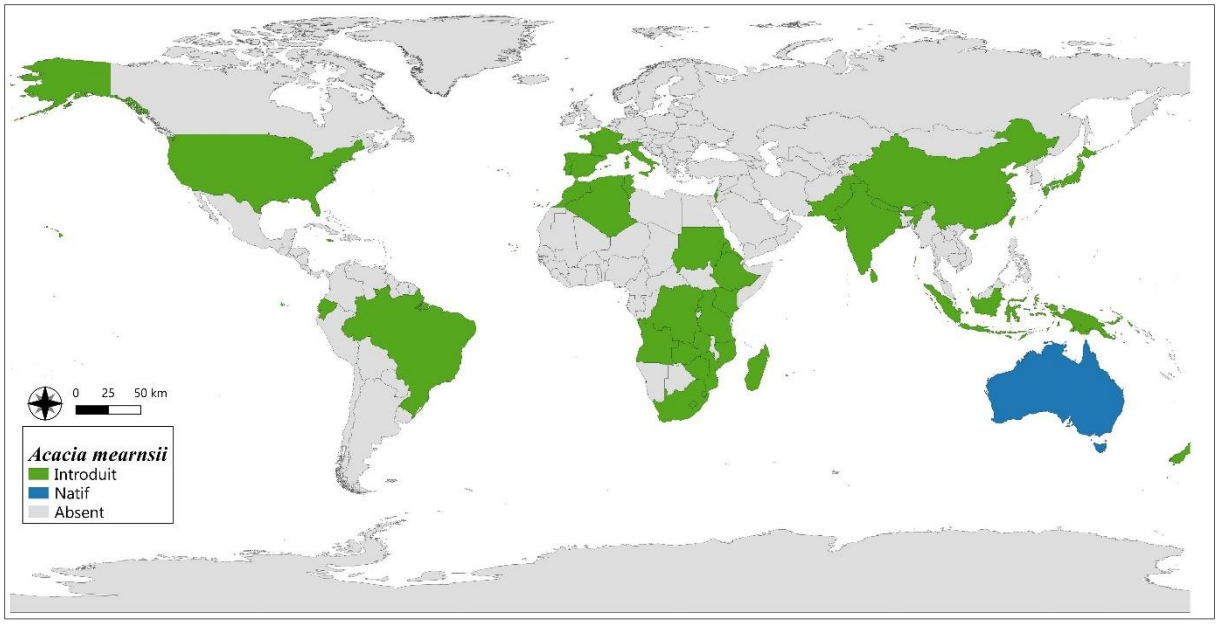


***Figure 2**. Distribution des peuplements d'Acacia mearnsii dans le monde (Souza-Alonso et al., 2017 ; POWO, 2023)*

L'*Acacia mearnsii* est aussi robuste aux tendances météorologiques. Il tolère le gel et la sécheresse et peut pousser sur des sols situés entre 600 et 2 000 m d'altitude. C'est aussi une espèce pyrophile, ce qui veut dire que les incendies peuvent accélérer la germination des graines – dont la viabilité est estimée à 37 ans (Maiden, 1891) – et sensible à la sécheresse, au gel, au pâturage (Searle, 1997) et aux attaques fongiques (Oumar *et al.*, 2019), qui contribuent à modifier la densité de peuplement, et à affecter la disponibilité du gisement pour l'exploitation.

1.1.3 Voies de valorisation d'*Acacia mearnsii*

Sur le plan sylvicole, les qualités de l'*Acacia mearnsii* telles que l'accroissement rapide, le tannin contenu dans la pulpe de l'écorce et le pouvoir calorifique, font de cette espèce une ressource commerciale lucrative (Ho, 1997). Plus particulièrement, l'*Acacia mearnsii* alimente l'industrie anglaise du tannin au 19e siècle, en étant exploité de façon intensive pour améliorer la qualité des biens en cuir et répondre également à la demande mondiale. Sa sylviculture entraine cependant une diminution progressive de la disponibilité de peuplements matures adaptés à la demande, et cela malgré les qualités intrinsèques à l'*Acacia mearnsii*. Parallèlement à l'exploitation intensive se mettent en place des réglementations visant à définir et encadrer sa valorisation en tannin en Australie. Nous pouvons notamment citer les législations portant sur la délimitation de la période de récolte et de la taille des troncs à abattre (Searle, 1997). La filière australienne perd toutefois de son envergure vers la fin du 19e siècle, contrairement aux filières développées dans certaines régions d'Afrique, d'Amérique et d'Asie.

La demande en tannin continue d'augmenter pendant la seconde guerre mondiale, et puis à la fin du 20e siècle, les superficies cultivées dans les principaux pays exportateurs (Afrique du Sud et certains pays d'Afrique de l'Est) diminuent, mais d'autres filières mettent en place de nouvelles formes de valorisation d'*Acacia mearnsii*. Celles-ci se consacrent à la production de copeaux de bois pour alimenter les filières de production d'adhésifs, de pates krafts et de matériaux de préservation du bois. Chan *et al.* (2015) qui traitent notamment des vastes plantations du Brésil (170 000 ha) et d'Afrique du Sud (110 000 ha), expliquent que ces filières reposent sur l'exploitation menée par des propriétaires agricoles et des corporations forestières, avec des cycles de rotation de 6 à 12 ans mis en œuvre pour assurer la pérennité des filières. Les plantations d'*Acacia mearnsii* contribuent également à alimenter les filières bois énergie mais dans une moindre mesure (Searle, 1997 ; Chan *et al.*, 2015).

1.2 Dynamique invasive

1.2.1 Facteurs d'invasion

Les facteurs d'invasion de l'*Acacia mearnsii* sont liés à ses propriétés intrinsèques mais aussi à des éléments extérieurs (Souza-Alonso *et al.*, 2017). Tassin et Balent (2004) les synthétisent en identifiant trois principaux moteurs de l'invasion : les facteurs prédisposants, aggravants et déclenchants.

Les facteurs prédisposants sont liés à la biologie de l'*Acacia mearnsii*, et plus précisément à sa pyrophilie, sa rapidité de croissance et son mode de germination, qui contribuent à créer des conditions favorables à son développement sur des sols nus ou dégradés. Les facteurs aggravants ensuite sont liés aux perturbations du milieu par des aléas naturels ou anthropiques tels que les incendies, les coupes rases et les défrichements. Ces facteurs créent « une fenêtre d'invasion », c'est-à-dire une période propice à la germination et à la croissance des peuplements d'*Acacia mearnsii*. Les facteurs déclenchants enfin sont plus difficiles à identifier car ils définissent une situation ou un évènement, pour lesquels les conditions sont favorablement réunies, pour provoquer spontanément un effet.

1.2.2 Gestion de la dynamique invasive

En raison de sa dynamique invasive, l'*Acacia mearnsii* est perçu comme une source d'avantages économiques mais aussi comme une menace environnementale. La littérature aborde la question de l'invasivité en décrivant ses impacts positifs et négatifs et en soulevant la nécessité de suivre l'évolution de la répartition spatiale pour mettre en place des modes de gestions appropriés (Tassin et Balent, 2004 ; Souza-Alonso *et al.*, 2017). Le traitement de la question de l'invasivité donne également lieu à des mesures politiques visant à développer des exploitations dont les retombées économiques, environnementales et sociales sont durables. A titre d'exemple, en Afrique du Sud, la

politique nationale en matière de gestion environnementale classe les espèces exotiques envahissantes selon quatre catégories, et plus particulièrement l'*Acacia mearnsii* dans la catégorie 2, laquelle implique de posséder un permis pour exploiter ce peuplement en dehors des zones protégées ; ces dernières étant le lieu de stratégies d'éradication (Crecy, 2020).

1.3 L'*Acacia mearnsii* à la Réunion

1.3.1 Motifs d'introduction d'*Acacia mearnsii* à l'Ile de la Réunion

Sur l'île de la Réunion, l'introduction d'*Acacia mearnsii* résulte principalement de la volonté de favoriser l'assolement des cultures de géraniums. Tassin (2002) suggère que les premières plantations soient liées à la réglementation de 1941 sur les défrichements, laquelle aurait entrainé une pénurie de bois pour les cultivateurs de géranium. L'assolement, qui est une technique de succession de cultures sur une même parcelle, a donc été considéré comme une solution pertinente pour maintenir la fertilité des sols, et notamment grâce à l'*Acacia mearnsii*, essence reconnue pour exceller dans la fixation d'azote et de nutriments dans le sol (Sherry, 1971 ; Muller *et al.*, 2006 ; Chan *et al.*, 2015). Un autre motif est évoqué par Tassin (2002). Il suggère également que ces plantations soient liées au recours de la jachère arborée, qui consiste à laisser des arbres pousser sur une parcelle en friche pour favoriser la régénération de la végétation. En ce sens, l'utilisation d'*Acacia mearnsii* dans la jachère arborée aurait contribué à accélérer la restauration de la fertilité des sols, par rapport à une pratique de jachère naturelle.

Des plantations se développent ainsi dans les communes de Saint-Paul, Saint-Leu, Saint Louis, Le Tampon, et plus particulièrement sur les parcelles non reprises par le Tamarin (*Acacia heterophylla*). Dans les années 1960, le déclin de l'industrie du géranium laisse en friche une multitude de parcelles, marquant ainsi les « premiers foyers d'invasions » d'*Acacia mearnsii* (Tassin, 2002).

1.3.2 Actuels peuplements d'*Acacia mearnsii* à la Réunion

Sur l'île de la Réunion, la répartition spatiale d'*Acacia mearnsii* est hétérogène, bien que ce soit un peuplement forestier qui se situe principalement dans les Hauts de la Réunion, et que l'Office National des Forêts (ONF) qualifie, à juste titre, de peuplement forestier de montagne. L'hétérogénéité des peuplements se traduit d'abord par leur étendue spatiale. Les peuplements d'*Acacia mearnsii* se développent notamment dans trois principaux espaces (**Figure 3**). La tâche la plus étendue s'étend sur les communes de Saint Paul, de Trois-Bassins et de Saint Leu. D'autres taches plus petites, se situent dans les secteurs de Saint Paul, Petite-île et Le Tampon. Ensuite, l'hétérogénéité des peuplements se traduit par leur distribution dans différentes zones administratives. Cette répartition suggère l'existence de différents modes de gestions des peuplements forestiers. Sur la carte, la tâche la plus à

l'Ouest situe l'interface de trois régimes administratifs différents. Il s'agit du domaine public géré par l'ONF, du domaine protégé par le Parc National, et du domaine privé.

Les connaissances sur la répartition spatiale des peuplements d'Acacia à la Réunion sont donc bien établies (DRR, 2018), mais pourraient toutefois nécessiter des travaux complémentaires pour affiner et mettre à jour la cartographie de leur répartition spatiale, tout en apportant des précisions aux questions relatives aux quantités de bois exploitables, aux conditions d'accessibilité aux gisements et aux centrales, aux couts et aux impacts de cette exploitation.

En effet, la volonté de développer une filière bois énergie peut justifier le besoin d'évaluer précisément la répartition spatiale d'*Acacia mearnsii*. En ce sens, il pourrait être intéressant de confronter les inventaires actuels de l'*Acacia mearnsii*, qui sont les produits de campagnes de localisation du peuplement forestier sur le terrain, puis de photo-interprétation et de croisement avec d'autres sources productrices de données – à des cartographies obtenues avec des méthodes de télédétection, permettant notamment de visualiser des zones inaccessibles à l'Homme (Arasumani *et al.*, 2018). Cela pourrait permettre d'avoir une estimation plus fine de la distribution spatiale de l'*Acacia mearnsii*, et de mettre à jour les inventaires actuels, tout en contribuant à estimer également de façon plus fine, les quantités de bois accessibles et exploitables et les performances des chaines d'approvisionnement.

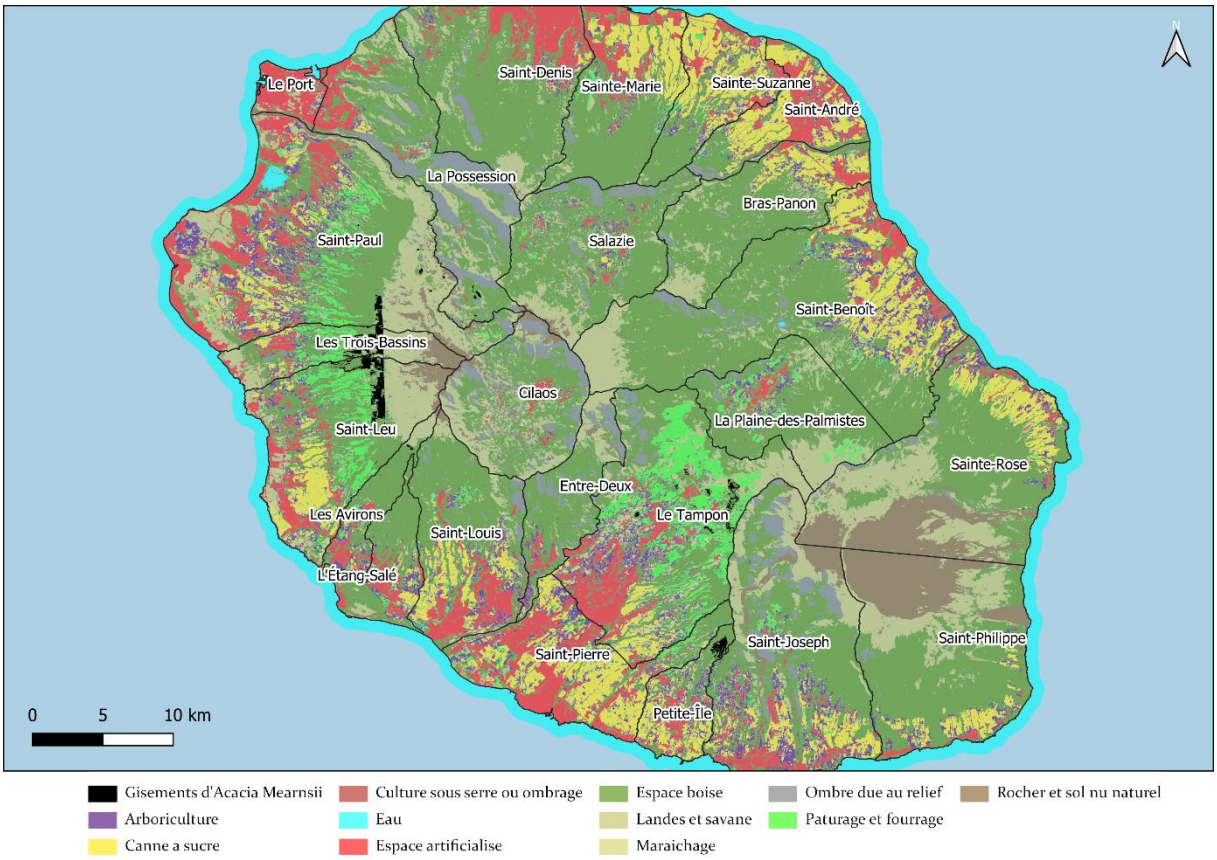


Figure 3. *Répartition spatiale d'Acacia mearnsii (ONF, 2019); carte d'occupation du sol (Dupuy et al., 2020))*

1.3.3 Gestion d'*Acacia mearnsii* à la Réunion

La gestion d'*Acacia mearnsii* est complexe en raison de son statut d'EEE. L'implantation d'*Acacia mearnsii* est interdite par l'arrêté préfectoral portant sur les Bonnes Conditions Agricoles et Environnementales à la Réunion (DAAF, 2023). Dans le Parc National où l'invasion par *Acacia mearnsii* est avérée, des stratégies de prévention, de préservation de la biodiversité naturelle et d'information sont mises en place pour lutter contre son invasion (CRFB, 2021). En dehors du Parc National, quelques zones forestières sont exploitées par les charbonniers qui valorisent ce bois dans une filière qu'on pourrait qualifier d'artisanale (Audouin *et al.*, 2016 ; Giovannini, 2017 ; ONF, 2018). L'exploitation reste cependant marginale.

Considérant ces différents modes de gestion, le développement d'une filière industrielle peut reposer sur un gisement se développant naturellement puisqu'il bénéficie d'une banque de graine importante et d'un caractère pyrophile. Des questions se posent cependant sur la pérennité temporelle d'une telle filière basée sur une espèce dont la plantation est interdite, et le développement est assuré par la conjoncture, mais aussi sur les itinéraires techniques à mettre en place.

******

Sur l'île de la Réunion, la filière bois énergie naissante peut tirer profit des spécificités de l'*Acacia mearnsii*, telles que son accroissement rapide, sa pyrophilie, son adaptabilité à différents sols et sa présence dans différents secteurs de l'île. Cependant sa distribution dans les Hauts de l'île pose la question de l'accessibilité.

D'autres questions se posent également pour la mise en place d'une filière bois énergie. Elles portent notamment sur différents aspects d'une filière bois énergie, tels que la disponibilité du gisement, les techniques d'exploitation et leurs performances. La télédétection peut donc s'employer comme outil de localisation et de caractérisation des peuplements d'*Acacia mearnsii* à l'échelle de l'île ou de sous-secteurs, dans des espaces plus ou moins accessibles à l'homme, et pour un coût relativement modéré. Les méthodes d'évaluation des techniques d'exploitation et de leurs performances peuvent également contribuer à mesurer l'accessibilité des peuplements forestiers, et le poids des différentes opérations de transformation et de transport associées aux à leur exploitation.

Les sections suivantes présentent les méthodes appropriées à l'objet de notre étude.

2 La télédétection comme moyen de localisation et de caractérisation des gisements forestiers

Pour mettre en évidence le gisement forestier existant sur un territoire, la télédétection est une méthode efficace qui permet d'acquérir des données sur des objets observés sans contact direct avec l'instrument d'observation utilisé. De cette façon, elle permet de visualiser des zones difficilement voire inaccessibles à l'homme, tout en permettant aussi d'extraire des informations sur de vastes zones, et donc de réduire les couts d'acquisition de données.

Les données sont enregistrées par un capteur embarqué sur une plateforme, puis elles sont traitées dans une station de réception, avant d'être distribuées, généralement sous forme d'image. Les capteurs sont dits passifs lorsqu'ils détectent uniquement l'énergie émise ou réfléchie naturellement par l'objet – c'est le cas des capteurs optiques ou thermiques - et actifs lorsqu'ils émettent un rayonnement et mesurent celui réfléchi par la cible – c'est le cas des capteurs Lidar ou radar (**Figure 4**). Puisque la réflexion de l'énergie et la taille des objets ciblés varient dans l'espace, le choix du capteur doit être adapté aux objectifs de l'évaluation. Une attention particulière doit être portée à la résolution spectrale et spatiale du capteur.

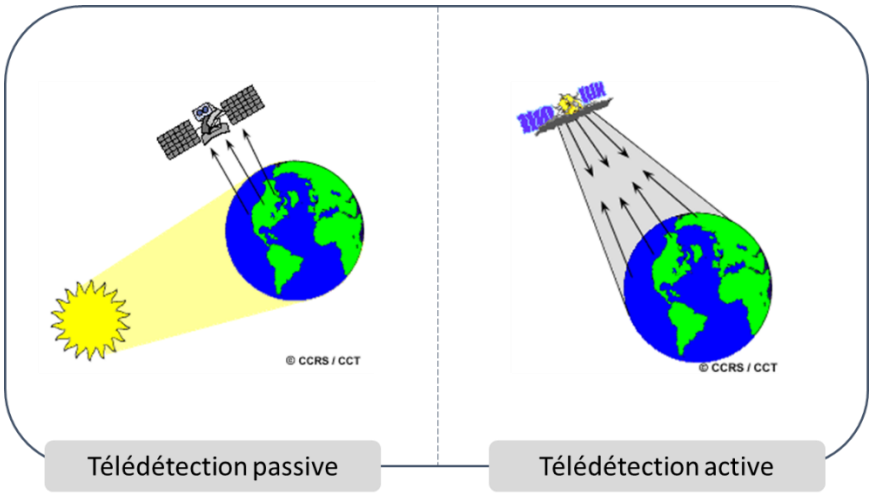


Figure 4. Type de capteurs de télédétection (source : ressources-naturelles.ca).

La télédétection peut ainsi répondre aux besoins liés aux développement d'une filière bois énergie, en permettant de localiser et de caractériser l'état de la surface du sol, et notamment des peuplements forestiers et des milieux (White *et al.*, 2016), ou en s'appliquant à la mise en évidence des zones d'exploitation telles que les pistes forestières ou les trouées d'abattage (Gond *et al.*, 2003 ; Bourbier *et al.*, 2013). La présente section se concentre sur les méthodes employées pour localiser et caractériser les gisements forestiers à partir de données optiques (§2.1) avec des applications pour l'*Acacia mearnsii* (§2.2), et les limites des méthodes existantes (§2.3).

2.1 Méthodes de télédétection optique appliquées à la cartographie des peuplements forestiers

L'utilisation de la télédétection optique est plus appropriée pour localiser les gisements forestiers sur de vastes territoires. Elle bénéficie aussi de l'avantage de s'appliquer à des données captées régulièrement. Compte tenu de ces atouts, nous avons choisi cette approche pour localiser les peuplements d'*Acacia mearnsii* sur l'île de la Réunion. Nous détaillons ainsi les principales méthodes de télédétection optique dans les sous sections suivantes.

2.1.1 Méthodes de classification

En télédétection optique, les méthodes de localisation et de caractérisation des éléments représentés sur une image, sont des méthodes de classification. Elles consistent à associer les individus d'une image –pixels d'un côté, ou groupes de pixels, appelés objets, d'un autre côté – à un certain nombre de classes d'information (**Figure 5**).

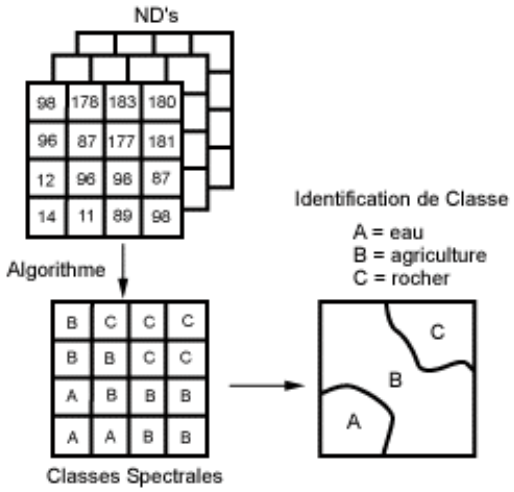


Figure 5. Principe de la classification. Source (https://ressources-naturelles.canada.ca/)

2.1.1.1 Approche orientée pixel ou objet

L'approche orientée pixel consiste à attribuer une classe à chaque pixel de l'image. Elle peut ainsi permettre de caractériser les peuplements forestiers dont les caractéristiques spectrales sont similaires. En revanche cette approche peut engendrer des temps de calculs longs, dès lors que l'image couvre de très larges étendues ou se compose d'une très grande quantité de pixels, tout en produisant une cartographie bruitée (« effet poivre et sel ») du fait de la forte variabilité spectrale des pixels de l'image (Blaschke, 2010 ; Wang *et al.*, 2018 ; Deur *et al.*, 2021). A l'inverse, l'approche orientée objet associe une classe à chaque groupe de pixels de l'image. Les objets sont générés par un processus de segmentation qui va tenir compte de l'homogénéité spectrale des pixels voisins. En regroupant les pixels, cette méthode permet d'apporter des éléments de discrimination de la couverture du sol dès les pré-traitements de l'image. Elle conduit également à faciliter les post-traitements, souvent laborieux, de la cartographie résultante, et s'adapte aux images à très haute résolution spatiale. Cependant, nous pouvons noter la segmentation comme une principale limite à l'approche orienté objet. En effet, la précision de la cartographie résultante dépend de la qualité de la segmentation (Deur *et al.*, 2021). Pour décrire les différents écueils liés à la segmentation et leurs conséquences sur la fiabilité cartographique, Liu (Liu et Xia) parle de sur-segmentation et de sous-segmentation. La sur-segmentation définit la délimitation de segments si petits qu'ils ne capturent pas les propriétés réelles des objets observés, tandis que la sous-segmentation définit des segments si grands qu'ils capturent les propriétés spectrales de différents objets observés. Dans les deux cas, ces écueils conduisent à réduire la qualité de la classification, et peuvent être évités en comparant les méthodes de segmentations et leurs résultats.

2.1.1.2 Approche non supervisée ou supervisée

La classification non supervisée est une méthode courante d'attribution automatisée de classes sur la base unique des caractéristiques texturales et radiométriques de l'image. Cette approche est soutenue par un ensemble d'algorithmes de regroupement qui, à l'aide d'un processus itératif, se basent notamment sur les différences spectrales mesurées entre les pixels ou les groupes de pixels, pour différencier un certain nombre d'occupations du sol. La qualification de ces clusters intervient *a posteriori* et nécessite des connaissances du terrain (Moore, 1979).

A l'inverse, la classification supervisée repose sur la constitution d'un jeu de données d'apprentissage par la labellisation de pixels ou de groupes de pixels à partir de connaissances données par l'utilisateur, en amont de la classification. Ces connaissances sont formalisées par une base de données d'entrainement généralement constituée à partir de données collectées sur le terrain. L'intersection de ces données aux variables de classification va permettre au modèle d'apprendre à reconnaitre les objets et leurs classes puis de prédire leur appartenance (Moore, 1979 ; Ismail *et al.*, 2009).

2.1.2 Algorithmes de classification supervisée

Parmi les algorithmes de classification supervisée les plus courants nous pouvons citer le Random Forest (RF) et les Machines à Vecteur de Support (SVM). La différence entre ces deux algorithmes tient à la dimension spatiale qui est plus concrètement prise en compte par l'algorithme SVM, lequel distingue les différentes classes à partir de la construction d'un hyperplan (Sharma *et al.*, 2022). L'algorithme du RF attribue en revanche les différentes classes à l'issu d'un vote majoritaire établit à partir d'arbres de décisions (Breiman, 2001 ; Cutler *et al.*, 2011). Des études ont montré que les résultats issus de l'application de ces deux algorithmes sont très proches, et que le choix entre l'un ou l'autre algorithme peut être relativement motivé par la structure du milieu forestier, et tendre vers le SVM pour un milieu forestier homogène et RF pour un milieu forestier hétérogène (Raczko et Zagajewski, 2017 ; Zhao *et al.*, 2019). En outre, ces algorithmes s'adaptent bien à de petits jeux de données, à la différence d'algorithmes d'apprentissage profond (*deep-learning*) tels que les réseaux de neurones qui performent également à la classification mais nécessitent une quantité de données d'entrainement et un temps de calcul important (Grabska *et al.*, 2020).

2.1.3 Evaluation de la qualité de la classification

L'évaluation de la classification consiste à mesurer la performance de l'algorithme de classification (Tharwat, 2020). Les indicateurs les plus souvent utilisés s'appuient sur la base de données d'entrainement, utilisée pour la classification, et divisée entre des données d'apprentissage

et des données de validation. Ils permettent notamment d'évaluer les taux de bonnes prédictions, les confusions, mais aussi la précision globale du modèle de classification. De cette façon, ils donnent une vision partielle de la qualité de la classification, basée sur les performances du modèle de classification.

Une vision plus globale de la qualité de la classification peut également être donnée en dérivant des indicateurs de confusion et de confiance en considérant l'ensemble des objets de la classification (Prasad et Arora, 2015). Cependant cette solution est encore peu utilisée dans les applications de techniques de classification d'images satellitaire, alors qu'elle permettrait de nuancer les prédictions et de faciliter le processus de post-classification, de correction des erreurs de classification. En d'autres termes, au lieu de se limiter à évaluer uniquement la classification sur la base des données d'entrainement, cette méthode prend en compte l'ensemble des objets classifiés. Cette approche contribue également à cerner les zones d'incertitude. Elle fournit donc des informations essentielles pour la post-classification, et le renforcement de la fiabilité de la carte résultante.

2.2 Utilisation de la télédétection pour cartographier les gisements d'*Acacia mearnsii*

Les travaux de télédétection sur l'*Acacia mearnsii* sont nombreux. Les méthodes employées s'appuient notamment sur des données acquises par des capteurs passifs ou actifs. Dans les applications de télédétection optique, les données utilisées ont généralement une résolution spatiale moyenne ou haute (Masemola *et al.*, 2019 ; Oumar *et al.*, 2019 ; Chekchaki *et al.*, 2020). D'autres travaux s'appuient sur des données de très haute résolution spatiale, acquises par des capteurs optiques multispectraux (Peerbhay *et al.*, 2014 ; Massetti *et al.*, 2017 ; Piiroinen *et al.*, 2018 ; Arasumani *et al.*, 2021), ou LiDAR (Adhikari *et al.*, 2017 ; Kishore *et al.*, 2020). Les objectifs de ces travaux visent donc à mettre en évidence la répartition spatiale du gisement mais aussi, les caractéristiques biophysiques des peuplements.

2.2.1 Données de télédétection : un compromis entre résolutions spectrale, spatiale et temporelle

L'objectif ici est de présenter les principales caractéristiques des données de télédétection à travers des exemples d'utilisations pour la caractérisation des espaces forestiers, à partir de données optiques, Lidar et radar.

2.2.1.1 Données optiques

Les données optiques permettent de caractériser les éléments qui recouvrent la surface de la Terre à partir de la mesure du rayonnement électromagnétique réfléchi par ces éléments dans le domaine visible et infrarouge. Leurs principales caractéristiques sont (Kumar *et al.*, 2015) :

- la résolution spatiale du capteur, c'est-à-dire, la capacité du capteur à distinguer les détails sur la surface de la terre. La résolution spatiale correspond donc à la taille minimale des objets observables, étroitement liée à la taille de chaque pixel de l'image ;
- la répétitivité des prises de vue qui définit la résolution temporelle ;
- la résolution spectrale qui caractérise la capacité d'un capteur à distinguer des signaux de longueurs d'onde différentes. Les données multispectrales peuvent généralement contenir jusqu'à 6 bandes spectrales tandis que les données hyperspectrales peuvent se composer d'une centaine de bandes spectrales.

Largement utilisées, les données multispectrales ou hyperspectrales s'avèrent pertinentes pour distinguer les spécificités spectrales des différentes espèces forestières, comme en témoignent des études antérieures (Joshi *et al.*, 2004 ; Kumar *et al.*, 2015 ; White *et al.*, 2016). Les données de résolution spatiale modérée (supérieure à 100 mètres), offrent une fauchée du capteur, importante, ainsi qu'une répétitivité des prises de vue, et peuvent ainsi être privilégiées pour évaluer les peuplements forestiers aux échelles nationales ou continentales. En revanche, les données ayant une haute (10 à 100 mètres) ou très haute résolution spatiale (inférieure à 10 mètres) sont, quant à elles, plutôt réservées pour des évaluations à une échelle locale.

2.2.1.2 Données LiDAR

Les données LiDAR permettent de caractériser la structure des peuplements forestiers observés. Elles peuvent servir à caractériser les propriétés intrinsèques à l'arbre telles que la hauteur, le diamètre du tronc et estimer les caractéristiques du peuplement telles que le volume de bois existant et la quantité de biomasse, à partir des coordonnées XYZ des points de retour des impulsions lumineuses (**Figure 6**). Ces données permettent ainsi de caractériser la surface foliaire de forêts localisées en milieu tropical et montagneux au Kenya (Piiroinen *et al.*, 2018), d'affiner la localisation et la caractérisation des gisements forestiers dans des milieux hétérogènes (Cho *et al.*, 2012 ; Piiroinen *et al.*, 2017).

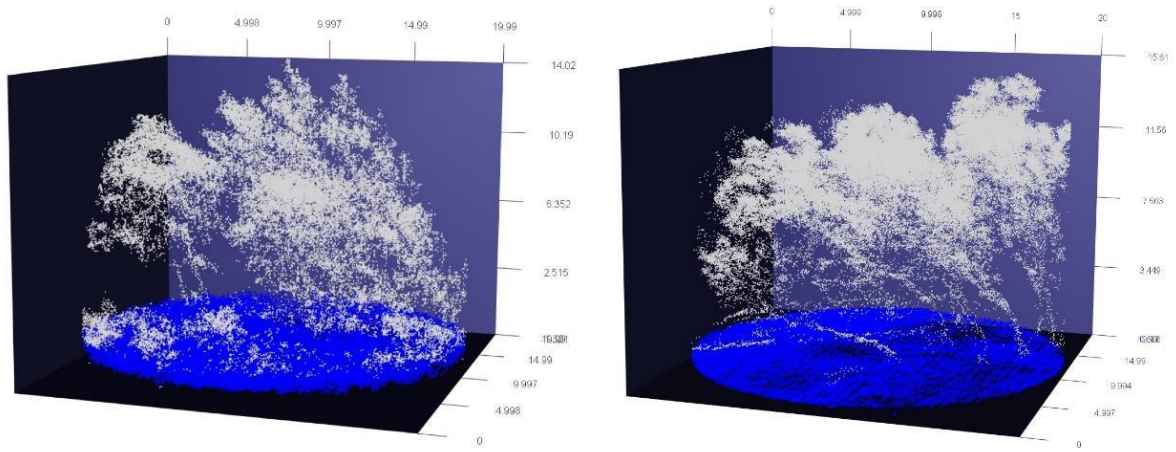


Figure 6. Nuage de points après pré-traitements de données LiDAR. Les points bleus ont été classés comme sol, les points blancs ont été classés comme végétation (Xia, 2023)

2.2.1.3 Données RADAR

Comme le LiDAR, les capteurs Radar sont des capteurs actifs qui permettent de collecter des informations sur la nature et la structure des peuplements forestiers observés (Martinez *et al.*, 2000 ; Kumar *et al.*, 2015). Les capteurs radar, qui peuvent être embarqués à bord de satellites, émettent des ondes radios, qui vont permettre de restituer les objets observés sous forme de signaux. Ces capteurs sont d'ailleurs de plus en plus appliqués aux évaluations forestières réalisées dans les tropiques en raison de leur capacité à traverser les couvertures nuageuses (Arasumani *et al.*, 2018), pour la détection des coupes (Ballère *et al.*, 2021) ou la caractérisation de la diversité des peuplements (Bae *et al.*, 2019).

2.2.2 Approche mono-date ou multi-temporelle

La télédétection optique peut amener à traiter une ou plusieurs images d'une même zone. Cela dépend des conditions d'acquisition des données et des objectifs de l'étude. L'approche mono-date peut permettre de localiser précisément les peuplements forestiers. A titre d'illustration, Chekchaki *et al.* (2020) s'appuient sur les 8 bandes spectrales d'une image captée par le satellite Landsat 8 pour cartographier les sites envahis par l'*Acacia mearnsii* et 17 autres classes forestières. Ils obtiennent un modèle de classification dont la précision globale atteint 93 %. Oumar *et al.* (2019) s'appuient également sur les caractéristiques spectrales d'une image Landsat 8 pour identifier les zones où les forêts d'*Acacia mearnsii* sont infestées par le champignon *Uromycladium Acaciae*. La précision globale de leur modèle s'élève à 88 %. Pour améliorer la détection de multiples peuplements forestiers, d'autres approches vont aussi plus loin, en utilisant une image de résolution spatiale plus fine. A titre d'exemple, Kishore *et al.* (2020) localisent ainsi près de 24 essences forestières différentes

avec une précision globale de 92 % tout en identifiant avec précision les zones de mélange avec l'*Acacia mearnsii*.

En tirant partie de la résolution spatiale ou spectrale de l'image, l'approche monodate peut être pertinente pour détecter les peuplements forestiers à un instant donné. Cependant cette approche ne permet pas d'établir le profil saisonnier ou annuel des peuplements forestiers, puisqu'elle se limite à l'extraction de leur signature spectrale ponctuelle. Pour suivre l'évolution temporelle des peuplements forestiers, l'approche dite multi-temporelle semble plus adaptée. Elle consiste à détecter et caractériser des peuplements forestiers en fonction de leur cycle biologique. Une série de travaux notamment portés par Masemola & al. (2019 ; 2020a ; 2020b) démontrent ainsi la capacité du capteur du satellite Sentinel 2 à mettre en évidence les différents peuplements forestiers et notamment l'*Acacia* mearnsii. Ils montrent également des résultats plus précis pour les mois de février à avril, qui peuvent être corrélés aux mois de floraison des peuplements d'*Acacia mearnsii* en Afrique du Sud.

D'autres études montrent en revanche la détection difficile – à partir de données optiques – de peuplements forestiers partageant des compositions chimiques proches (Youngentob *et al.*, 2012). Cela peut expliquer les confusions de classification entre les peuplements d'*Acacia mearnsii* et *dealbata* (Masemola *et al.*, 2020a) ou *salicina* (Paz-Kagan *et al.*, 2019).

2.2.3 Variables de classification

Pour affiner la discrimination des peuplements forestiers en soulignant des caractéristiques telles que la densité du couvert végétal, la présence d'eau et par extension le stress hydrique, l'influence des sols, la télédétection optique peut s'appuyer sur des variables de classification. Les variables de classification font le lien entre les propriétés optiques des éléments qui recouvrent le sol et les mesures radiométriques relevées dans les différentes bandes spectrales. Pour ce faire, les études recourent largement aux indices spectraux (Kumar *et al.*, 2015), produits par la mesure de l'écart des réflectances entre les bandes spectrales ou la variabilité de la réflectance dans une bande spectrale.

Dans le cas plus particulier de la détection d'*Acacia mearnsii*, plusieurs études montrent que les indices radiométriques les plus pertinents sont liés aux bandes spectrales rouge et proche infra-rouge (Große-Stoltenberg *et al.*, 2018 ; Oumar *et al.*, 2019 ; Masemola *et al.*, 2020a). En analysant chimiquement et spectroscopiquement la biomasse foliaire de 18 espèces d'*Acacia*, Große-Stoltenberg *et al.* (2018) montrent notamment des différences significatives entre les traits foliaires des espèces *Acacia* envahissantes et endémiques. La teneur en azote joue notamment un rôle primordial dans la distinction de leur signature spectrale, entrainant par conséquent, une prédiction satisfaisante de leurs paramètres biochimiques. Masemola & al. (2020a) constatent également que les bandes spectrales liées au rouge sont les plus performantes pour la caractérisation multi-temporelle d'*Acacia mearnsii*.

Ils font notamment l'hypothèse que cette sensibilité peut s'expliquer par les capacités fixatrices d'azotes de l'espèce australienne envahissante.

Une autre difficulté dans la détection des peuplements forestiers réside dans la complexité du milieu forestier étudié. Les études cherchant à caractériser de multiples peuplements forestiers tendent en effet à réagréger les classes dont les caractéristiques spectrales sont excessivement proches. Dans Massetti *et al.* (2017), les différentes classes Acacia initialement définies sont regroupées en une unique classe pour le modèle de classification final, ce qui permet - en plus d'autres regroupements et de suppressions de classes – d'atteindre une meilleure précision globale, tout en engendrant néanmoins, une perte de précision sur les essences forestières détectées.

2.3 Limites existantes et orientations méthodologiques

2.3.1 Limites existantes

2.3.1.1 Les capteurs

Le choix entre ces données résulte souvent d'un compromis entre résolution spectrale et spatiale du capteur. Il s'agit aussi bien d'arriver à discriminer des peuplements forestiers aux signatures spectrales similaires que des peuplements forestiers de taille et de répartition différente. Les données hyperspectrales semblent donc très appropriées aux applications forestières mais leur pertinence peut être limitée par leur résolution spatiale, souvent moins fine. A l'inverse les données multispectrales compensent la résolution spectrale par une résolution spatiale élevée. Mais leur utilisation implique de générer des indices spectraux adaptés pour mieux caractériser les signatures spectrales des objets observés.

2.3.1.2 Les conditions d'acquisition

L'application de la télédétection peut être limitée par les conditions atmosphériques d'acquisition. En zone tropicale, la couverture nuageuse peut ainsi complexifier la détection des peuplements forestiers. De plus, les couts d'acquisition et la disponibilité des données peuvent également limiter l'accès et l'utilisation aux données de télédétection.

2.3.1.3 Le milieu et la taille des objets observés

L'utilisation de la télédétection peut aussi être limitée par les caractéristiques du milieu et la taille des objets observés. Dans un milieu forestier dense et hétérogène, la discrimination des différentes essences est rendue difficile par les mélanges et la proximité des signatures spectrales des objets observés. Ceci implique de développer des méthodes, selon la disponibilité des données, qui permettent d'exacerber les différences spectrales entre les différentes espèces.

2.3.2 Orientations méthodologiques

2.3.2.1 Prédire la présence, l'absence et l'incertitude

Les méthodes de télédétection mettent principalement l'accent sur les performances du modèle de classification pour évaluer la qualité de la cartographie des peuplements forestiers, contribuant ainsi à observer les résultats sous le prisme de l'absence ou de la présence d'une espèce. L'observation des probabilités d'appartenance et l'évaluation des confusions de classification peuvent néanmoins apporter plus de nuances aux résultats et faciliter le travail de post-classification, lequel vise à corriger les erreurs de classification.

2.3.2.2 Développer un modèle robuste et optimisé

Les applications de la télédétection à l'*Acacia mearnsii* montrent également la nécessité d'explorer les potentiels spectraux et spatiaux des capteurs pour discriminer au mieux l'espèce invasive des autres peuplements forestiers. D'un point de vue technique, cela implique de gérer une grande quantité d'images, aux propriétés parfois redondantes, ce qui peut avoir pour conséquences de limiter les performances du modèle de classification. L'utilisation de méthodes de réduction peut donc être intéressante pour déterminer les variables les plus pertinentes à la classification.

******

Dans cette section nous avons détaillé les méthodes de télédétection permettant de localiser et de caractériser les gisements forestiers. Mais l'évaluation des gisements existants peut être complétée par d'autres méthodes d'évaluation, qui permettent en outre de mesurer l'exploitabilité du gisement, et plus particulièrement son accessibilité à l'échelle de la forêt (Calvert, 2011) et du bassin d'approvisionnement (Gazull, 2009) ainsi que la praticabilité des surfaces supportant les opérations de transformation et de transport en forêt ou en dehors (Zambelli *et al.*, 2012) et les conséquences économiques ou environnementales liées aux choix de ces techniques de transformation et de transport (Cambero et Sowlati, 2014).

La section suivante détaille les méthodes d'évaluation des performances des chaines d'approvisionnement.

3 Evaluation des performances d'une chaine d'approvisionnement en bois

La valorisation énergétique du gisement forestier passe par une série d'opérations, inscrites dans un système qui tient compte à la fois des aspects de production, de transport et de distribution. Cette section s'attache donc à définir ce système d'ancrage et à orienter nos choix méthodologiques en (i) apportant des éléments de définitions des termes de filière et de chaines d'approvisionnement, et des précisions sur les opérations qui composent ce système, (ii) en présentant les indicateurs permettant d'évaluer les performances de ce système.

3.1 Définitions

3.1.1 Filière et chaine d'approvisionnement : des notions ambiguës

Les notions de filière et de chaine d'approvisionnement peuvent prêter à confusion, car elles renvoient toutes deux à l'idée d'un système comprenant un ensemble d'activités qui permettent de réaliser un produit fini. La filière n'a d'ailleurs pas d'équivalent en anglais, où on préfère utiliser les termes de *supply chain* pour définir une chaine d'approvisionnement (Trognon, 2009). En France, certaines nuances peuvent toutefois permettre de dégager des définitions plus claires.

Une filière peut regrouper différentes branches. Plus particulièrement pour la filière bois, on retrouve les branches productives de bois d'œuvre, de bois d'industrie et de bois énergie, dont les produits, alimentent les marchés de la construction, du papier, du carton et de l'énergie. Ainsi la filière bois énergie prend le sens d'un cadre dans lequel des chaines d'approvisionnement se mettent en place, en vue de réaliser un produit fini.

Elle vise à alimenter un marché, au sein duquel se mettent aussi en place des phénomènes de concurrence entre les acteurs formels et informels et les filières bois ou d'énergie fossiles (Pellerin Drion, 2013 ; Banos et Dehez, 2017).

Elle est également influencée par des politiques publiques incitatives, coercitives ou régulatrices, qui agissent sur les comportements des acteurs concernés (Bidet-Mayer *et al.*, 2013). A titre d'exemple, le principe de neutralité carbone qui s'inscrit dans la politique de transition énergétique, vise à compenser les émissions de GES des activités anthropiques par la séquestration carbone. Elle s'inscrit dans un objectif plus large de réduction de l'empreinte carbone des filières dans le cadre de la lutte contre le changement climatique, et contribue de fait à inciter les entreprises à adopter ce principe, dans le calcul de leur bilan carbone (Dodane, 2007).

La filière apparait donc comme un outil au service de politiques publiques visant à garantir l'approvisionnement, mais aussi l'intérêt général (Trognon, 2009 ; Bidet-Mayer *et al.*, 2013). La chaine d'approvisionnement se concentre en revanche sur les flux de matière entre les différents sites d'exploitation. Elle met l'accent sur des processus propres à une entreprise ou un réseau d'entreprises. C'est donc un aspect central et plus restreint de la définition de filière.

La clarification de cette définition nous permet ainsi de dégager un premier choix méthodologique. Celui-ci consiste notamment à recentrer le sujet sur la notion de chaine d'approvisionnement. Les différentes opérations d'une chaine d'approvisionnement sont détaillées dans les sous-sections suivantes.

3.1.2 Décomposition d'une chaine d'approvisionnement en bois énergie

Les différentes opérations d'une chaine d'approvisionnement sont illustrées sur la **Figure 7**. Elles peuvent être regroupées en trois catégories : les opérations de transformation, de transport et de redistribution.

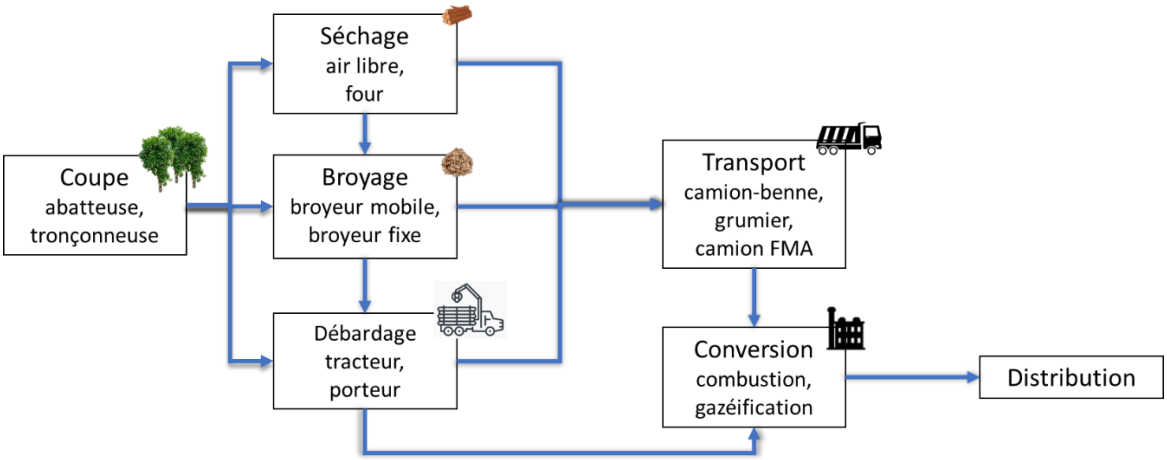


***Figure 7**. Exemple d'organisation d'une chaine d'approvisionnement illustrant les opérations et les modes associés.*

3.1.2.1 Les opérations de transformation

Dans la **Figure 7**, les opérations de transformation correspondent aux opérations de récolte (coupe ou collecte de sous-produits), de stockage, de pré-traitement et de conversion.

La récolte des produits forestiers correspond à la première maille de ces systèmes. Lors de prélèvements directs, le bois est coupé manuellement ou mécaniquement. Plus précisément, il est abattu et mis en javelles, pour faciliter l'exécution des opérations suivantes. Mais il peut aussi provenir d'autres filières, sous la forme de sous-produits.

L'étape du séchage vise ensuite à réduire de la teneur en eau dans le bois. Il existe différents modes de séchage du bois qui peuvent être répartis selon l'espace de réalisation. Pour un séchage à

l'air libre, le bois est ressuyé à la faveur des phénomènes naturels, plus particulièrement des rayonnements solaires et du vent. A l'inverse, un séchage dans un espace clos de type hangar ou plateforme de stockage/séchage est paramétré par l'opérateur, pouvant contrôler et réguler la température et la circulation de l'air.

L'étape de broyage consiste à transformer le bois en fragments plus adaptés au procédé de valorisation, par exemple en plaquettes forestières qui est un type de combustible très utilisé dans les chaudières industrielles. D'autres transformations plus complexes consistent par exemple à densifier les produits bois en granulés (ou pellets). La production de bois buche ne requiert pas de broyage mais une opération de façonnage/fendage, où l'opérateur sectionne le bois en tronçons de même longueur.

La conversion enfin consiste à transformer le produit forestier en énergie ou autre produit destiné à d'autres marchés par des procédés qui dépendent des finalités visées (chaleur, électricité ou carburant). Dans les systèmes bois énergie la conversion par combustion est la plus répandue pour la production de chaleur et/ou électricité.

3.1.2.2 Les opérations de transport

Les activités de transport du bois ciblent globalement le processus de circulation d'un véhicule chargé ou déchargé entre les différents sites de transformation. Elles peuvent comprendre le processus de chargement/déchargement.

Dans la forêt, le transport du bois après exploitation comprend le débusquage et le débardage. Il s'agit plus particulièrement d'opérations au cours desquelles le bois est respectivement porté ou trainé hors de la parcelle exploitée, puis jusqu'à un site de dépôt en bord de route ou de piste. Dans ce cas, les modes de transports sont habilités à circuler sur les pistes forestières. Ils correspondent aux tracteurs, tracteurs bennes et porteurs, voire même aux 4x4, par extension à certains cas spécifiques comme les exploitations par certains bûcherons ou charbonniers.

Le lien entre les opérations localisées en forêt et en dehors – telles que des zones industrielles – est fait par des modes de transport habilité à circuler en dehors des pistes forestières. Il peut ainsi s'agir de grumiers pour le transport de grumes, de camion bennes pour le transport de bois foisonnant ou plaquettes, voire de camion à Fond Mouvant (de Avila *et al.*).

3.1.2.3 Les opérations de distribution

Enfin, les activités de distribution définissent les opérations d'injection des grumes, des produits transformés, de la chaleur, de l'électricité sur les marchés. Elles font le lien avec les besoins des différents acteurs économiques en matière de chauffage résidentiel ou industriel.

3.2 Performances des chaines d'approvisionnement

L'évaluation des performances d'une chaine d'approvisionnement consiste à identifier et à comparer les performances (couts et/ou impacts) de chaque opération du système d'approvisionnement. Les sections suivantes passent en vue les principaux indicateurs utilisés dans la recherche (Cambero et Sowlati, 2014) : les indicateurs économiques puis environnementaux.

3.2.1 Indicateurs économiques

Les indicateurs économiques permettent notamment d'estimer la rentabilité des chaines d'approvisionnement, laquelle dépend du rapport entre les dépenses et les revenus (Fao, 2019).

Le cout d'approvisionnement englobe l'ensemble des dépenses liées à l'acquisition de la matière première, en l'occurrence, le bois. Ce sont notamment les couts d'achat du bois auprès des fournisseurs, mais aussi les couts associés au transport de la matière première depuis les sites d'exploitation forestière jusqu'aux usines de conversion. De plus, les couts de stockage, s'il y en a, font également parti des couts d'approvisionnement. D'autre part, les dépenses liées au fonctionnement des opérations sont généralement regroupées dans la catégorie des couts logistiques. Ces dépenses incluent les couts de main d'œuvre associées aux différentes opérations, ainsi que les couts de maintenance des équipements utilisés dans ces opérations. Ces couts logistiques sont essentiels pour assurer le bon fonctionnement de la chaine d'approvisionnement. En ce qui concerne les revenus, ils proviennent principalement des ventes des produits issus de la transformation du bois en énergie, tels que les granulés, les plaquettes et l'électricité.

Les performances économiques d'une chaine d'approvisionnement découlent ainsi de la différence entre les dépenses totales, y compris les couts d'approvisionnement et les couts logistiques, et les revenus générés par les ventes de produit. Toutefois, les performances économiques peuvent être influencées par des facteurs tels que la fluctuation des prix du bois et des couts opérationnels, qu'il convient de considérer pour avoir une vision exhaustive des performances économique de la chaine d'approvisionnement (Cambero et Sowlati, 2014 ; Audouin *et al.*, 2016).

3.2.2 Indicateurs environnementaux

Sur le plan environnemental, chaque maillon qui constitue la chaîne d'approvisionnement, a potentiellement un impact dès lors qu'elle utilise des intrants (électricité, carburant), génère des émissions directes dans l'environnement ou même utilise du matériel dont le cycle de vie doit être intégré. Les impacts environnementaux peuvent être globaux à l'échelle planétaire, comme par exemple les émissions de GES, ou locaux (qualité de l'air et santé humaine, l'eutrophisation des milieux…). Les impacts sont décrits par un certain nombre d'indicateurs quantitatifs ou plus qualitatifs selon les méthodologies, qui permettent dans tous les cas d'alimenter une Analyse Multi Critères

(AMC) de différents scenarios par rapport à un scenario référence. Les approches sont inégalement abouties et normalisées selon les impacts et indicateurs renseignés.

L'Analyse de Cycle de Vie (ACV) est un cadre méthodologique répandu et qui fait référence pour évaluer les impacts environnementaux liés à un produit ou un service depuis le berceau et jusqu'à la tombe (Audouin *et al.*, 2016). Elle permet de quantifier les impacts sur le changement climatique, l'épuisement des ressources, l'eutrophisation des milieux et la santé humaine, dans une logique d'AMC. La démarche globale est cadrée par la norme ISO 14040. D'une façon générale, une fois la question bien identifiée, elle consiste à définir les limites et les étapes d'un système, décrire et quantifier les flux de matière et d'énergie associés à chaque étape et calculer les indicateurs en utilisant des facteurs d'émission issus de bases de données internationales. En utilisant une ACV, il est donc possible de prendre en compte à la fois les impacts globaux et locaux d'une chaine d'approvisionnement en bois énergie (Santos *et al.*, 2019), et d'avoir une vision globale de ses performances environnementales (**Figure 8**). A titre d'exemple, Audouin *et al.* (2016), proposent une étude prospective sur l'opportunité d'une plateforme de gazéification sur l'île de la Réunion, et font notamment le lien avec des problématiques d'approvisionnement en *Acacia mearnsii*, à partir d'une ACV.

Malgré ses avantages, l'ACV présente toutefois l'inconvénient de pas prendre en compte la dimension spatiale des chaines d'approvisionnement et de leurs performances. Notamment, l'ACV agrège les données sur l'ensemble de la chaine d'approvisionnement, ce qui peut masquer des variations des impacts environnementaux intra ou inters territoriaux.

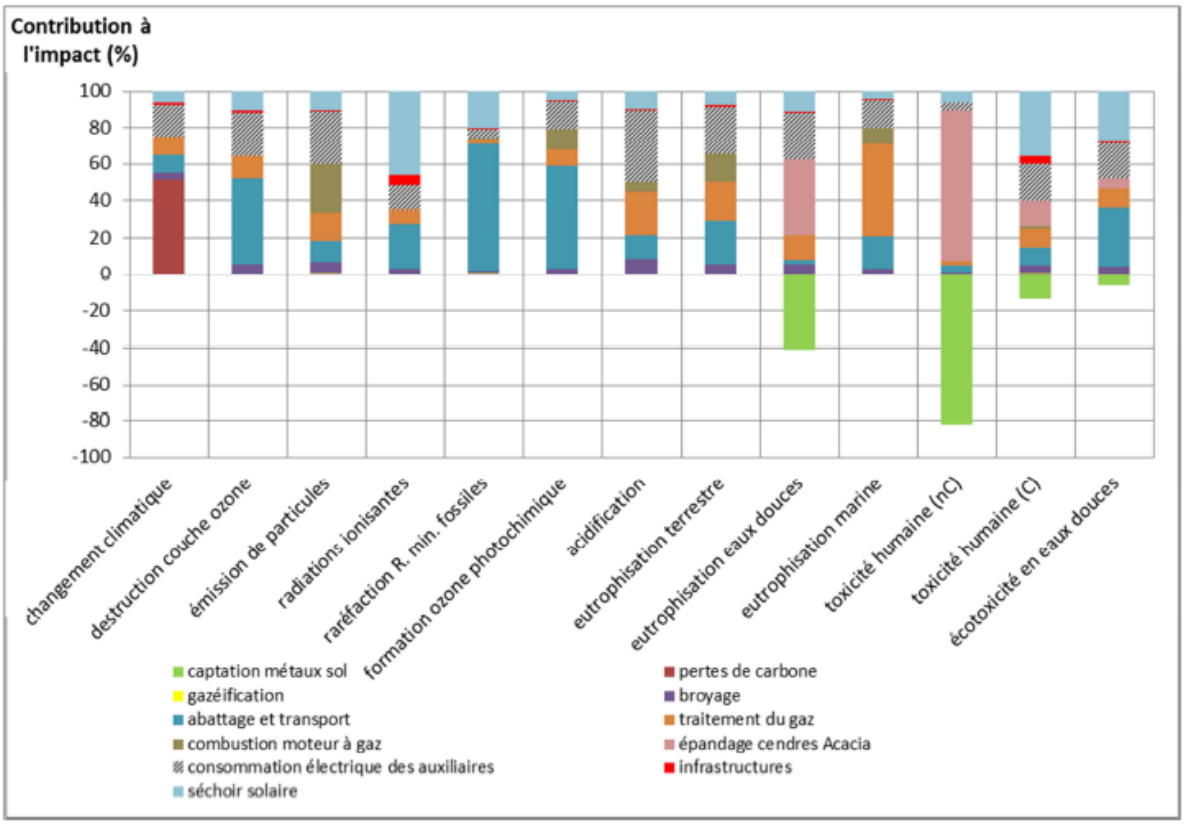


Figure 8. Diagramme de contributions aux impacts environnementaux pour le scénario Acacia (Audouin et al., 2016)

L'empreinte carbone offre également une mesure concrète et quantifiable des performances environnementales des chaines d'approvisionnement. En mesurant la quantité totale de GES émis directement ou indirectement par les opérations de transformation ou de transport du bois, elle peut permettre d'identifier les principales sources d'émissions, et de comparer les performances des différentes opérations.

Différentes échelles permettent aussi de mesurer l'impact de chaines d'approvisionnement. L'échelle globale caractérise notamment les contributions au changement climatique (émissions de GES, de particules, etc.). L'échelle régionale et locale se focalise surtout sur les impacts associés à l'occupation du sol, la biodiversité et la santé.

3.2.3 Dynamiques spatiales et temporelles

Les chaines d'approvisionnement peuvent être amenées à évoluer en raison des dynamiques qui l'affectent. Les dynamiques naturelles, telles que l'alternance saisonnière ou les aléas naturels – incendies, cyclones, etc. – ont une incidence sur les quantités de bois mobilisables dans la chaine d'approvisionnement (Cambero et Sowlati, 2014). Les saisons, en particulier, peuvent affecter l'exploitation forestière, en influençant le développement des arbres et la qualité du bois et en modifiant parfois l'accès aux exploitations forestières et l'efficacité de certaines opérations comme le

séchage ou le stockage. Les aléas naturels induisent également un risque au bon déroulement d'une chaine d'approvisionnement puisqu'ils peuvent bouleverser le paysage forestier, en dégradant le gisement mais aussi les conditions d'accès et d'exploitation.

Les dynamiques anthropiques, liées aux opérations forestières notamment, influencent également la chaine d'approvisionnement dans le temps. L'organisation de la récolte permet de gérer la ressource disponible dans le temps et de contrôler les quantités entrantes dans la chaine d'approvisionnement (Nutto *et al.*, 2016).

Enfin, les caractéristiques du terrain telles que la pente ou le type de sol, peuvent affecter le développement du gisement forestier (de Avila *et al.*, 2017 ; Kübler *et al.*, 2020) et son accessibilité depuis les routes (Atanasiu, 1997 ; Zambelli *et al.*, 2012). Cela impacte de fait la localisation des sites de transformation, les itinéraires pouvant être empruntés par les véhicules de transport, et les quantités de bois transformées. Les opérations d'exploitation peuvent aussi modifier les dynamiques spatiales propres à l'écosystème où se développent le gisement. Elles exercent notamment une pression sur le sol, modifient le paysage forestier et bouleversent par conséquent les dynamiques spatiales faunistiques et florales (Lindenmayer, 1994 ; Jurgensen *et al.*, 1997 ; Ranius *et al.*, 2018).

En résumé, les chaines d'approvisionnement sont soumises à des facteurs naturels et anthropiques qui influencent leur évolution au fil du temps. La prise en compte de ces dynamiques est essentielle pour analyser ou prédire les performances économiques et/ou environnementales d'une chaine d'approvisionnement, et peuvent justifier l'utilisation de techniques de modélisation spatiale et dynamique.

3.2.4 Modélisation spatiale et dynamique des chaines d'approvisionnement avec Ocelet

Pour prendre en compte les dynamiques spatiales et temporelles qui influencent une chaine d'approvisionnement, il peut être pertinent d'avoir recours à un logiciel de modélisation spatiale et dynamique (Frombo *et al.*, 2009). La dimension spatiale peut offrir une interface de manipulation et de visualisation des informations géographiques relatives aux différentes composantes d'une chaine d'approvisionnement. La dimension dynamique participe ensuite à considérer l'évolution de l'information géographique dans le temps et dans l'espace. Les données spatiales ne sont plus statiques, mais dynamiques, car soumises à des facteurs internes ou externes.

A ce titre, Ocelet est un système de modélisation, qui peut être adapté à l'évaluation des performances d'une chaine d'approvisionnement (Degenne P., 2020). C'est en effet un outil développé dans l'UMR TETIS (www.ocelet.fr), qui est à la fois un langage de simulation basé sur la théorie des graphes et aussi, une plateforme de modélisation des dynamiques spatiales. De cette façon, il est –

dans un premier temps – un outil adapté à la représentation d'une chaine d'approvisionnement, compris comme un système de flux de matière entre différentes opérations (Russeil *et al.*, 2023 ; Kleinpeter *et al.*, 2024). Dans un second temps, il repose aussi sur un langage suivant un formalisme qui tend à répondre au besoin de détenir des concepts adaptés à la modélisation des processus paysagers et opérationnel, d'un point de vue sémantique, pour intégrer des données géographiques de différents formats, prendre en compte différentes relations spatiales, générer et exécuter le modèle de simulation, visualiser l'information résultante.

Conclusion

L'*Acacia mearnsii* est l'objet d'étude de nombreux champs disciplinaires. Son caractère invasif et sa capacité à se développer sur des occupations du sol différentes, posent notamment des questions en matière de gestion forestière. En télédétection notamment, la littérature scientifique est riche et concerne notamment des approches qui visent à mettre en exergue sa répartition spatiale et ses caractéristiques. En revanche, les études relatives aux impacts d'une valorisation de ce bois en énergie, sont plus rares, voire inexistantes.

Sur l'île de la Réunion, les recherches portées sur l'*Acacia mearnsii* portent notamment sur l'étude de la dynamique invasive. Une cartographie récente présente aussi la répartition spatiale de ses peuplements (ONF, 2018). Mais des méthodes de télédétection pourraient contribuer à dresser une évaluation plus fine et un suivi automatisé de l'occupation de ces gisements. De la même façon, la combinaison de ces méthodes avec des outils de modélisation spatiale pourraient faciliter l'évaluation des gisements exploitables, tout en donnant une idée des itinéraires adaptés à l'approvisionnement.

Le principal objectif de ce chapitre visait à expliquer différents choix méthodologiques. En ce qui concerne la télédétection, les limites évoquées en 2.3, nous ont amené à mettre en place des méthodes d'évaluation des surfaces existantes à partir de données de télédétection optique, et non LiDAR en raison de l'absence de données disponibles en 2020-2021, et par ailleurs, à choisir une image de très haute résolution spatiale pour localiser les peuplements d'*Acacia mearnsii* à la Réunion.

Pour l'évaluation des performances de la chaine d'approvisionnement, nous avons fait le choix de nous concentrer sur les performances environnementales et avons plus particulièrement développé un modèle d'évaluation des émissions de GES d'une chaine d'approvisionnement, en nous appuyant notamment sur les données collectées à partir de la méthode de télédétection.

Chapitre 2
Zone d'étude et données

Introduction **37**

1 Description de la zone d'étude **38**

1.1 L'île de la Réunion 38

1.2 Zone d'étude : La forêt des Hauts-sous-le-Vent 41

2 Données **46**

2.1 Carte de végétation et images satellitaires de la zone d'étude 46

2.2 Données géographiques 49

2.3 Données collectées sur le terrain 51

Conclusion **57**

Introduction

Dans ce chapitre, nous justifions le choix de la zone d'étude et des données utilisées pour répondre aux objectifs de la thèse.

La première section décrit la zone d'étude, située dans la forêt des Hauts Sous Le Vent à la Réunion, et identifiée comme étant la principale zone de l'île où se développent les gisements d'*Acacia mearnsii*, et où se mettent en place des expérimentations évaluant l'approvisionnement des centrales thermiques avec ce bois. Les éléments relatifs à la géographie de l'île et de la zone d'étude, à la description des peuplements forestiers qui se développent autour des peuplements d'*Acacia* sont donc fournis pour avoir une vision globale et détaillée de la zone d'application de la thèse, et des enjeux qui en découlent.

La seconde section de ce chapitre présente les données mobilisées : données forestières, images satellitaires, données de caractérisation de la géographie de la zone d'étude, et données acquises sur le terrain. Elle vise plus particulièrement à présenter une typologie de classes, catégorisant les peuplements forestiers en phase avec nos objectifs.

1 Description de la zone d'étude

Pour rappel, cette thèse porte sur le développement d'une filière bois énergie, alimentée par les gisements d'*Acacia mearnsii*, sur l'île de la Réunion. Dans cette section, nous décrivons succinctement les caractéristiques géographiques de l'île de la Réunion pour mieux introduire et justifier la zone que nous avons choisi d'étudier, la forêt des Hauts-Sous-le-Vent (HSV).

1.1 L'île de la Réunion

Localisée dans l'Océan Indien à 300 km Est de l'île de Madagascar, l'île de la Réunion est un territoire de près de 2 512 km², situé dans l'archipel des Mascareignes et caractérisé par la diversité de ses écosystèmes (Strasberg *et al.*, 2005). Vraisemblablement inhabitée à l'arrivée des marins portugais au XVIe siècle, l'île est prise de possession par les Français en 1642. D'île Bourbon, elle devient l'île de la Réunion pendant la période révolutionnaire française et passe du statut de colonie française à celui de département en 1946. Ce changement de statut politique s'est accompagné du développement d'infrastructures routières et aériennes, d'infrastructures de santé et d'enseignement, du maintien de l'économie agricole tournée autour de la canne à sucre (Tassin, 2002), et également du recul de la superficie occupée par les forêts (Lagabrielle, 2007). Les sous-sections suivantes détaillent les caractéristiques topographiques, climatiques, pédologiques, et liées à l'occupation et l'usage du sol afin de mieux comprendre le territoire dans lequel se situe la zone d'application de la thèse.

1.1.1 Topographie, climat, pédologie, occupation et usage du sol

1.1.1.1.1 Topographie

Le relief de l'île est caractérisé par la présence de deux cratères volcaniques. Au Nord-Ouest de l'île se trouve le Piton des Neiges, dont le point culminant se situe à 3 069 m d'altitude. Volcan inactif depuis plus de 10 000 ans, il est entouré des cirques de Cilaos, de Mafate et de Salazie, nés de l'affaissement de l'ancien cratère et de l'érosion. Au Sud-Est se situe le Piton de la Fournaise, volcan encore actif dont le sommet culmine à plus de 2 000 m d'altitude (Tassin et Balent, 2004).

1.1.1.2 Climat

Le climat de l'île est de type tropical. Deux saisons ponctuent l'année. L'hiver gouverne d'un climat sec les mois de mai à octobre. L'été en revanche s'établit le reste de l'année en imposant un climat globalement humide et ponctué de dépressions tropicales pouvant se transformer en cyclones. Cependant, il est nécessaire de nuancer ces traits généraux par les caractéristiques climatiques locales. En effet, la confrontation des masses d'air chaudes et humides au relief entraine des précipitations dites orographiques. Arrivant de l'Est, celles-ci ont tendance à s'épuiser à l'Ouest, ce qui explique notamment que les précipitations soient plus fréquentes dans l'Est que l'Ouest réunionnais (Cadet et

Quézel, 1977 ; Strasberg, 1994), et qu'en recevant peu de précipitations, la partie Ouest de l'île soit plus sensible aux incendies que la partie Est, notamment pendant l'hiver austral (DAAF, 2015).

1.1.1.3 Pédologie

Sur le plan pédologique, l'île de la Réunion se compose de six types de sols hérités des activités volcaniques (**Figure 9**). Les sols les plus anciens – ferralitiques, bruns andiques et bruns - se répartissent globalement dans la partie Nord et Ouest littorale de l'île. Ils sont globalement riches en matière organique et donc fertiles. Le reste de l'île est majoritairement composé d'andosols. Ce sont des formations plus récentes et très acides. On distingue cependant les sols andiques perhydratés, lesquels possèdent une forte teneur en matière organique et des réserves d'eau utiles importantes, des sols andiques non perhydratés.

1.1.1.4 Occupation du sol

Trois grands types d'occupation et d'usage du sol caractérisent l'île de la Réunion (**Figure 9**). La cartographie réalisée par Dupuy & al. Dupuy *et al.* (2020) identifie les espaces artificialisés (511 km²), agricoles (206 km²), naturels et forestiers (1 786 km²), lesquels se répartissent à tous les étages altitudinaux. L'artificialisation est présente aussi bien dans les Bas que dans les Hauts de l'île, en raison d'une forte croissance urbaine impulsée entre 1989 et 2002 (Lagabrielle, 2007). Les espaces agricoles sont homogènes et continus mais caractérisés par différents types d'agriculture, dont la principale est la culture de la canne. Les espaces forestiers et naturels, enfin, représentent à la fois des espaces de préservation de la biodiversité, des espaces de production de biens et des espaces pratiqués pour des activités ludiques.

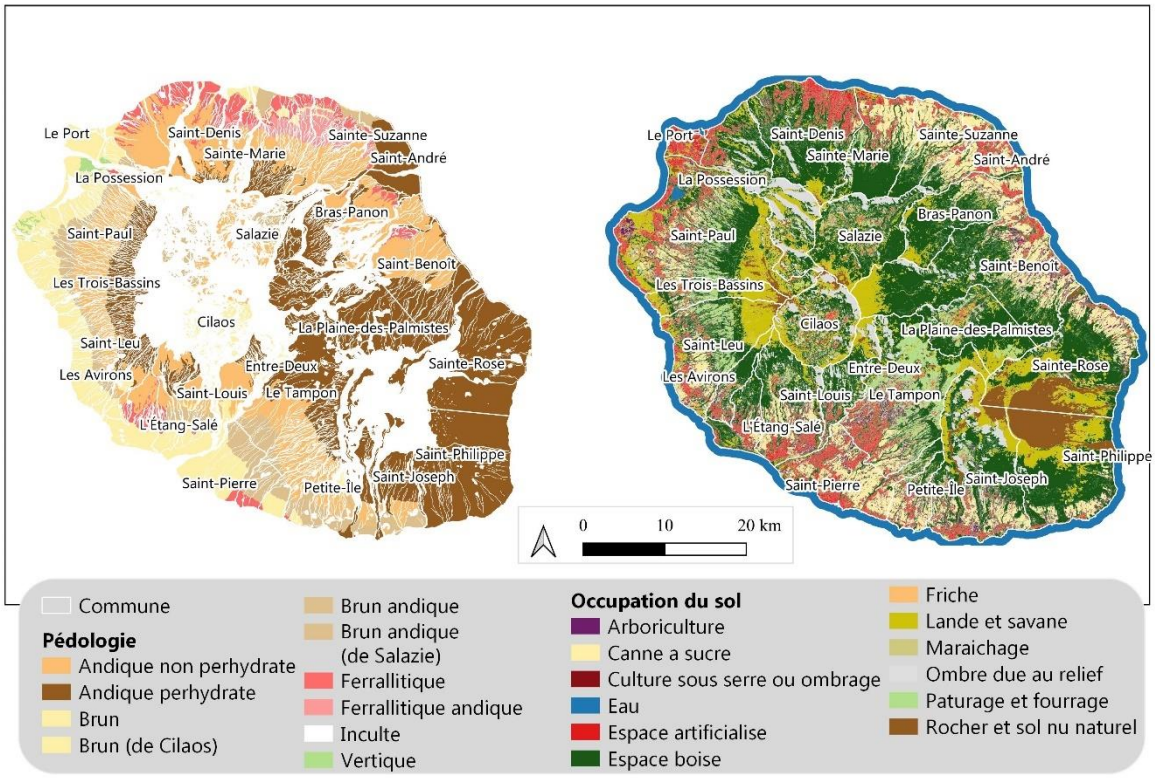


Figure 9. Répartition des espaces pédologiques (Pouzet, 2002) (à gauche) ; naturels et forestiers (à droite) à la Réunion (Dupuy et al., 2020).

1.1.2 Description des espaces forestiers

Les conditions géographiques de l'île de la Réunion sont favorables au développement d'une grande diversité d'essences florales et forestières, endémiques et exotiques (Strasberg, 1994 ; Tassin, 2002). Essentiellement présente dans les régions des Hauts, la forêt réunionnaise couvre une superficie de près de 120 000 hectares soit 45 % de la superficie de l'île. La majeure partie de son étendue relève d'un régime forestier public de conservation et protection (96 %) et d'exploitation (4 %).

L'Office National des Forêts classe la végétation réunionnaise selon 3 types. La végétation littorale en premier lieu se développe sur des sols variés et associe espèces végétales indigènes et exotiques. La forêt humide de basse et moyenne altitude en second lieu s'étend sur près de 17 000 hectares. Elle se compose d'une strate herbacée et d'une strate arbustive. La forêt tropicale semi sèche en troisième lieu se compose d'une strate arbustive dense et d'une strate herbacée moins dense. Les forêts et fourrés de montagne en quatrième lieu décrivent plusieurs paysages. Une pluralité d'espèces d'arbres, d'arbustes et de fourrés sont recensés dans les étages montagnards (Rivals, 1952 ; Cadet et Quézel, 1977 ; Strasberg, 1994 ; Tassin *et al.*, 2006).

1.2 Zone d'étude : La forêt des Hauts-sous-le-Vent

Les sous-sections suivantes présentent les caractéristiques générales de la forêt des Hauts-sous-le-Vent (HSV), zone étudiée dans le cadre de cette thèse.

1.2.1 Accessibilité de la forêt des HSV

Comprise entre 638 et 2 898 m d'altitude, la forêt des HSV couvre un vaste territoire de 7 585 ha cadastraux répartis entre les communes de Saint-Paul, Trois-Bassins, Saint-Leu, Les Avirons et Etang-Salé. L'accès y est favorisé par un vaste réseau de routes, qui comprend les routes départementales et nationales le long du littoral et des routes secondaires, bitumées, qui font le lien entre les espaces agricoles et urbains des Hauts et le domaine forestier public. Des routes forestières bien entretenues facilitent également l'accès ou la traversée de ce domaine forestier. De plus petits axes sont également accessibles. Ce sont des pistes forestières ou des sentiers pratiqués par les randonneurs.

Ce vaste réseau de routes (**Figure 10.A**) facilite l'accès des ayant-droits aux activités d'exploitation du bois, de préservation de la biodiversité et de loisirs. Il permet également de franchir des ravines, par le biais d'infrastructures de franchissement facilitant les mobilités. Les ravines peuvent être définies comme des petites vallées souvent profondes, étroites et sinueuses, creusées par le ruissellement de l'eau et plus particulièrement l'érosion. En plus de pouvoir s'étendre sur des kilomètres, elles se caractérisent par des pentes souvent très raides et dont l'inclinaison peut atteindre jusqu'à 120 % dans la zone d'étude, complexifiant ainsi l'accessibilité à certains espaces et la gestion forestière (DRR, 2018) (**Figure 10.B**). Les pentes, également très accidentées, contribuent également à limiter l'accessibilité dans la forêt des HSV.

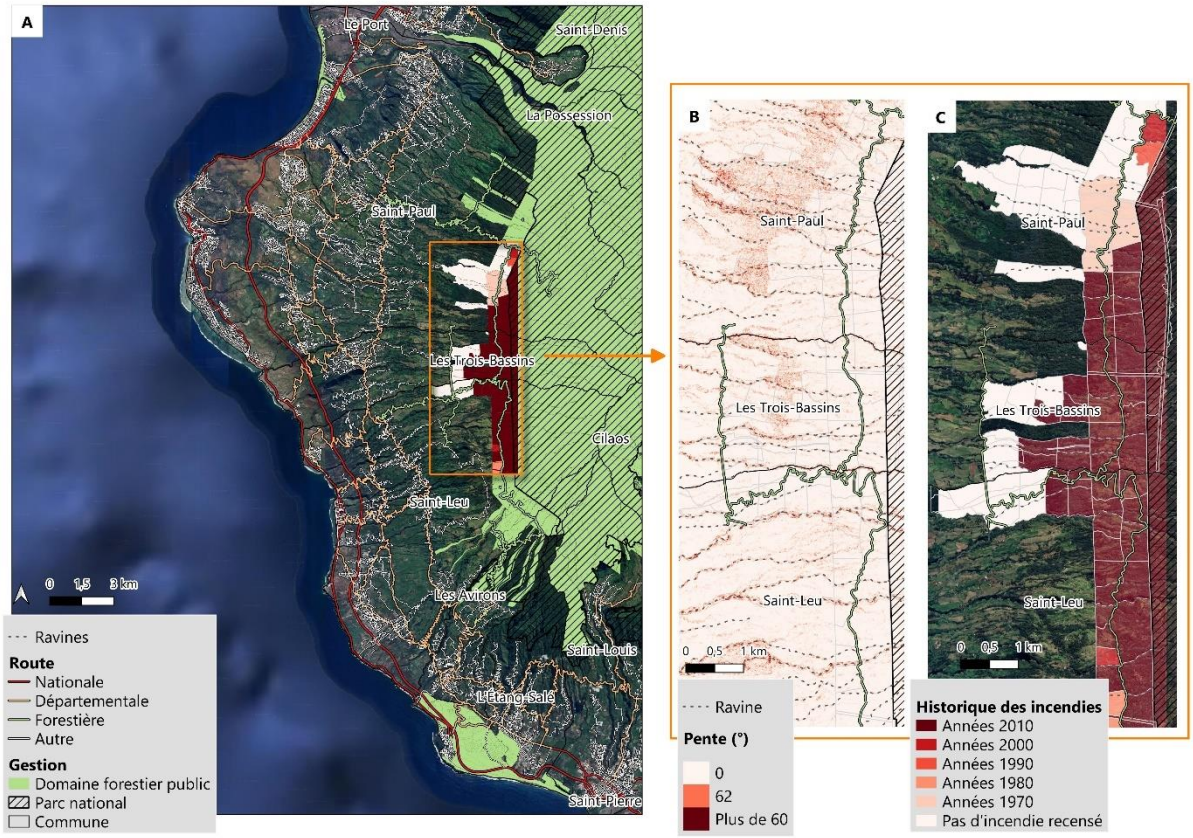


Figure 10. Cartes de synthèse des éléments caractéristiques de la forêt des Hauts-Sous-Le-Vent. Les cartes A et B permettent de visualiser l'accessibilité à cette forêt, de considérer le réseau routier (A), les ravines et les pentes (B). La carte C permet d'illustrer la propagation des incendies sur les parcelles gérées par l'ONF.

1.2.2 Une zone façonnée par les aléas naturels

Les aléas naturels, tels que définis par l'OMM (Organisation Météorologique Mondiale), sont des phénomènes violents climatiques ou météorologiques pouvant entrainer des pertes matérielles et humaines. Ils affectent la forêt des HSV de différentes façons :

- Les vents forts voire les **cyclones** (caractérisés par des vents forts et des fortes précipitations) peuvent coucher les troncs d'arbres et créer par conséquent des habitats peu praticables tout en façonnant les ravines et en favorisant la colonisation d'espèces fauniques envahissantes (DRR, 2018), et l'érosion des pentes nues ;
- La variabilité des milieux herbacés ainsi que les conditions climatiques peuvent également réunir les conditions favorables au développement et au maintien des **incendies** (**Figure 10.C**). Ainsi la forêt des HSV correspond au massif réunionnais le plus touché par les incendies importants (DAAF, 2015). Ceux-ci nuisent à la biodiversité, ravageant notamment certains peuplements forestiers, pour lesquels la durée de reconquête peut atteindre jusqu'à 20 ans. Inversement, ils contribuent aussi à créer des conditions

favorables au développement d'espèces végétales à croissance rapide telles que certaines espèces de fourrés et les peuplements d'*Acacia mearnsii*.

1.2.3 Caractéristiques des principaux peuplements forestiers

Dans le domaine public résident principalement 3 espèces forestières endémiques et exotiques, recensées dans le référentiel de typologie végétal de l'ONF. La **Figure 11** illustre les principaux peuplements forestiers.

*1.2.3.1 L'*Acacia heterophylla *ou Tamarin*

Les peuplements d'*Acacia heterophylla*, couramment appelé Tamarin, sont endémiques à la Réunion. Ils forment des peuplements monodominants, mais aussi mélangés à d'autres essences présentes en proportion plus faible, telles que le Branle Vert (*Erica reunionensis*), les bois de couleurs (mahots, bois de nèfles), les forêts hétérogènes de montagne. En 2010-2011, les incendies ont sévèrement impacté ces gisements, détruisant près de 759 ha de zones de production. Des opérations de replantation ont eu lieu dans la forêt des HSV. Toutefois, la présence d'espèces exotiques envahissantes comme l'Ajonc d'Europe (*Ulex europeanus*) contribue aussi à en faire un enjeu de préservation (DRR, 2018).

1.2.3.2 Le Cryptomeria japonica

Les peuplements de *Cryptomeria japonica* sont des conifères exotiques. Ils forment majoritairement des peuplements denses taillés en futaie qui se développent à proximité de peuplements plus petits de Tamarin et d'espèces exotiques envahissantes. Les peuplements de Cryptoméria constituent également un potentiel gisement pour la filière bois énergie. Les options envisagées correspondent à la répartition du bois après coupe, entre la filière de bois d'œuvre et la filière bois énergie, ou au prélèvement direct, sur la parcelle, de bois adapté à la filière bois énergie.

*1.2.3.3 L'*Acacia mearnsii

Les peuplements d'*Acacia mearnsii*, enfin, forment des peuplements homogènes ou mélangés au *Cryptomeria* ou au Tamarin. Dans ce secteur où les incendies se propagent régulièrement depuis les années 1970, les peuplements d'*Acacia mearnsii* se développent à proximité de jeunes peuplements de Tamarin en phase de régénération dans des milieux colonisés par les fourrés et à proximité de peuplements de Tamarin plus matures. Les modes d'exploitation de l'*Acacia mearnsii* sont doubles. D'une part, les gestionnaires forestiers soulignent une exploitation manuelle opérée par les charbonniers, et donc pour l'approvisionnement d'une filière artisanale. Elle concernerait les peuplements dont les troncs s'enchevêtrent sous l'effet des cyclones. D'autre part, ils envisagent une exploitation mécanisée des peuplements d'Acacia dont les troncs sont suffisamment verticaux par

rapport au sol, et les diamètres de tiges suffisants, pour alimenter la filière bois énergie en développement.



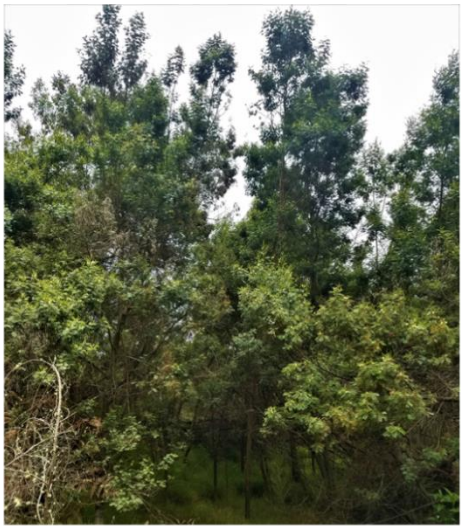
Peuplement de *Cryptomeria japonica*



Premier plan : Branle vert
Arrière plan : Peuplement de Tamarin (*Acacia heterophylla)*



Plantation récente de Tamarin (*Acacia heterophylla)*



Peuplement d'*Acacia mearnsii*



Peuplement d'*Acacia mearnsii* dont les troncs commencent à s'enchevêtrer

Figure 11*. Illustrations des espèces forestières présentes dans la forêt des HSV (Photos : F. Broust, A. Tran, M. Dailloux, H. Bley Dalouman)*

2 Données

Pour décrire les éléments géographiques de la zone d'étude, nous avons mobilisé des données caractérisant le milieu forestier, la topographie et les régimes forestiers qui s'appliquent à la forêt des Haut-Sous-le-Vent. De sources d'information géographiques hétérogènes, ces données sont complétées par d'autres données que nous avons relevé lors de campagnes menées sur le terrain avec le concours d'agents de l'ONF. Les sous-sections suivantes présentent donc les données spatiales utilisées pour caractériser les éléments géographiques qui composent la zone d'étude.

2.1 Carte de végétation et images satellitaires de la zone d'étude

2.1.1 Végétation : inventaire forestier

Pour visualiser les grands types de milieux forestiers qui recouvrent la zone d'étude et comparer ces inventaires aux résultats de nos travaux, nous avons acquis le référentiel topologique de végétation défini par l'ONF (**Annexe 1**). Cette couche vectorielle, co-construite avec des acteurs institutionnels locaux, est le produit de prospections et de photo-interprétation dans le domaine forestier régis par l'ONF. Il résulte de la combinaison de diverses données produites entre 2009 et 2016 pour le domaine forestier extérieur à ces limites. Cette cartographie est ainsi un support essentiel d'observation et de suivi des différents milieux naturels et forestiers. Elle permet en effet de décrire trois niveaux de végétation, allant de l'illustration des grands types de milieux naturels à celle des principaux habitats.

Dans le domaine public de notre zone d'étude, les principaux types de milieux naturels sont des forêts plantées en essences endémiques (742 ha) ou exotiques (256 ha), des forêts, fourrés et pelouses secondaires (671 ha), et des forêts et fourrés de montagne (253 ha). Le **Tableau 1** montre la répartition des principaux peuplements forestiers dans ces quatre catégories. Il permet de reconnaitre la vaste étendue des peuplements de Tamarin et d'Acacia, mais aussi de distinguer les peuplements naturels des plantations. Ces données sont donc essentielles pour analyser la pertinence de nos travaux.

MILIEU NATUREL	HABITAT	PEUPLEMENT	SUPERFICIE (ha)
Forêts plantées en essences endémiques	Forêts cultivées de Tamarin des Hauts	Forêt cultivée de Tamarin des Hauts (Acacia heterophylla) en mélange avec *Acacia mearnsii* sous le vent	65,69
Forêts plantées en essences endémiques	Forêts cultivées de Tamarin des Hauts	Forêt cultivée de Tamarin des Hauts (Acacia heterophylla) sous le vent	676,34
Forêts plantées en essences exotiques	Forêt plantée de Cryptoméria	Forêt plantée de Cryptoméria (Cryptomeria japonica)	216,53

Forêts plantées en essences exotiques	Forêt plantée de Cryptoméria	Forêt plantée de Cryptoméria (Cryptomeria japonica) en mélange avec *Acacia mearnsii*	37,52
Forêts, fourrés et pelouses secondaires	Forêts secondaires de montagne	Forêt secondaire d'Acacia (*Acacia mearnsii*) en montagne	570,64
Forêts et fourrés de montagne	Forêts de Tamarin des Hauts sous le vent	Forêt de Tamarin des Hauts et bois de couleur sous le vent	156,93
Forêts et fourrés de montagne	Forêts de Tamarin des Hauts sous le vent	Forêt de Tamarin des Hauts et branles (Acacia heterophylla et Erica sp,) sous le vent	25,33
Forêts et fourrés de montagne	Forêts de Tamarin des Hauts sous le vent	Forêt monodominante de Tamarin des Hauts (Acacia heterophylla) sous le vent	38,55

***Tableau 1**. Répartition des principaux peuplements forestiers selon le référentiel de végétation de l'ONF. Les données sont délimitées au domaine public de notre zone d'étude.*

2.1.2 Données de télédétection

Pour localiser et caractériser les peuplements forestiers de la zone d'étude, nous avons également recherché des données de télédétection optique. Notre stratégie de sélection de ces données spatiales d'observation de la zone d'étude a reposé sur l'atteinte d'un compromis entre les caractéristiques du capteur, les conditions atmosphériques d'acquisition, le coût et la disponibilité des données (**Chapitre 1**). Autrement dit, l'emprise spatiale et la date ont été les principaux critères de sélection de la donnée de télédétection.

Pour produire une cartographie à jour, il était important de travailler sur une image acquise au début de nos recherches, en 2020. Les images ont été recherchées sur les plateformes Kalideos (https://lareunion.kalideos.fr/drupal/fr) et USGS (https://earthexplorer.usgs.gov/). Nous en avons présélectionné 8, dont les caractéristiques sont décrites dans l'**Annexe 2**. Ce sont des images de très haute résolution spatiale (< 10 m), captées lors des périodes de floraison de l'Acacia (mai et octobre). De plus, sur ces images, la couverture nuageuse est faible voire inexistante de façon à maximiser les chances de discrimination des différents peuplements forestiers. La combinaison de l'ensemble de ces critères, nous a conduit à identifier une image de très haute résolution spatiale captée par le satellite Pléiades 1A en mai 2020 (**Figure 12**). L'image se compose de 4 bandes spectrales couvrant les spectres du visible et du proche infra-rouge, à une résolution de 2,8 m. La quatrième bande, panchromatique, est quant à elle résolue à 0,5 m.

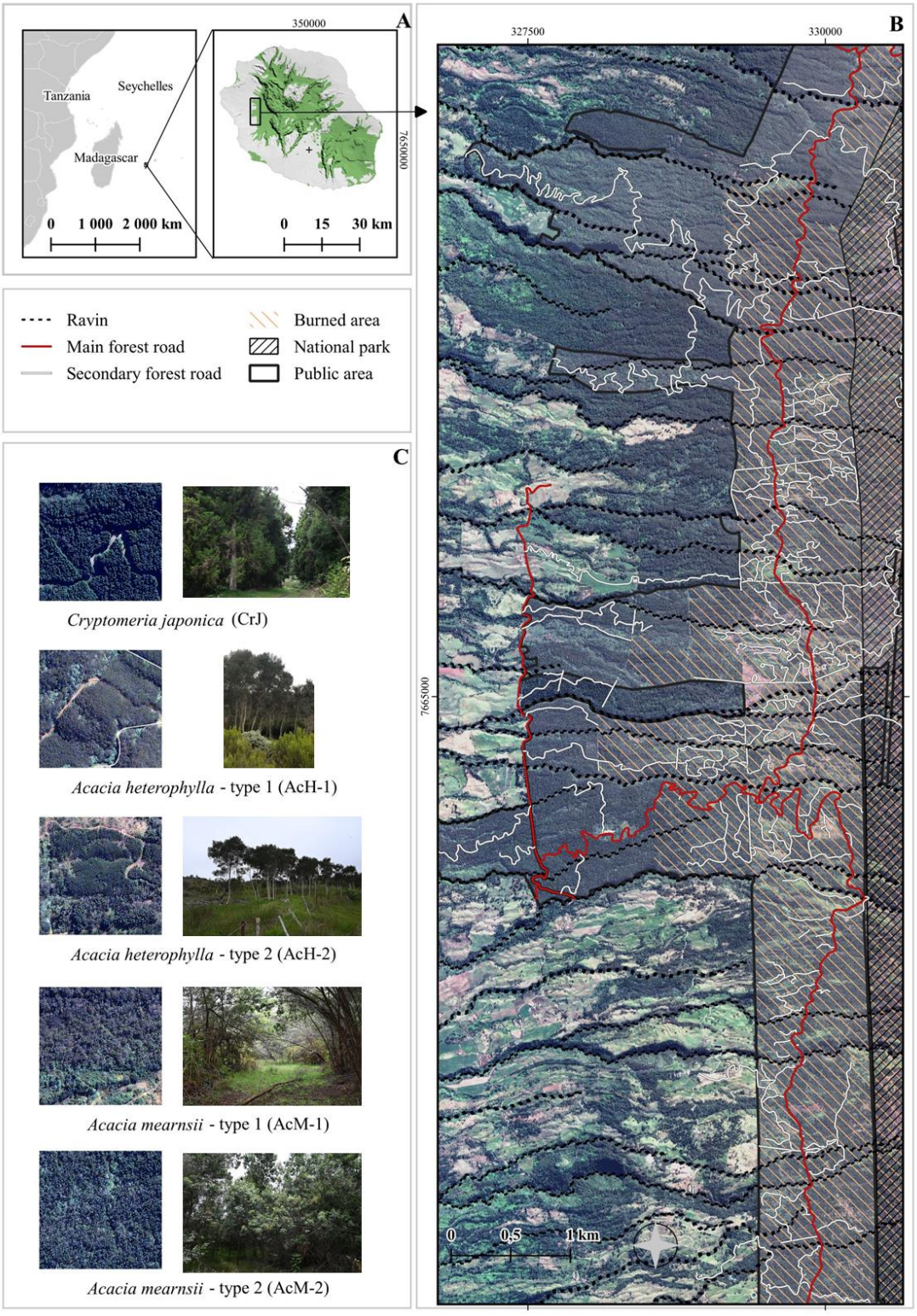


Figure 12. Cartes de localisation de la zone d'étude. A : La Réunion. B : La zone étudiée dans le massif des Hauts sous le Vent. C : Principaux peuplements forestiers observés sur l'imagerie satellitaire et sur le terrain.

2.2 Données géographiques

Pour caractériser les éléments géographiques de la zone d'étude, nous avons acquis les données présentées dans le **Tableau 2** et les décrivons dans les sous sections suivantes.

COUCHE SPATIALE	SOURCE
Parc National	Open Street Map
Domaine public	Office National des Forêts – Réunion
Réseau hydrographique	BD Cartage® – IGN
Pentes	BD ALTI® – IGN
Pistes forestières	Office National des Forêts – Réunion

Tableau 2. Limites administratives et données topographiques

2.2.1 Limites administratives

Ces données mettent en exergue les règlementations appliquées sur les peuplements forestiers. Elles ont donc une dimension spatiale et juridique. Elles comprennent le **Parc National** (**Figure 12**), dans lequel ont lieu des actions de surveillance et de prévention relatives aux gisements en Acacia, puis le **domaine public en dehors du Parc National** (**Figure 12**), qui constitue un espace de 2 077 ha où s'exercent des pratiques d'exploitation, de conservation et d'accueil du public. Le domaine public compte 124 parcelles.

2.2.2 Données topographiques

2.2.2.1 Modèle numérique de terrain

Les MNT (Modèles Numériques de Terrain) permettent de modéliser la forme et l'altitude de la surface des sols. Constitués d'un ensemble de points géoréférencés en trois dimensions, ils permettent de modéliser le relief, c'est-à-dire la forme et la position du terrain nu, en dehors de son sursol et de son sous-sol.

Le RGE ALTI ® (Référentiel à Grande Echelle du thème Altimétrie) de l'IGN est né d'un programme lancé en 2009 pour couvrir la France entière à très haute résolution spatiale. Produit et mis à jour à partir de relevés LiDAR aéroportés et de corrélations d'image aériennes, il permet de décrire le relief des territoires métropolitains et d'outre-mer avec une exactitude altimétrique de 0.2 à 0.7m. Nous avons acquis les MNT dotés d'une résolution spatiale de 1 m et 5 m.

2.2.2.2 Réseau hydrographique

Sur l'île de la Réunion, le relief accidenté se matérialise aussi par un large réseau de ravines. Pour les matérialiser, nous avons utilisé la base de données Carthage. C'est une base de données spatiale produite par les Agence de l'eau à partir de la BD CARTO ® de l'IGN, et d'un travail de photo-interprétation visant à vérifier et compléter l'emprise au sol des entités hydrographiques. Celle-ci

données recense notamment les réseaux hydrographiques, permanents ou temporaires, qui dessinent le territoire. Elle renseigne également des données sur la largeur des lignes hydrographiques.

A l'échelle de l'île de la Réunion, la base de données Carthage identifie 2 479 tronçons hydrographiques, temporaires ou permanents. Au total, ils s'étendent sur 3 586 km. A l'échelle de notre zone d'étude, délimitée par l'image Pléiades, on dénombre 203 km de tronçons, uniquement caractérisés par un écoulement temporaire (**Figure 12.B**), en raison des conditions climatiques propres à la forêt des HSV. Ces tronçons se localisent aussi bien dans le domaine privé que public, ils suivent une orientation Est/Ouest et impactent également le réseau routier (DRR, 2018).

2.2.3 Routes et pistes forestières

Les routes et pistes forestières constituent un réseau de voies empruntables pour dérouler la chaine d'approvisionnement (**Figure 13**). En premier lieu, les routes forestières, que l'on nommera « routes principales », sont ouvertes à tout genre de trafic routier et permettent notamment la circulation de véhicules – de type poids lourds – destinés à transporter le bois dans ou en dehors de la zone forestière. En second lieu, les pistes forestières sont des axes qui sont propices à la circulation de certains engins forestiers, comme les tracteurs ou porteurs. L'ONF recense et met à jour les pistes et routes forestières existantes dans un jeu de données spatiales vectoriel qui classe les tronçons traversant la forêt des HSV selon leur type (sentier, chemin privé, route, pistes).



Source : HBD, 2021.

Figure 13. Piste forestière longeant une plantation récente de Tamarin (à gauche), et une vaste plantation de Cryptoméria (à droite). Présence de fourrés aux pieds des Cryptomérias.

2.3 Données collectées sur le terrain

Nous avons collecté des données sur le terrain dans le cadre de campagnes organisées en octobre 2020 et février 2021 dans le domaine forestier public. Dans un premier temps, il s'agissait d'observer les principaux peuplements forestiers. A cet effet, nous avions visité quelques parcelles représentatives de ces peuplements, choisies par les forestiers de l'ONF. Cela nous a donné une

meilleure visibilité des principaux peuplements forestiers tout en nous amenant à réfléchir sur les liens à faire entre ces observations et les données cartographiques existantes. Ensuite, un second temps consacré à ce travail de terrain visait à mieux identifier les niveaux de détails pour justifier de nos choix de classification des peuplements forestiers. Les sous-sections suivantes décrivent ce schéma réflexif en revenant sur les observations réalisées sur le terrain, les liens entre ces observations et les données existantes, et la constitution de notre propre typologie de peuplement.

2.3.1 Observations des peuplements d'*Acacia mearnsii*

Lors de la première campagne, il s'agissait notamment d'observer les peuplements d'Acacia (*Acacia mearnsii*), lesquels se distinguent par leur maturité, leur densité et leur capacité à se développer à proximité d'autres peuplements forestiers comme le Tamarin (*Acacia heterophylla*) et le Cryptomeria (*Cryptomeria japonica*). Une carte de localisation des parcelles visitées est fournie en ***Annexe 3***.

2.3.1.1 Des peuplements aux structures hétérogènes

Les peuplements d'Acacia ont une structure hétérogène sur certaines parcelles (**Figure 14**). A titre d'illustration, sur la parcelle 208, on observe deux principales zones peuplées d'Acacia. Sur la première zone, les peuplements portent des tiges et des troncs relativement droits, perpendiculaires au sol. Sur la seconde zone, les troncs s'enchevêtrent, tendent à se coucher et limitent nos mobilités.



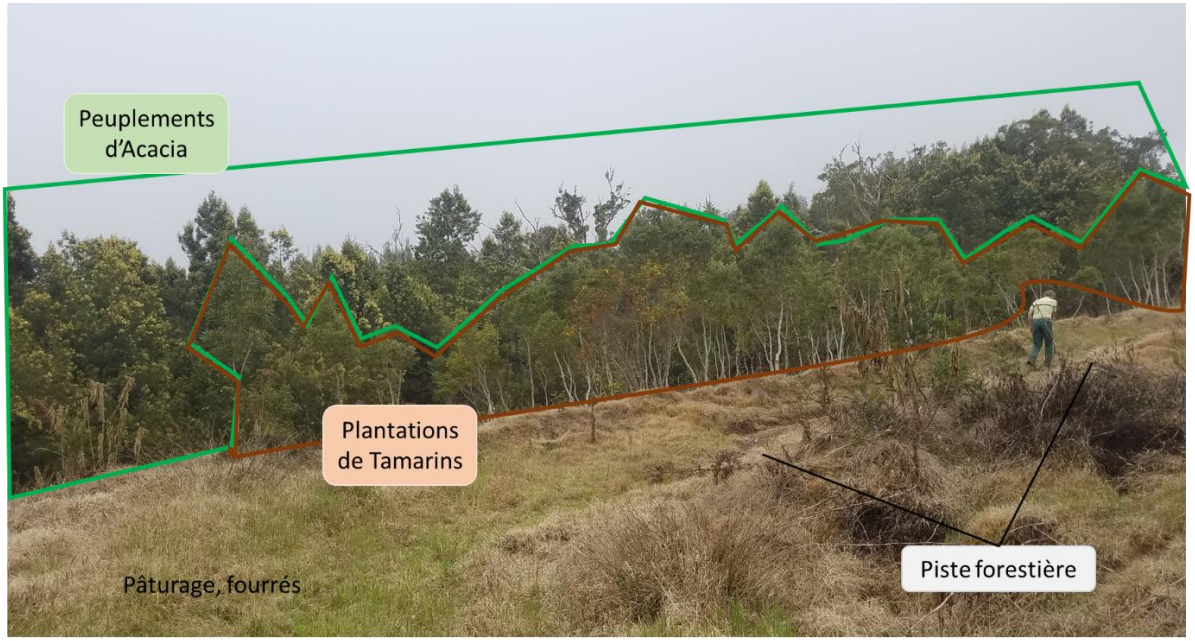
Figure 14. Localisation des différentes structures de peuplement d'Acacia sur l'image Pléiades.

2.3.1.2 Des peuplements d'Acacia mélangés à d'autres peuplements forestiers

La **Figure 14** permet également de localiser des peuplements d'Acacia développés à la suite des incendies de 2010-2011. Sur cette parcelle, la principale stratégie de gestion s'est focalisée sur la replantation de Tamarin et la mise en place d'expérimentation de coupe d'Acacia. Les peuplements d'Acacia arborent des structures différentes et peuvent former des peuplements homogènes, entourés de fourrés ou des peuplements hétérogènes, sur le plan de la structure ou de la composition avec d'autres espèces. On observe notamment des mélanges avec des peuplements matures de Tamarin.

2.3.1.3 Des peuplements d'Acacia en milieux herbacés

La **Figure 15** illustre les peuplements d'Acacia localisés sur une zone choisie pour la régénération du Tamarin. L'Acacia et le Tamarin forment des peuplements homogènes mais structurellement différents. Les peuplements d'Acacia ont 10 à 15 ans, et arborent des troncs droits et hauts, tandis que les plantations de Tamarin sont plus récentes, moins denses et se composent d'arbres plus petits. Ces peuplements forestiers se développent sur un espace pentu et à proximité d'essences herbacées qui tendent à recouvrir les pistes forestières.



Source : HBD, 2021.

*Figure 15. En arrière-plan : Peuplement d'*Acacia mearnsii*. Au second plan : des plantations de Tamarin. Au premier plan : traces d'inendies, paturages et fourrés.*

2.3.2 Constitution de la base de données forestières

2.3.2.1 Acquisition de données terrain

La méthode d'acquisition de données consistait à reporter le nom du peuplement, ses caractéristiques, et le numéro du point GPS associé pour faciliter la spatialisation des connaissances acquises sur le terrain. Le point GPS était notamment relevé dès lors qu'une population d'arbres de la même espèce nous entourait dans un rayon de 5 m. Cela nous a permis de constituer une base de données spatiale de plus de 60 échantillons, et de les localiser sur l'image satellitaire.

2.3.2.2 Analyse des données terrain sur l'imagerie satellitaire

La mise en correspondance des observations du terrain à l'image Pléiades met en exergue des informations importantes sur la caractérisation des principaux peuplements forestiers (**Figure 16**). Sur l'image satellitaire, les peuplements de Cryptoméria ont des aspects texturaux et radiométriques bien différents des autres peuplements forestiers. Les deux formes de Tamarin en revanche, ont des textures et des densités assez proches, mais une radiométrie qui permet de les distinguer (plus foncé pour les peuplements matures). Les deux structures d'Acacia, enfin, forment des peuplements moins denses que les précédents, en particulier dans les zones d'enchevêtrement d'Acacia. La radiométrie des peuplements d'Acacia droit se rapproche de celle du Cryptoméria.

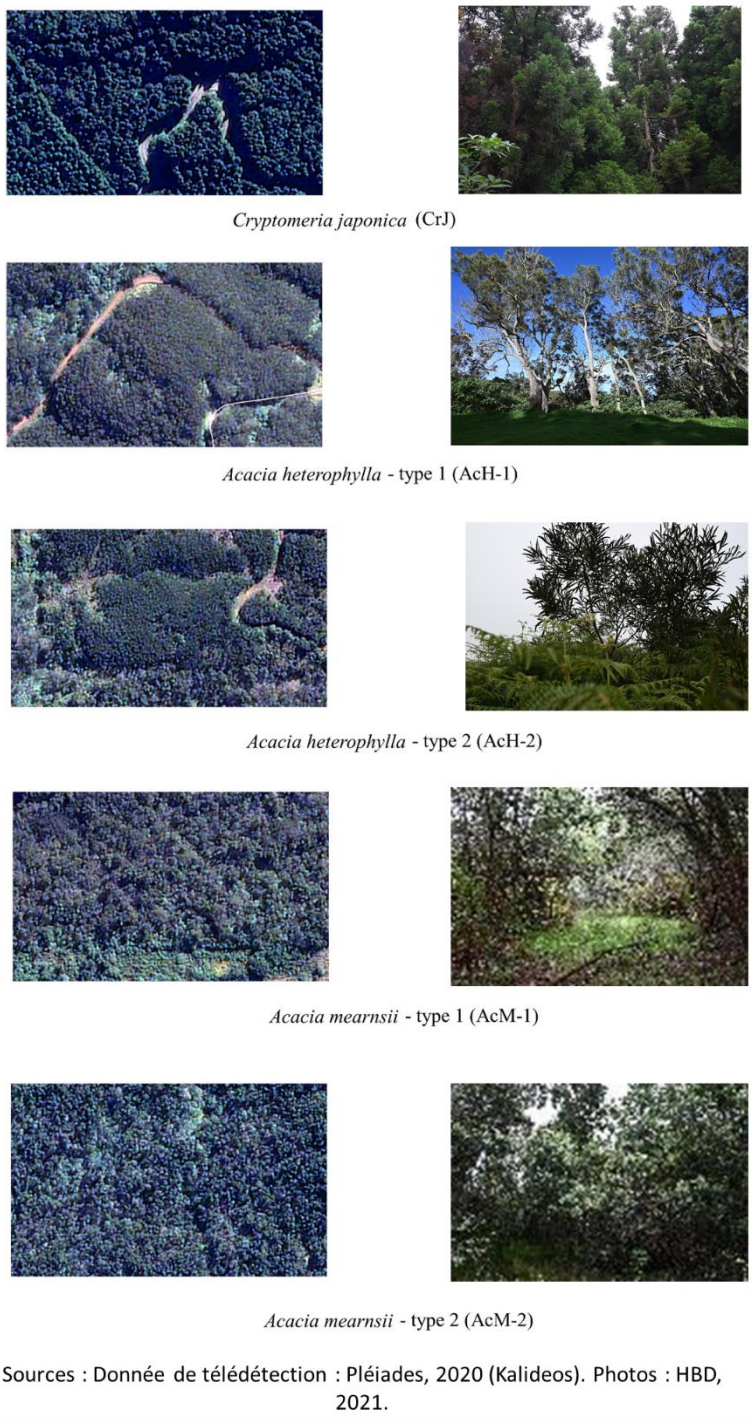


Figure 16. *Observations des principaux peuplements forestiers sur l'image satellitaire (à gauche) et le terrain (à droite).*

2.3.2.3 Labellisation des données acquises sur le terrain

La base de données résultante (**Annexe 4**) est le fruit d'un compromis entre nos observations et le référentiel de végétation de l'ONF. Ce compromis nous a conduit à :

- construire une base de données avec les principaux peuplements forestiers ;

- regrouper les différentes essences herbacées dans la catégorie de Fourré ;
- tenir compte d'occupations du sol non forestières telles que le sol nu, les routes et les ombres/ravines.

La classe CrJ correspond aux peuplements de Cryptoméria. Ce sont des peuplements denses, homogènes et qui peuvent se développer notamment à proximité des peuplements d'Acacia.

Les classes AcH-1 et AcH-2 décrivent deux structures de Tamarin. Les peuplements matures, denses et laissant peu passer la lumière du jour, sont identifiés par la classe AcH-1. Les jeunes peuplements plantés suite aux incendies de 2010-2011, ou naturellement regénérés, sont de plus petite taille et accèdent plus facilement à la lumière. Ils sont définis dans la classe AcH-2.

Les classes d'Acacia enfin, AcM-1 et AcM-2, décrivent notamment la structure des troncs, plus enchevêtrés pour le premier et droits pour le second. La classe AcM-1 décrit donc des peuplements qui ont peu, voire pas d'accès à la lumière en raison de peuplements environnants et dont les troncs sont droits et les canopées proches, tandis que la classe AcM-2 porte les caractéristiques inverses.

En plus des classes forestières, nous avons collecté d'autres échantillons pour décrire l'occupation du sol. La photo-interprétation de l'image satellitaire nous a permis de facilement identifier le sol nu, la route, les ombres et les fourrés, aussi bien dans le domaine public que privé.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons motivé le choix de notre zone d'étude et des données mobilisées dans le cadre de nos travaux. La forêt des Hauts-sous-le-Vent (HSV) a été spécifiquement choisie en raison de son potentiel pour la valorisation du bois d'*Acacia mearnsii* en énergie. Cette zone possède la plus grande étendue de peuplement d'Acacia de l'île, et elle est également le terrain d'expérimentations des stratégies d'exploitation visant à valoriser le bois en énergie. Le choix de cette zone découle ainsi des informations disponibles sur l'Acacia et des possibilités de collaboration avec les professionnels des secteurs forestiers et industriels.

Cependant nous avons relevé des lacunes à partir de la revue des données existantes. Bien qu'elles fournissent une vision globale de la répartition spatiale des peuplements forestiers, elles peuvent également manquer de précision en raison des difficultés d'accès à certaines zones difficilement accessibles du fait de la structure des peuplements forestiers ou du terrain. En définitive, des interrogations persistent, sur la distribution géographique des gisements, leurs caractéristiques et leur accessibilité, compte tenu des contraintes de la zone d'étude, et plus particulièrement d'occupation du sol et d'accidentalité du terrain. Pour évaluer l'apport des méthodes spatiales à la localisation de l'*Acacia mearnsii*, nous détaillons dans le chapitre suivant le protocole de recherche basé sur la classification d'une image Pléiades, à partir des données acquises sur le terrain, avant d'analyser les résultats cartographiques et statistiques obtenus.

Chapitre 3
Télédétection des gisements forestiers

Introduction **59**

1 Pré-traitements de l'image de très haute résolution spatiale **61**

1.1 *Pansharpening* et segmentation 61

1.2 Extraction des indices 63

1.3 Statistiques zonales 64

2 Modèle de classification supervisée **64**

2.1 Algorithmes du modèle de classification 64

2.2 Evaluation du modèle de classification 65

2.3 Post-classification 66

3 Résultats et discussion **69**

3.1 Pertinence du modèle de classification pour discriminer les gisements d'*Acacia mearnsii* 69

3.2 Cartes de localisation des gisements d'*Acacia mearnsii* 74

Conclusion **79**

Introduction

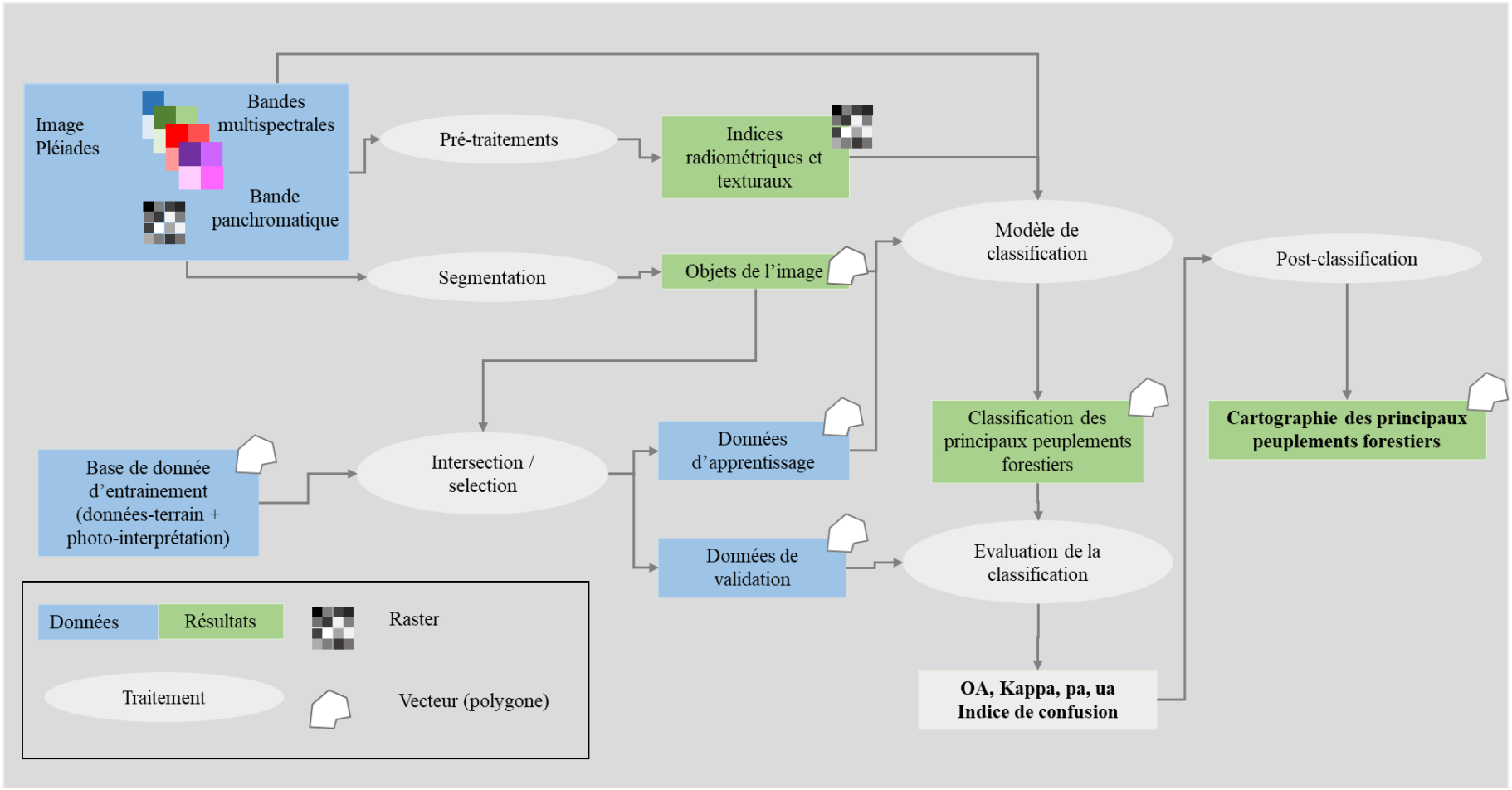
Dans les milieux forestiers tropicaux, la détection des peuplements forestiers repose sur un compromis entre résolution spatiale et spectrale de l'image, et aussi sur un ensemble de techniques, qui contribuent à améliorer la reconnaissance des peuplements forestiers. Dans notre zone d'étude, les difficultés de localisation de l'*Acacia mearnsii*, peuvent être causées par des facteurs de diversité et de proximité des peuplements forestiers existants, en plus de contraintes topographiques limitant l'accès au terrain pour collecter des données d'entrainement. Compte tenu de ces difficultés, l'application d'un protocole de télédétection doit nous amener à identifier au mieux les peuplements d'*Acacia mearnsii*, tout en distinguant les peuplements adaptés à une exploitation mécanisée (peuplements droits), de ceux, laissés à l'exploitation manuelle (peuplements enchevêtrés).

D'après la littérature scientifique, l'application des approches orientées pixels et objet sur des images de très haute résolution spatiale a donné des résultats satisfaisants (Massetti *et al.*, 2017). Cependant une attention particulière doit être portée à l'échantillonnage de façon à limiter l'influence des propriétés spectrales des pixels qualifiés de bruit ou des objets (sur-segmentés ou sous-segmentés) sur la précision de la classification (Liu et Xia, 2010 ; Deur *et al.*, 2021). Dans cette optique, nos travaux ont cherché à éprouver le potentiel des approches orientées pixel et objet pour cartographier les principaux peuplements forestiers de la zone des HSV. Dans ce chapitre, nous avons choisi de présenter plus particulièrement un modèle de classification orienté objet mais, nous ne manquons pas d'évoquer nos travaux basés sur une approche orientée pixel (Bley Dalouman *et al.*, 2021).

Dans ce chapitre, nous décrivons les pré-traitements réalisés sur l'image satellitaire, puis nous détaillons les méthodes utilisées pour calibrer le modèle de classification, ainsi que les méthodes d'évaluation et de reclassification du produit obtenu. Nous présentons et discutons enfin les résultats obtenus en abordant les questions :

- de contribution des variables de classification aux performances du modèle de classification
- de performances du modèle pour prédire les différentes classes
- de qualité des produits cartographiques en traitant d'une part la question des incertitudes de classification et en comparant d'autre part la post-classification à la cartographie existante des peuplements d'*Acacia mearnsii*

Ce travail a fait l'objet de publications à la suite d'une conférence internationale avec actes et une revue internationale à comité de lecture (Bley Dalouman *et al.*, 2021 ; Bley Dalouman *et al.*, 2023).



Source : HBD, 2023.

Figure 17. Principales étapes méthodologiques déployées pour localiser les principaux peuplements forestiers à partir d'une approche de classification orientée objet.

1 Pré-traitements de l'image de très haute résolution spatiale

Les caractéristiques de l'image Pléiades 1A sont décrites dans le **Chapitre 2**. La sous-section suivante justifie les procédures opérées avant de calibrer le modèle de classification. Une liste des outils et techniques utilisés est présentée en **Annexe 5**.Nous pouvons souligner que les procédures ont été réalisées avec une chaine de traitement pour segmenter les pixels de l'image satellitaire, la boite à outils Orfeo ToolBox pour générer les variables de classification supplémentaires aux bandes multispectrales de l'image et le langage de programmation R pour créer la base de données d'apprentissage et de validation à partir de ces variables.

1.1 *Pansharpening* et segmentation

Pour localiser et caractériser les principaux peuplements forestiers sur l'image Pléiades, nous avons exploité le potentiel de l'imagerie de très haute résolution spatiale en procédant au *pansharpening*, qui est une méthode visant à améliorer la résolution spatiale et spectrale d'une image (Deur *et al.*, 2021). Dans notre démarche, nous utilisons l'algorithme *Relative Component Substitution* (RCS) pour ses capacités à synthétiser l'information spectral et spatiale (Mhangara *et al.*, 2020 ; Deur *et al.*, 2021). Cet algorithme fonctionne de la façon suivante : il va d'abord convertir les images multispectrales et panchromatiques en espaces colorimétriques, puis remplacer la luminance de l'image multispectrale par la luminance de l'image panchromatique avant de convertir l'image.

Puisque nous utilisons une image Pléiades dont la résolution spatiale atteint 2 m en mode multispectral et 0,5 m en mode panchromatique, le *pansharpening* permet donc d'affiner la résolution spatiale de l'image multispectrale à 0,5 m.

La segmentation est une méthode de décomposition de l'image en groupe de pixels, appelés objets de classification. Elle est donc nécessaire à la COO.

Notre démarche repose sur l'application de la technique de Baatz and Shäpe (2000), souvent appliquée aux images de THRS, en raison de sa capacité à délimiter les zones homogènes ou très texturées comme les forêts (Meinel et Neubert, 2004 ; Josselin et Louvet, 2019 ; Crespin-Boucaud, 2021). La technique de Baatz and Shäpe consiste à regrouper les plus petits objets de façon itérative et selon des critères d'homogénéité et de forme, jusqu'au moment où leur homogénéité atteint le seuil d'hétérogénéité maximal accepté. Il s'agit de constituer des groupes de pixels suffisamment petits et homogènes pour caractériser une classe et se distinguer d'une autre classe selon le principe d'hétérogénéité. Dans la pratique, l'outil conduit l'utilisateur à définir un paramètre d'échelle, et deux

paramètres d'homogénéité. Le paramètre d'échelle vise à fixer une valeur seuil d'hétérogénéité entre les groupes de pixels. Il fonctionne conjointement avec les paramètres d'homogénéité qui reposent sur deux valeurs traduisant le compromis entre d'un côté, la forme et la radiométrie des groupes de pixels, et d'un autre côté, leur contour, sinueux ou lisse.

Le choix des valeurs données aux paramètres d'échelle et d'homogénéité n'est pas un processus trivial. Il convient de réaliser une série de tests pour définir les valeurs de segmentation adaptées à la zone d'étude. Cette recherche peut être couteuse en temps en fonction de la taille et de la résolution de l'image d'entrée. Notre démarche a donc consisté à réaliser une série de tests sur une sous-zone de la zone d'étude et à observer la qualité de la segmentation. L'**Annexe 6** présente ces tests et les résultats obtenus. En définitive, les paramètres retenus ont été 50 pour l'échelle, 0,8 pour la forme et 0,2 pour la compacité (**Figure 18**).

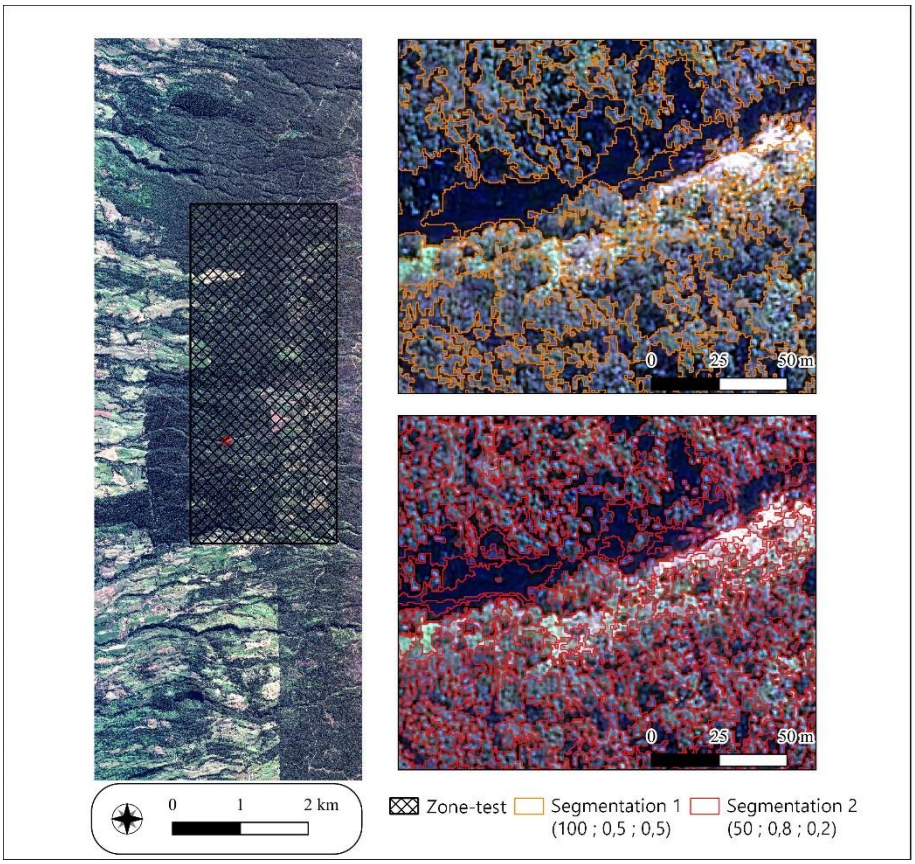


***Figure 18**. Sous-secteur de la zone d'étude auquel on a appliqué les tests de segmentation. Les segmentations 1 et 2 ont été retenues en raison de leur capacité à délimiter les groupes de pixels homogènes. La définition de la meilleure segmentation a ensuite été décidée en évaluant les performances du modèle de classification, qui étaient plus favorables pour la segmentation 1.*

1.2 Extraction des indices

Les indices sont construits à partir de la réflectance des bandes spectrales de l'image. Ils permettent de caractériser les propriétés optiques ou la structure des objets recouvrant le sol. Leur définition en variables de classification permet ainsi au modèle de disposer d'informations complémentaires aux réflectances des objets de la base de données dans les bandes spectrales de l'image, et contribue également à faciliter la discrimination des différentes classes du modèle.

Au regard de la proximité des signatures spectrales des classes forestières, nous avons extrait des indices radiométriques et de texture dans le but d'améliorer les performances du modèle de classification. Les indices radiométriques sont résumés dans le **Tableau 3** et décrits plus en détail dans l'**Annexe 7**.

INDICE RADIOMETRIQUE	NOTATION	REFERENCES
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	Tucker, 1979
Ratio Vegetation Index	RVI	Kriegler *et al.*, 1969 Pearson et Miller, 1972
Normalized Difference Water Index 2	NDWI2	Hardisky *et al.*, 1983 ; McFeeters, 1996
Red Green Ratio	RGR	Gamon et Surfus, 1999
Soil Adjusted Vegetation Index	SAVI	Huete, 1988

***Tableau 3**. Indices radiométriques générés pour améliorer la discrimination des essences forestières*

Les indices de texture (***Annexe 8***) mesurent les relations de teinte entre les pixels voisins d'une image, et contribuent ainsi à caractériser la structure des objets au lieu de leur radiométrie. Concrètement, ces indices participent à améliorer la discrimination des différents types d'occupation du sol et notamment les variations de forme des canopées. Haralick (1973) a proposé une série d'indicateurs de texture de l'image en niveau de gris. Ces indicateurs sont calculés selon une orientation et une matrice de co-occurrence des pixels en niveaux de gris. Au sein de cette matrice, chaque élément exprime la co-occurrence des pixels voisins, c'est-à-dire le nombre de fois où un pixel de valeur *i* est adjacent à un pixel de valeur *j* dans une orientation et à une distance spécifique. Deux paramètres sont indispensables au calcul des indices de texture :

- la taille de la fenêtre d'analyse, qui permet de considérer un ensemble de pixels répartis dans une matrice n*n. Elle implique cependant de trouver un compromis sur la taille des objets, de façon à intégrer les variations de forme des objets de l'image sans pour autant empiéter sur les objets de classes différentes.
- l'orientation de l'analyse, qui permet de détecter les structures hétérogènes dominantes dans l'image (Regniers, 2014). Pour notre application, la fenêtre d'analyse reprend le même dimensionnement que celle identifiée comme la plus pertinente dans l'approche orientée

pixel. L'occupation du sol pouvant globalement être décomposée entre de larges espaces forestiers et agricoles, nous avons calibré l'orientation de l'analyse à 0°.

1.3 Statistiques zonales

Les indices extraits à partir des bandes multispectrales et panchromatiques peuvent contribuer à améliorer la classification puisqu'ils décrivent à la fois les propriétés radiométriques et texturales de l'image. Pour caractériser les objets de la segmentation et de la base de données d'entrainement, il est donc nécessaire d'extraire les valeurs des cellules des différentes variables du modèle de classification. Ainsi, dans un premier temps, nous avons réalisé une intersection entre les variables de classification et la segmentation, puis nous avons extrait la moyenne et la variance de chaque variable de classification, dans le but de caractériser chaque segment de l'image. Puis, dans un second temps, nous avons caractérisé les objets de la base de données d'entrainement, en les intersectant à la segmentation, puis en extrayant les statistiques (moyenne et variance) des variables de classification. Le nombre d'échantillons contenus dans la base de données d'entrainement s'élève ainsi à 3 281 (soit 410 420 pixels). Les **Annexe 9** et **Annexe 10** illustrent les signatures spectrales de chaque classe et selon les différentes variables de classification.

2 Modèle de classification supervisée

Les sous-sections suivantes sont consacrées à la description du modèle de classification. Elles présentent les algorithmes, les paramètres et les outils d'évaluation du modèle de classification.

2.1 Algorithmes du modèle de classification

2.1.1 Algorithme de sélection des variables pertinentes

Compte tenu du grand nombre de variables utilisées dans notre modèle, nous avons souhaité identifier les plus pertinentes à la classification afin d'obtenir un sous ensemble de variables contenant des informations plus parcimonieuses et moins bruitées. Nous avons donc utilisé une méthode largement utilisée d'élimination récursive des variables – *Recursive Feature Elimination* (RFE) – qui vise à améliorer les performances du modèle de classification en déterminant les variables les plus pertinentes à la classification (Guyon *et al.*, 2002 ; Masemola *et al.*, 2020a). Une méthode de type *wrapper* y est appliquée, celle-ci mesure la pertinence des variables en s'appuyant sur les performances d'un *classifier*. Fonctionnant conjointement avec l'algorithme de classification, le RFE commence par identifier les performances de toutes les variables de classification. Il élimine ensuite la variable au plus faible score. Le modèle de classification est alors relancé sans cette variable, et le processus d'élimination de la variable la moins pertinente continue jusqu'à ce qu'un nombre minimal

de variables et un critère de précision soient atteints. Pour la COO, l'algorithme s'applique aux 34 variables du modèle de classification.

2.1.2 Algorithme de classification : *Random Forest*

Le *Random Forest* est un algorithme d'apprentissage automatique qui peut être utilisé pour prédire l'appartenance d'objets à une classe (Breiman, 2001 ; Cutler *et al.*, 2011). En principe, il construit d'abord plusieurs arbres de décisions à partir de sous-ensembles des données d'apprentissage sélectionnées aléatoirement (i.e., techniques de bootstrap) et de sous-ensembles des variables de la classification également sélectionnées aléatoirement. Il procède ensuite à la construction du modèle d'apprentissage, qui repose sur la méthode de vote majoritaire de chaque arbre. Appliquée à la classification, cette méthode consiste à définir la classe d'un objet en fonction du nombre de fois où cet objet a été associé à une classe parmi l'ensemble des arbres de décisions construits par l'algorithme. L'évaluation des performances du classifier résultant repose sur une série d'indicateurs décrits dans la section suivante.

2.2 Evaluation du modèle de classification

2.2.1 Validation croisée

La validation croisée consiste à diviser les données d'apprentissage et de validation en sous-ensembles puis à entrainer le modèle de classification en utilisant ces deux types de données. C'est une étape essentielle à l'évaluation des performances du modèle de classification puisqu'elle permet de tester la capacité du modèle à prédire l'appartenance de données indépendantes, *i.e.* les données de validation, aux différentes classes fixées par l'utilisateur. Pour rappel la base de données d'entrainement compte 3 281 objets. Aussi, nous avons dédié 70% de notre base de données à l'apprentissage et réservé 30% à la validation. Ces données sont sélectionnées aléatoirement dans chaque classe de façon à garantir la représentativité de l'ensemble des classes dans la phase d'apprentissage et de validation. La validation croisée, enfin, est répétée 3 fois pour confronter le modèle de classification à de multiples combinaisons.

2.2.2 Matrice de confusion et indicateurs de précision

La matrice de confusion est un outil d'évaluation des prédictions correctes et incorrectes du modèle de classification (Congalton, 1991). Chaque ligne de la matrice représente une classe réelle tandis que les colonnes représentent les classes prédites. Le nombre de prédictions correctes se lit ainsi en diagonale tandis que les prédictions incorrectes se répartissent de part et d'autre de cette diagonale. La matrice de confusion permet donc d'évaluer les performances du modèle de classification. Une série d'indicateurs calculés à par des données de la matrice, permet d'affiner cette évaluation (**Tableau 4**). L'*overall accuracy,* dans un premier temps mesure la proportion totale de

prédictions correctes par rapport à la quantité totale d'objets. C'est donc un indicateur essentiel de la performance du modèle mais critiquable par le fait qu'il ne tient pas compte du déséquilibre entre les différentes classes d'objets. Il peut être complété par l'indice *kappa*, dont la valeur est comprise entre -1 et 1, et qui exprime l'accord entre les prédictions du modèle et les classes réelles (Cohen, 1960). Enfin, les indicateurs dits *producer* et *user accuracies* définissent la proportion d'objets prédits qui sont effectivement dans une classe (précision du producteur) et la proportion d'observations réelles qui ont bien été identifiées dans le modèle (précision de l'utilisateur).

INDICATEUR	FORMULE
Overall accuracy (OA)	$OA = \frac{\sum P_{correcte}}{\sum P}$
Kappa (k)	$k = \frac{\sum P_{correcte} - \sum P^{i}_{ligne} * P^{j}_{colonne}}{1 - \sum P^{i}_{ligne} * P^{j}_{colonne}}$
Producer accuracy (pa)	$pa = \frac{P_{correcte}}{P^{i}_{colonne}}$
User accuracy (ua)	$ua = \frac{P_{correcte}}{P^{i}_{ligne}}$

***Tableau 4**. Indicateurs utilisés pour évaluer les performances du modèle de classification, où $P_{correcte}$ = Prédiction correcte, P^{i}_{ligne}= prédiction de chaque ligne et $P^{j}_{colonne}$ = prédiction de chaque colonne de la matrice de confusion.*

2.3 Post-classification

2.3.1 Indice de confusion

L'indice de confusion est un outil de représentation de l'incertitude, qui peut être utilisé pour améliorer l'exactitude des résultats, dans une démarche de classification (Prasad et Arora, 2015). Son calcul (**Équation 1**) repose sur une mesure de logique floue calculée par l'algorithme du *Random Forest*. Elle exprime la probabilité d'appartenance d'un objet aux différentes classes du modèle en considérant les performances de l'algorithme de classification. C'est un outil pratique qui s'affranchit d'une logique binaire pour caractériser les objets qui recouvrent le sol. En effet, ces derniers ne sont plus caractérisés par leur absence notée 0 ou leur présence notée 1, mais par une probabilité d'appartenance estimée à partir des variabilités des groupes de pixel considérées par le *classifier*. La mesure de l'incertitude se traduit donc de façon plus nuancée que la mesure de l'exactitude de

classification. Elle est également mesurée à l'échelle de tous les objets de la classification, ce qui permet d'avoir une vision plus précise de la qualité de la classification.

$$CI = 1 - (\mu_j^1 - \mu_j^2) \qquad \text{Équation 1}$$

où μ_j^1 et μ_j^2 désignent les valeurs maximales d'appartenance des objets de l'image à une classe

2.3.2 Méthodes de reclassification

La reclassification consiste à remplacer la classe d'un objet par une autre. Elle permet de corriger les produits issus des modèles de classification en ciblant certains ou l'ensemble des objets de l'image, et peut être effectuée manuellement ou par le biais d'un algorithme. Une reclassification manuelle peut être utile à réaliser dès lors que l'opérateur dispose de connaissances de terrain. Cependant cette étape peut devenir chronophage si elle concerne une vaste zone d'étude et un grand nombre d'objets. Une reclassification automatisée constitue dès lors une alternative judicieuse si elle est complétée d'un processus de validation du produit résultant.

La reclassification automatisée repose sur l'expression d'une requête spatiale définie par l'utilisateur, comme le fait de remplacer tous les objets classés « Acacia » dans une zone où on le sait absent, par une autre classe, ou sur l'application d'un algorithme de reclassification mathématique des objets. Dans notre approche, nous combinons ces deux méthodes. Dans un premier temps, nous avons décomposé la zone d'étude en différents secteurs, au sein desquels la présence des peuplements forestiers est vérifiable. Dans un second temps, nous avons procédé à la reclassification automatique des segments avec le plus fort indice de confusion (CI > 0,9), en appliquant les règles de reclassification énoncées dans le **Tableau 5**. Appliquée à 148 000 segments, soit 21 % de la classification, cette reclassification s'appuie à la fois sur l'application d'un filtrage par classe majoritaire, ainsi que la reclassification de certains segments dans la classe *Other Forest* créée *a posteriori* de la classification.

SECTEUR	POST CLASSIFICATION	COMMENTAIRE
1	Pas de reclassification	Domaine privé
2	Fusion des objets (CI > 0,9) par classe majoritaire	Secteur avec forte présence de Cryptoméria et présence de mélanges
3	Reclassification des objets des classes AcM-1 ou AcM-2 dans une classe *Other Forest*	Pas d'Acacia Présence de bois de couleurs
4	Fusion des objets (CI > 0,9) par classe majoritaire	Secteur avec forte présence de d'Acacia et présence de mélanges avec le Tamarin

Privé	Pas de reclassification

Tableau 5. Règles de reclassification appliquées dans le cadre des post-traitements

3 Résultats et discussion

Les résultats obtenus permettent de mesurer la contribution des variables et la précision statistique du modèle de classification, et d'apporter des éléments de compréhension de la qualité des produits cartographiques, à travers l'analyse des cartographies des incertitudes et de la post-classification.

3.1 Pertinence du modèle de classification pour discriminer les gisements d'*Acacia mearnsii*

3.1.1 Pertinence des variables de classification

3.1.1.1 Influence de la quantité des variables sur les performances du modèle

La **Figure 19** illustre les performances du modèle de classification en fonction du nombre de variables utilisé. Les performances, exprimées par l'indice *kappa*, sont calculées sur la base des objets utilisés pour la validation croisée. Ces objets sont donc comptabilisés comme des objets et non comme des pixels, ce qui entraine une sous-estimation des performances du modèle de classification. Les performances réelles du modèle de classification sont donc exposées dans la section suivante.

Nous pouvons cependant estimer la pertinence des variables utilisées. La **Figure 19** montre pour 4 groupes de variables un indice *kappa* compris entre 0,68 et 0,78. Ces valeurs sont assez satisfaisantes puisqu'elles révèlent la capacité du modèle à prédire correctement les classes. La valeur *kappa* la plus élevée est obtenue avec une combinaison des 34 variables et la plus faible avec la combinaison de 4 variables – RGR, Rouge, RVI et NDVI. On pourrait donc penser que l'ensemble des variables de la classification sont indispensables à la performance du modèle mais l'écart de 0,18 entre la valeur *kappa* la plus faible et la plus élevée peut conduire à relativiser cette conclusion.

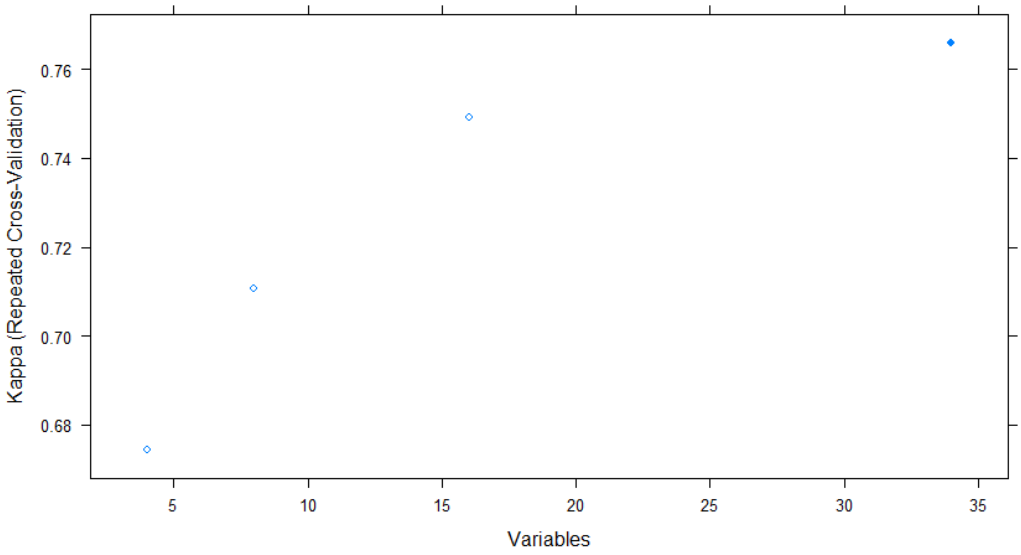


Figure 19. Performances du modèle de classification appliqué à différents groupes de variables. La valeur de l'indice kappa augmente en fonction du nombre de variables considérées. Pour le plus petit groupe de variables (n = 4), il est inférieur à 0,68. Pour le plus grand groupe de variables (n = 34), il est supérieur à 0,76.

3.1.1.2 Influence de la qualité des variables sur les performances du modèle

Après avoir identifié les variables contribuant le plus aux performances du modèle de classification, l'étape suivante consiste à les identifier qualitativement. Sur la **Figure 20**, les variables (axe y) sont listées par ordre d'importance (axe x).

- La variable RGR peut être considérée comme une variable suffisamment pertinente pour améliorer la précision du modèle. Ceci peut s'expliquer par son efficacité à détecter les objets caractérisés par une forte présence d'anthocyanes, présente dans les espèces végétales des prairies et des savanes herbacées, que l'on retrouve dans notre zone d'étude.
- Les variables les plus pertinentes (*imp* > 15) sont notamment des indices radiométriques (RVI, NDVI, SAVI) et la bande spectrale du Rouge, car ce sont logiquement des variables qui mettent en exergue les caractéristiques de la végétation. Les autres variables (*imp* < 15) regroupent des indices de textures, les bandes du Bleu, du Vert et du Proche-infrarouge.
- Les variables moins importantes expriment majoritairement la variance des statistiques des objets. La seule exception concerne la bande du Vert.

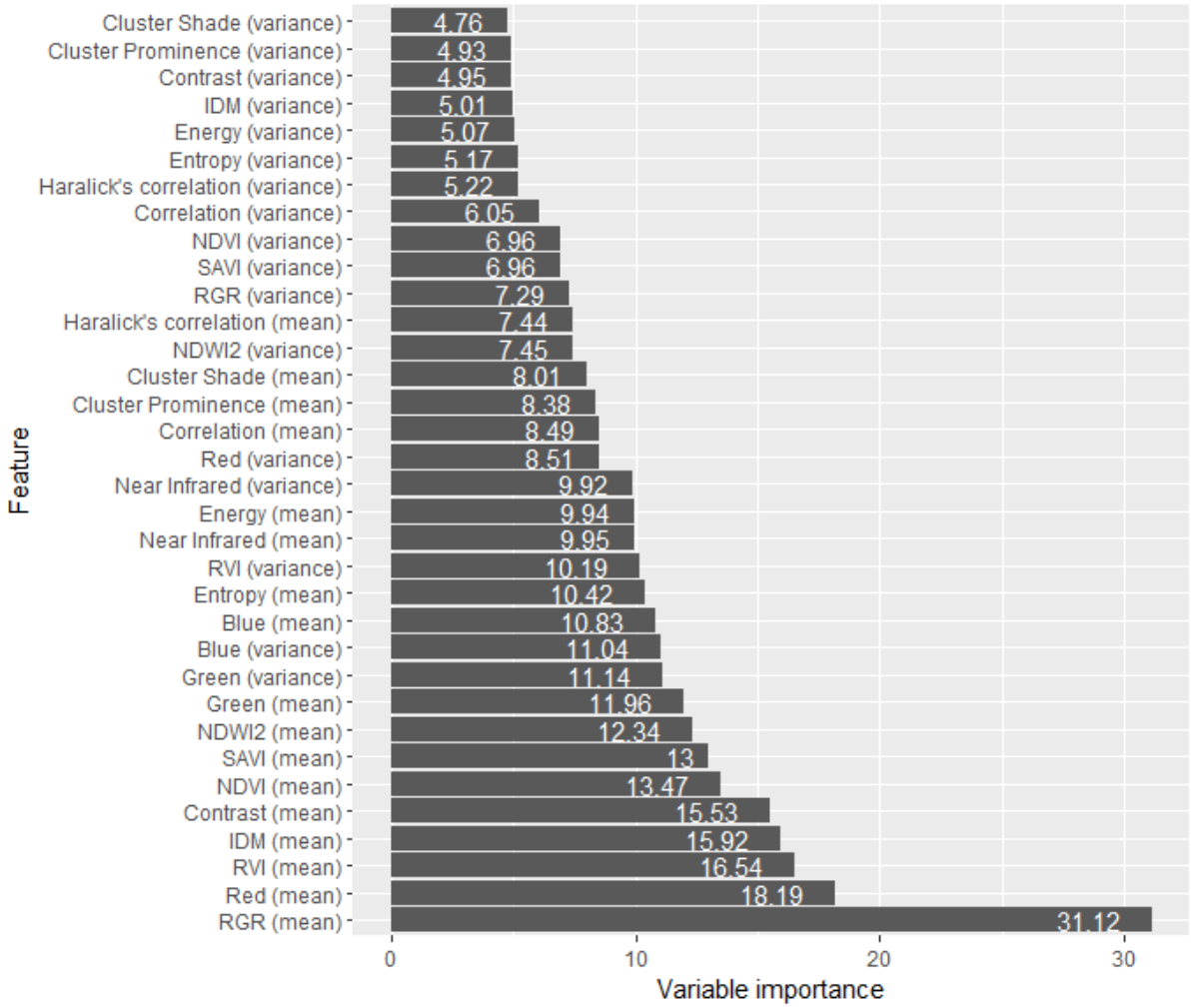


Figure 20. Pertinence des variables.

*3.1.1.3 Pertinence de l'approche pour discriminer les peuplements d'*Acacia mearnsii

Ces résultats ont montré que la précision du modèle varie peu selon qu'on utilise un petit groupe de variables pertinentes ou l'ensemble, tout en contribuant à identifier les variables plus pertinentes. A l'image d'autres variables utilisées dans de précédentes études de télédétection d'*Acacia mearnsii*, nos résultats confirment la pertinence des variables générées à partir de la Bande du Rouge pour discriminer les différents peuplements forestiers et plus particulièrement les deux classes Acacia (Souza-Alonso *et al.*, 2017 ; Masemola *et al.*, 2020a), et l'importance des indices de végétation NDVI, NDWI2 et RGR. En revanche, ils montrent aussi l'importance modérée de la bande spectrale du Proche Infrarouge (*Near Infrared*) dans les performances du modèle de classification, alors que cet indice s'avère très pertinent pour la classification des peuplements forestiers dans de précédentes études (Masemola *et al.*, 2019 ; Oumar *et al.*, 2019). Nous pouvons donc supposer que cette différence s'explique par la présence de variables corrélées au Proche Infrarouge dans notre modèle de classification.

Les indices de textures en revanche participent plus à discriminer les classes forestières des classes non forestières. Ces résultats s'expliquent par la nature des occupations du sol, plus lisses pour ce qui relève du non forestier, et plus texturées pour les objets forestiers. L'importance des variables de type *Inverse Difference Moment* ou *Contrast* vont également dans le sens d'un impact de la texture sur la discrimination des différentes occupations du sol, et plus particulièrement les occupations de type forêt/non forêt.

En somme, cela suggère que la combinaison d'indices radiométriques et de texture contribue à une détection satisfaisante des occupations du sol dans notre zone d'étude, sur une image THRS, tout en soulignant que les indices de végétation performent mieux à distinguer les peuplements d'*Acacia mearnsii*. Les indices de texture en revanche se montrent moins adaptés à la caractérisation précise des classes forestières. Ils tendent plus à distinguer les objets selon leur nature (forêt/non forêt) que leur essence.

3.1.2 Précision du modèle de classification

L'analyse plus approfondie de la précision du modèle permet de mieux comprendre l'influence de ces variables sur la précision de la classification des différentes occupations du sol.

3.1.2.1 Performances globales du modèle de classification

La précision du modèle de classification s'exprime à travers la matrice de confusion (**Tableau 6**). Après conversion des objets en pixels, la précision du modèle de classification atteint 88 % d'après l'*overall accuracy* et 0,86 d'après l'indice *kappa*. Cela signifie qu'une part très importante des données d'apprentissage a été correctement prédite et que ces prédictions laissent peu de place au hasard. Les indicateurs *user* et *producer accuracies* sont compris entre 0,98 et 1 pour les classes non végétales, et atteignent 0,96 et 0,95 pour la classe des Fourrés, 0,93 et 0,90 pour la classe Crypto, 0,73 à 0,94 pour les classes AcH et 0,40 à 0.81 pour les classes AcM.

Ces résultats sont satisfaisants et confirment la pertinence des variables de classification pour mettre en évidence les classes forestières et non forestières de la zone d'étude. A titre de comparaison, ces résultats se distinguent – pour l'Acacia et le Tamarin – des résultats obtenus avec le modèle de classification orienté pixel (Bley Dalouman *et al.*, 2021). Ils permettent en effet une meilleure efficacité de l'approche orientée objet pour la prédiction des classes AcM et AcH, malgré la proximité de leurs signatures spectrales.

3.1.2.2 Un modèle adapté à la classification de l'Acacia de type 2 (AcM-2)

Les performances du modèle pour la classification d'AcM-2 sont précisées dans le **Tableau 6**. Malgré les mélanges entre les classes Cryptomeria et Acacia, les résultats soulignent la capacité du

modèle à reconnaitre et à prédire les objets de la classe AcM-2 sur l'image de THRS. Sur les parcelles mélangeant ces peuplements, les Cryptoméria arborent globalement une taille et une canopée plus développées que les peuplements d'*Acacia mearnsii*, mais ils ont aussi tendance à former des peuplements denses, autour desquels se développent des peuplements d'*Acacia mearnsii*. Des confusions de classification peuvent donc naitre de la proximité physique de ces deux essences forestières, et dans une moindre mesure de la proximité de leurs signatures spectrales. Néanmoins, les indicateurs de précisions sont suffisamment élevés pour estimer la fiabilité de la classification, et montrent aussi bien la capacité du modèle à se généraliser à de nouvelles données qu'à s'adapter aux données d'apprentissage.

		REFERENCE									
		Shade	**Road + Bare soil**	**Herb**	**CrJ**	**AcH-1**	**AcH-2**	**AcM-1**	**AcM-2**	***TOTAL***	***UA***
CLASS	**Shade**	**853**	0	0	0	0	0	0	0	853	**1**
	Road + Bare soil	0	**24991**	59	0	0	0	0	33	25083	**1.00**
	Herb	0	522	**19415**	1	2	8	135	42	20125	**0.96**
	CrJ	0	1	39	**21816**	38	34	121	1385	23434	**0.93**
	AcH-1	0	1	164	111	**17343**	4	351	518	18492	**0.94**
	AcH-2	0	0	595	149	24	**3736**	0	618	5122	**0.73**
	AcM-1	0	2	10	700	1364	0	**3519**	3120	8715	**0.40**
	AcM-2	0	1	52	1566	723	506	498	**13856**	17202	**0.81**
	TOTAL	853	25518	20334	24343	19494	4288	4624	19572	**119026**	
	PA	**1.00**	**0.98**	**0.95**	**0.90**	**0.89**	**0.87**	**0.76**	**0.71**		

Tableau 6. Matrice de confusion produite pour l'évaluation des performances du modèle de classification.

3.1.2.3 Une classification prometteuse de l'Acacia de type 1 (AcM-1)

La mesure de précision la plus faible concerne la classe AcM-1, qui décrit des peuplements aux troncs enchevêtrés. En atteignant 0,40, l'indicateur du *user accuracy* montre que le modèle a été capable de prédire correctement moins de la moitié des données appartenant réellement à la classe AcM-1. Les confusions se font particulièrement avec la classe AcM-2 (peuplements aux troncs droits), et puis dans une proportion moins grande, avec la classe AcH-1 (peuplements de Tamarin matures).

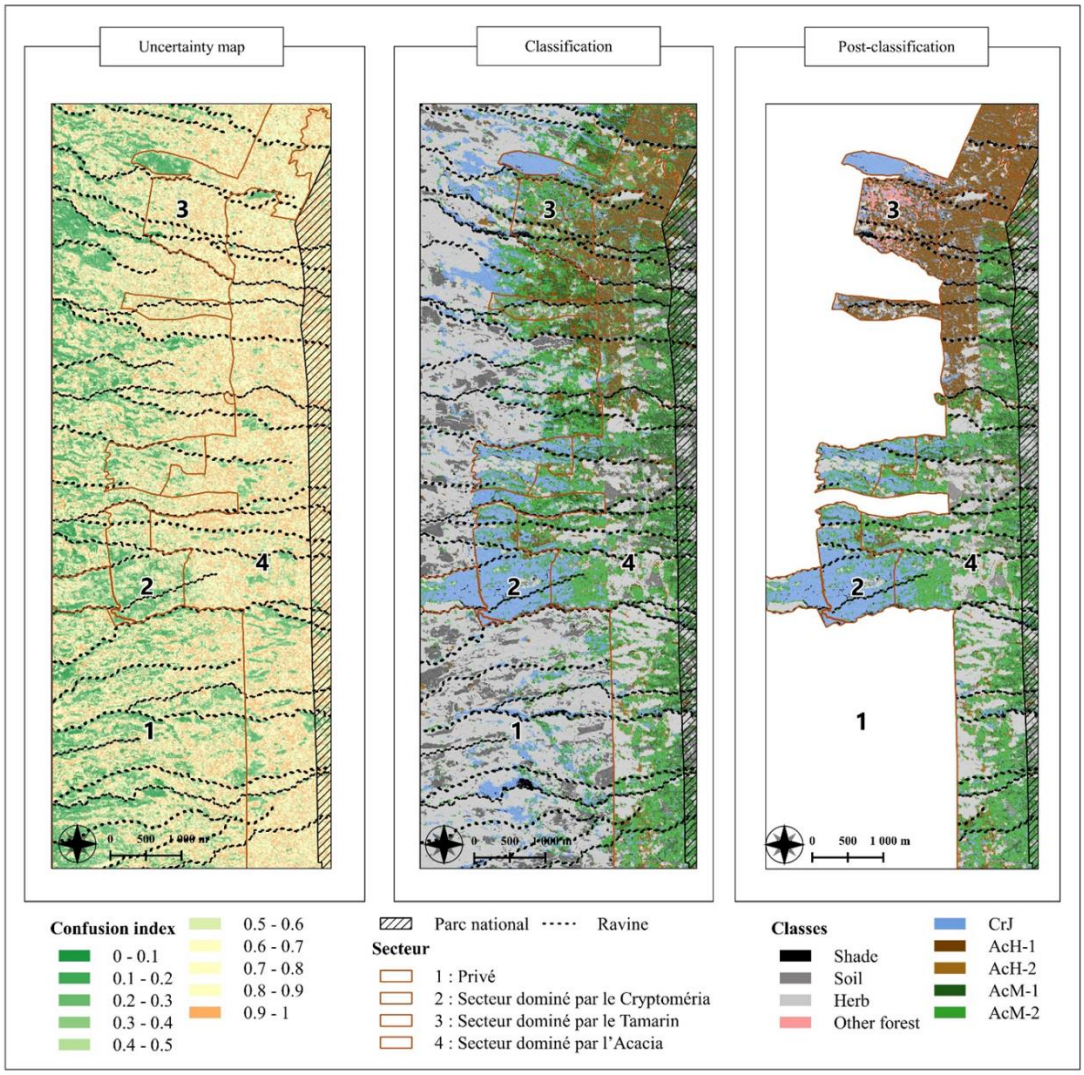
Ces confusions entre AcM-1 et AcM-2 ne sont pas préjudiciables car elles montrent simplement que le modèle n'est pas en mesure de distinguer correctement les observations des deux structures de peuplements de la même espèce. Les peuplements enchevêtrés évoluent dans des milieux fermés caractérisés par des mélanges avec des troncs droits et dont les canopées laissent peu de place à la lumière. Cette tendance à l'invisibilisation et au mélange des peuplements complexifie

ainsi l'identification de la classe AcM-1 par le *classifier*. Par ailleurs, la base de données de la classe AcM-1 contient moins d'objets (*npixels* = 27 503) que l'ensemble des autres classes en moyenne (*npixels* = 57 713). Pour une classe décrivant des peuplements couchés, dense et souvent mélangés à d'autres structures ou peuplements forestiers, cette faible quantité de pixels peut complexifier l'apprentissage et la prédiction, puisque lors de la prédiction, le *classifier* restitue ses connaissances à partir d'une classe caractérisée par une variabilité spectrale forte. Disposer davantage d'échantillons peut donc contribuer à réduire cette variabilité spectrale et améliorer par conséquent la discrimination de la classe (Rodriguez-Galiano *et al.*, 2012). Cependant, il est aussi nécessaire de veiller à collecter ces échantillons sur un domaine suffisamment vaste, de façon à éviter un biais de sélection dans les résultats (Tuia et Camps-Valls, 2009).

Compte tenu des résultats de classification de l'AcM-1, nous suggérons de mettre à jour les échantillons de cette classe en collectant d'autres données sur le terrain, suffisamment éloignées pour éviter de générer des biais de sélection dans les résultats, et améliorer la prédiction de ces peuplements.

3.2 Cartes de localisation des gisements d'*Acacia mearnsii*

D'après la matrice de confusion, la prédiction est fiable pour les classes non forestières (Ombres/Ravines, Sol Nu et Fourré) et la classe Crypto. En revanche les proportions de confusions sont plus importantes pour les classes Acacia et Tamarin. Les résultats suivants illustrent à la fois les confusions à l'échelle de toute la zone étudiée mais aussi la répartition spatiale des classes recherchées après classification et post classification (**Figure 21**). Pour faciliter leur compréhension, nous avons également illustré différents secteurs sur les cartes, basés sur l'identification des peuplements forestiers dominants inventoriés par l'ONF (ONF, 2019) (**Annexe 11**, **Annexe 12**).



Source : HBD, 2023.

Figure 21. Cartes issues du modèle de classification et de la reclassification. La carte A permet de mesurer les incertitudes de classification par le biais d'un indicateur de confusion. Les cartes B et C résultent de la classification et de la reclassification et illustrent la répartition spatiale des différentes classes forestières et non forestières à l'échelle de toute la zone d'étude ou du domaine public.

3.2.1 La question de l'incertitude

La **Figure 21.A** cartographie les incertitudes de classification selon un gradient compris entre 0 pour caractériser les faibles incertitudes et 1 pour caractériser les fortes incertitudes. Le curseur pour qualifier les différents niveaux d'incertitudes a été placé à 0,6 et 0,9.

3.2.1.1 Analyse de la répartition spatiale des incertitudes

Les espaces verts représentent les objets dont la probabilité d'appartenance à une classe est élevée. Ces espaces se retrouvent aussi bien dans le domaine privé que public, cependant ils ont tendance à être plus homogènes et couvrir de plus grands espaces dans le domaine privé. Leur identification peut se faire avec la **Figure 21.B**, qui illustre la cartographie résultante de la classification. Elle montre notamment les classes non végétales dans le domaine privé et la classe Crypto dans le domaine public.

Les espaces jaunes et oranges de la **Figure 21.A** traduisent une certitude de moins de 50 % sur les objets de la classification. Cela signifie que les objets prédits dans une classe pourraient probablement appartenir à une autre classe. Dans le domaine privé comme public, ces confusions portent notamment sur des classes descriptives des forêts, comme l'indique la matrice de confusion, et montrent l'intérêt de calculer un indice de confusion pour évaluer la qualité d'une classification. Plus précisément, la carte d'incertitude nous a permis de faire des reclassifications par secteurs (**Annexe 12**).

3.2.1.2 Analyse de la performances statistiques des incertitudes

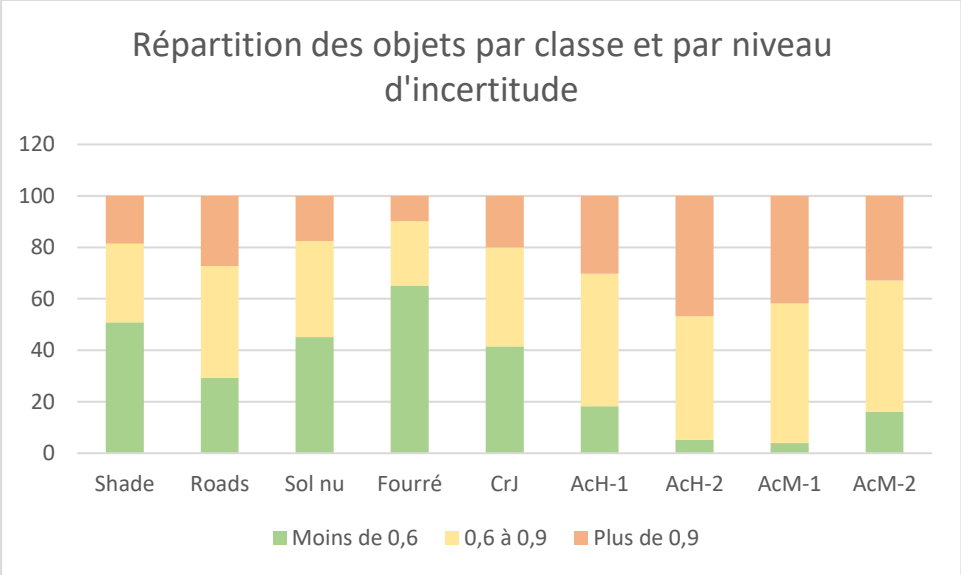


Figure 22. *Répartition des objets de classification par classe et par niveau d'incertitude. Ce graphique est réalisé sur la base de l'ensemble des objets de la zone d'étude et met en lumière l'apport de l'indice de confusion dans l'évaluation des performances de modèles de classification et de la fiabilité à accorder aux produits cartographiques résultants.*

La **Figure 22** représente la répartition des objets par classe et par niveau d'incertitudes. Les résultats ont tendance à aller dans le sens de la matrice de confusion. Les très fortes confusions concernent peu les classes Fourré, Sol Nu, Ombre, Crypto et Routes, alors qu'elles sont plus importantes pour les classes AcH-1, AcM-2, AcM-1 et AcH-2. Autrement dit, cela montre que les classes

non forestières ont tendance à être mieux prédites que les autres classes, à l'échelle de la zone d'étude, et d'une certaine manière, l'indice de confusion reflète les performances soulevées par la matrice de confusion.

Cependant, la matrice de confusion illustre aussi des performances élevées pour certaines espèces forestières, comme AcH-1 et AcM-2, que l'indice d'incertitude ne met pas en valeur. Le fait que moins de 20 % des objets de ces classes ont un indice de confusion inférieur à 0,6, indique globalement un risque important de confusion sur le terrain. De plus, le fait que les confusions suivent également la même tendance de répartition, lorsque les classes AcM sont regroupées en une seule et même classe, permet de remettre en perspective l'idée que les confusions soient relatives à la même espèce. Il existe certes des confusions de classification entre les objets de ces deux classes, mais les confusions avec d'autres essences forestières sont également réelles, comme en témoigne la proximité des signatures spectrales. De fait, l'indice de confusion permet d'être plus prudent, sur les performances de la classification à l'échelle de la zone d'étude.

3.2.2 Classification et post-classification de l'*Acacia mearnsii* : comparaison aux données de référence

3.2.2.1 Classification et post-classification : une répartition spatiale proche

L'analyse des cartes issues de la classification et de la post-classification révèle une répartition spatiale des peuplements forestiers compartimentée. Plus précisément dans le domaine public, les cartes illustrent :

- la forte présence de peuplements de Cryptoméria dans le secteur 2,
- le partage des parcelles du secteur 3 entre les peuplements de Tamarin et d'Acacia.
- les zones où les peuplements d'*Acacia mearnsii* se développent à proximité des peuplements forestiers homogènes de Cryptoméria et de Tamarin.

Ces résultats corroborent ainsi l'inventaire forestier de l'ONF (ONF, 2019) et les observations faites sur le terrain (DAAF, 2015 ; DRR, 2018 ; Bley Dalouman *et al.*, 2021).

3.2.2.2 Comparaison aux inventaires forestiers existants

La classification apporte toutefois des nuances aux inventaires forestiers de la zone d'étude (**Figure 23**). Bien que la totalité des surfaces détectées par télédétection soit proche de celles données par les inventaires, la classification permet de localiser des taches d'*Acacia mearnsii* aux abords du Parc National, et d'en réduire l'emprise des autres forêts hétérogènes de montagnes. Par ailleurs la classification réduit également l'emprise des peuplements d'*Acacia mearnsii* dans le secteur 3 en mettant en exergue de vastes zones de fourrés environnantes, sur les parcelles dont les incendies les plus récents sévissaient en 2010-2011. A l'image de nos observations sur le terrain, les cartes issues de

la classification et de la post-classification mettent en avant les parcelles où l'*Acacia mearnsii* se développe en milieux pâturés. Les forêts de Tamarin sont également moins importantes sur nos cartographies, qui permettent de localiser les peuplements matures homogènes et des taches plus petites de plantation dans le secteur 3.

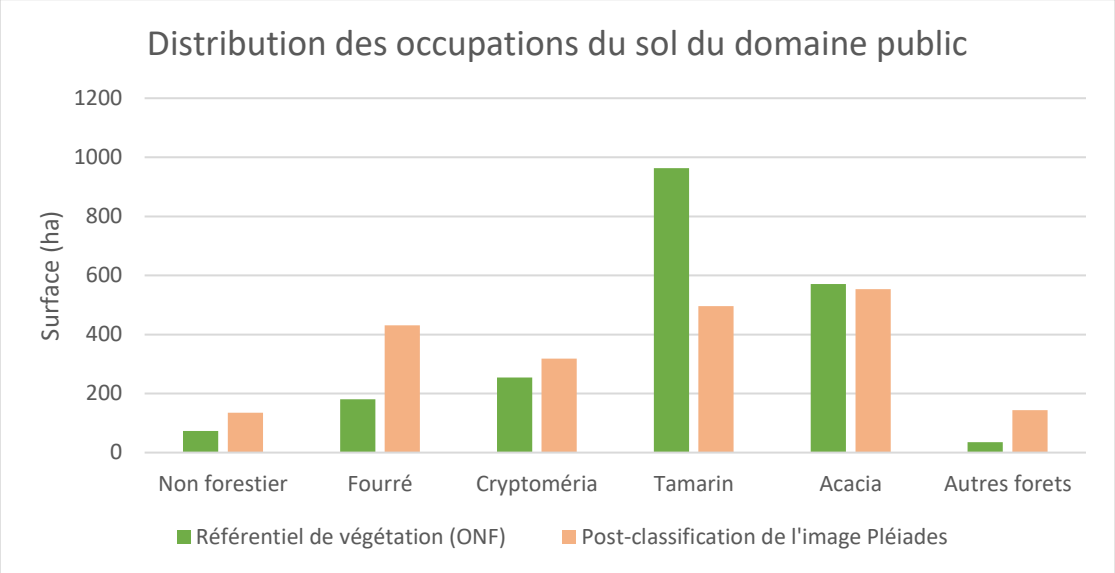


Figure 23. Comparaison des surfaces évaluées par l'ONF et par méthode de télédétection (classification et post-classification).

Conclusion

Ce chapitre présente le protocole déployé pour évaluer les surfaces existantes en *Acacia mearnsii* et les résultats obtenus. La méthode repose sur la constitution d'un modèle de classification orientée objet d'une image satellitaire Pléiades captée en mai 2020.

Il en résulte un modèle de classification dont les performances démontrent la capacité du modèle à apprendre et à prédire les différentes classes, à partir des variables données. Le protocole permet notamment d'identifier les contributions des différentes variables aux performances du modèle, et nous amène à relever la pertinence des indices de texture pour différencier les peuplements forestiers des éléments non forestiers et la pertinence des indices de végétation (notamment RGR) pour affiner la spécificité des signatures spectrales des peuplements forestiers. D'autre part, en combinant matrice de confusion et indice de confusion, nous avons pris le parti d'évaluer les performances de la classification en nous appuyant sur le jeu de donnée d'entrainement, et les prédictions réalisées à l'échelle de toute la zone d'étude. L'indice de confusion a révélé des incertitudes significatives pour la classification des deux classes Acacia, qui nous incitent à être prudents sur la localisation précise de ces types de peuplement sur le terrain, malgré une répartition spatiale globale cohérente avec la réalité.

Les travaux exposés dans ce chapitre permettent également d'affiner la cartographie de localisation des gisements d'*Acacia mearnsii*, par rapport aux données existantes. Ils mettent en lumière les zones où se développent des structures enchevêtrées ou plus droites, leur proximité aux peuplements endémiques, leur présence dans le Parc National mais aussi dans les milieux de fourrés. En somme, ils témoignent de la capacité des peuplements d'Acacia à se développer sur des surfaces hétérogènes, et posent les bases pour un suivi à très haute résolution spatiale de la répartition spatiale de cette EEE.

Chapitre 4
Mobilisation d'approches SIG pour évaluer l'exploitabilité des surfaces d'*Acacia mearnsii*

Introduction **82**

1 Approche méthodologique **83**

1.1 Pré-traitements pour la caractérisation des barrières et des pentes 85

1.2 Chaine de traitement 88

1.3 Application de la chaine de traitement à l'*Acacia mearnsii* 91

2 Résultats et discussion **92**

2.1 Evaluation de la praticabilité des terrains occupés par *Acacia mearnsii* 92

2.2 Evaluation de l'accessibilité des terrains occupés par *Acacia mearnsii* 96

2.3 Evaluation de l'exploitabilité : application à l'analyse des surfaces potentiellement mécanisables 98

2.4 Analyse de la répartition et de la taille des objets Acacia 99

Conclusion **102**

Introduction

L'évaluation des surfaces forestières exploitables repose sur l'identification des critères d'exploitation propres au gisement forestier (Viana *et al.*, 2010) et au milieu dans lequel il évolue (Dupire *et al.*, 2015 ; Kazama *et al.*, 2021). Il convient donc de les prendre en compte pour localiser et quantifier le gisement exploitable dans une filière bois énergie.

Les SIG sont de puissants outils d'analyse spatiale. Ils offrent une interface dans laquelle l'utilisateur peut combiner différentes sources de données spatiales pour caractériser le gisement forestier, ainsi que ses conditions et contraintes d'exploitation (Calvert, 2011 ; Woo *et al.*, 2019). L'information géographique permet ainsi de caractériser d'une part la répartition spatiale des gisements forestiers, leur type et leur structure (densité, verticalité des troncs) ou leur mode d'exploitation (manuel ou mécanisé). D'autre part, elle permet aussi de modéliser les variables topographiques (pentes, ravines), géographiques (proximité des dessertes) et administratives (zones protégées ou réservées à d'autres modes de gestion).

Dans ce chapitre, nous faisons le lien entre les surfaces forestières existantes (i.e., les objets issus du processus de classification détaillé dans le **Chapitre 3**), les données géographiques (**Chapitre 2**) et les considérations des gestionnaires forestiers en termes d'identification des surfaces exploitables (Veyssiere, 2022).

Pour évaluer les gisements exploitables, nous avons donc choisi de délimiter notre zone d'étude au secteur dans lequel les gisements d'Acacia sont avérés (secteur 3, **Figure 21**) et de tenir compte de critères réglementaires (présence du Parc National) et géographiques (ravines, pentes et routes). Notre méthodologie repose notamment sur le développement d'une chaine de traitement sous SIG qui s'appuie sur les données spatiales et des paramètres modulables par l'utilisateur. Les pré-traitements, la description et l'explication des modules, et la description de l'application de la chaine de traitement, sont traités dans la première section. Les résultats de l'application mettent en avant les contributions du modèle pour évaluer

- les surfaces praticables c'est-à-dire, sans contraintes physiques ou réglementaires
- leur accessibilité depuis les routes forestières
- leur exploitabilité, compte tenu des modalités de gestion qui s'appliquent à l'*Acacia mearnsii* de type 1 et 2.

Le travail présenté dans ce chapitre a également fait l'objet d'une publication dans un journal international à comité de lecture (Bley Dalouman *et al.*, 2023).

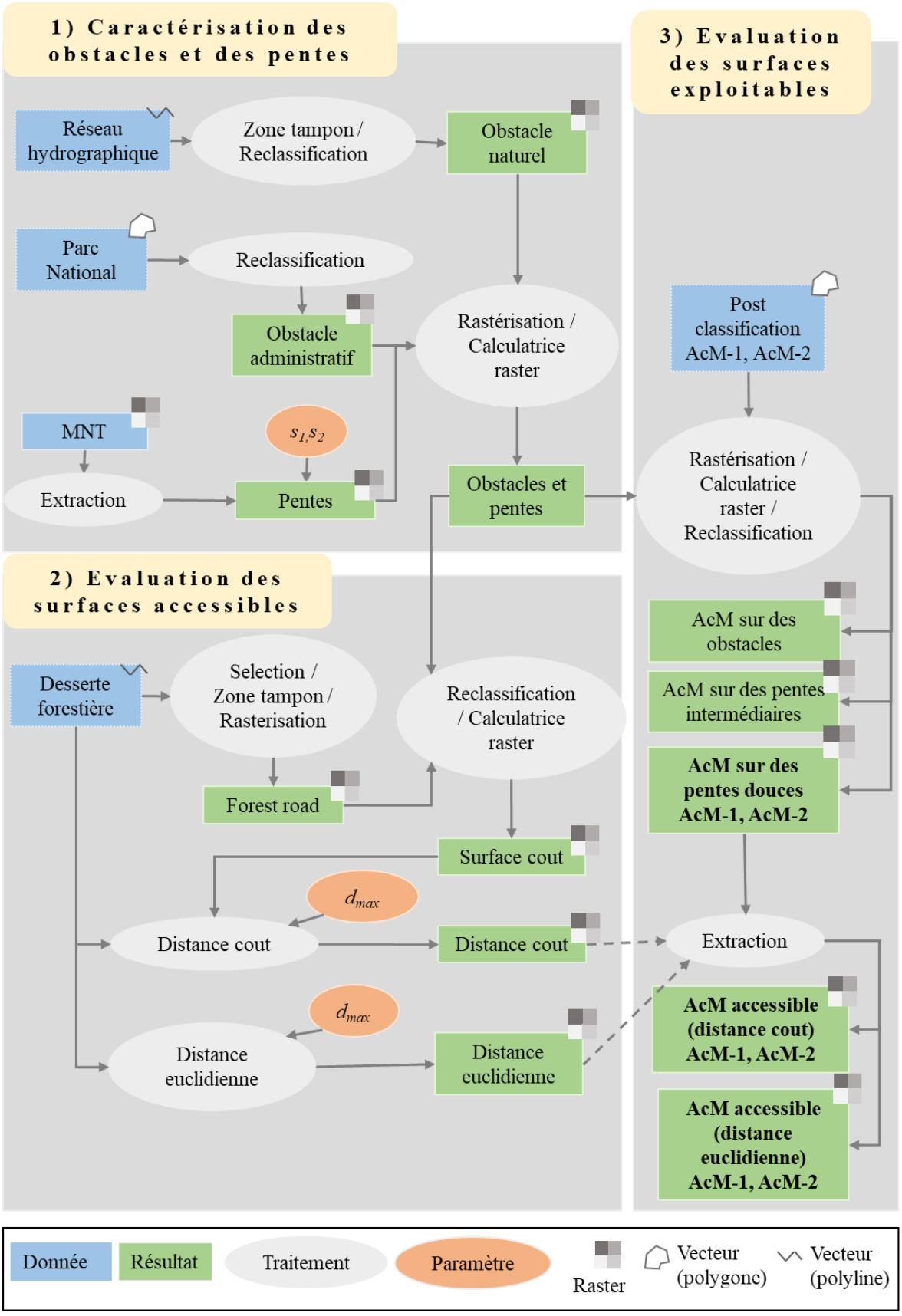
1 Approche méthodologique

A l'image d'une majorité d'études du domaine (Zambelli *et al.*, 2012 ; Dupire *et al.*, 2015), nous décomposons le concept d'accessibilité de façon à distinguer les caractéristiques structurelles (pentes, ravines) des caractéristiques conjoncturelles (proximité des routes). Notre approche permet d'évaluer d'une part la praticabilité du terrain. Autrement dit, elle vise à déterminer si la forme du terrain et le régime forestier limitent ou permettent la mobilisation de moyens d'exploitation (**Figure 24.A**). D'autre part, elle reprend le concept de distance sous-jacent à l'accessibilité et vise à mesurer l'éloignement des surfaces praticables aux pistes forestières (**Figure 24.B**). Enfin, elle s'oriente vers une évaluation des surfaces exploitables, par le biais de la combinaison des évaluations de praticabilité et d'accessibilité, et leur application au gisement forestier et modes d'exploitations associés (**Figure 24.C**)

Cette section présente la méthodologie d'estimation des surfaces exploitables à partir de données forestières et topographiques à notre disposition. Ces données proviennent de sources d'informations spatiales différentes et sont mises en relation dans trois modules constituant la chaine de traitement que nous avons développée avec le logiciel ArcMap 10.3.

La première sous-section présente les pré-traitements qui ont permis d'extraire les informations spatiales, à savoir l'extraction des pentes, la caractérisation des ravines et la localisation des pistes forestières. Les sous-sections suivantes décrivent le fonctionnement des différents modules de la chaine de traitement (**Figure 24**) :

- Le module 1 caractérise les surfaces praticables en tenant compte de variables géographiques et règlementaires
- Le module 2 évalue l'accessibilité des surfaces praticables, en mesurant leur éloignement par rapport aux pistes forestières
- Le module 3 identifie les surfaces exploitables, c'est-à-dire, les surfaces praticables et accessibles où se développe le gisement forestier (i.e. les objets de la post-classification) tout en tenant compte des modes d'exploitation associés



Source : HBD, 2023.

Figure 24. Description du fonctionnement des modules de la chaine de traitement et de leur application aux objets des classes Acacia.

1.1 Pré-traitements pour la caractérisation des barrières et des pentes

Pour caractériser le terrain adapté au déploiement des opérations forestières, les informations suivantes sont nécessaires : les limites administratives du Parc National et de la zone d'étude, les pentes, les ravines et les dessertes forestières. Les sous-sections suivantes se focalisent sur les pré-traitements des pentes, des ravines et des dessertes forestières. Les limites administratives du Parc National et de la zone d'étude ne sont pas évoquées car elles ne sont pas l'objet de pré-traitements particuliers.

1.1.1 Extraction des pentes à partir du modèle numérique de terrain

La pente est un critère essentiel à la mise en place de techniques d'exploitation forestière. Selon son inclinaison, elle définit la possibilité de mettre en place des opérations de transformation et de transport du bois. Les seuils amendés pour distinguer les pentes praticables de celles qui ne le sont pas, sont liés aux caractéristiques des modes de transformation ou de transport (ONF, 2018). Ils sont souvent compris entre 15 et 30 % mais peuvent aussi varier en fonction de la zone géographique (Kazama *et al.*, 2021) ou de l'orientation de la pente (Zambelli *et al.*, 2012).

Les pentes sont calculées à partir des valeurs d'altitude d'un Modèle Numérique de Terrain (MNT), ce qui implique que la précision de leur cartographie varie en fonction de la résolution de la couche d'altitude d'entrée. L'extraction des pentes à partir d'un MNT de basse ou moyenne résolution spatiale entraine *de facto* une perte de variabilité locale des pentes tandis qu'une extraction à partir d'un MNT de haute résolution spatiale conduit à mieux prononcer la variabilité d'inclinaison des pentes (Dupire et al., 2015).

Etant donné que la zone d'étude se caractérise par un terrain accidenté (**Figure 25**), nous avons acquis deux MNT ayant 1 m et 5 m de résolution spatiale (RGE ALTI®).



Source : HBD, 2021.

***Figure 25**. Localisation de peuplements d'*Acacia mearnsii *en fleurs sur un terrain pentu.*

Pour générer les pentes, nous avons utilisé la méthode de Zevenbergen & Thorne (1987). Elle consiste à générer une fenêtre mobile de dimension 3x3, et à parcourir l'ensemble du MNT en calculant la pente d'une cellule z_5 à partir des valeurs des cellules adjacentes Nord-Sud et Ouest-Est et de leur distance (**Équation 2**). Cette méthode met ainsi en valeur les variations d'inclinaison du terrain sans pour autant surestimer les pentes, ce qui est essentiel pour caractériser le terrain. L'inclinaison se mesure en pourcentage.

$$S = \left(\sqrt{(G^2 + H^2)}\right) * 100)$$

Où :

Équation 2

$$G = \frac{-z_8 + z_4}{2 * d}$$

$$H = \frac{z_2 - z_6}{2 * d}$$

z_i définit la localisation du pixel

1.1.2 Caractérisation des ravines

Pour localiser les ravines, nous avons utilisé le jeu de données des lignes hydrographiques issu de la BD Carthage®. Puisque les ravines ne sont pas des lignes mais des formes géomorphologiques, nous avons tenu à modéliser leur largeur. Pour cela, nous avons généré un buffer d'un rayon 7,5 m autour d'elles. Ensuite, nous avons comparé la couche résultante aux pentes (**Figure 26**). Nous avons observé une meilleure mise en évidence des pentes fortes le long des ravines sur le maillage de pente ayant une résolution spatiale de 1 m. En revanche, nous avons aussi observé des pentes douces dans les fonds de ravines. Nous avons donc considéré que ces variations pouvaient complexifier l'extraction des ravines, et nous avons donc choisi d'utiliser des jeux de données spécifiques aux ravines et aux pentes (maillage de 1 m de résolution spatiale) pour caractériser les obstacles et les surfaces impraticables ou praticables.

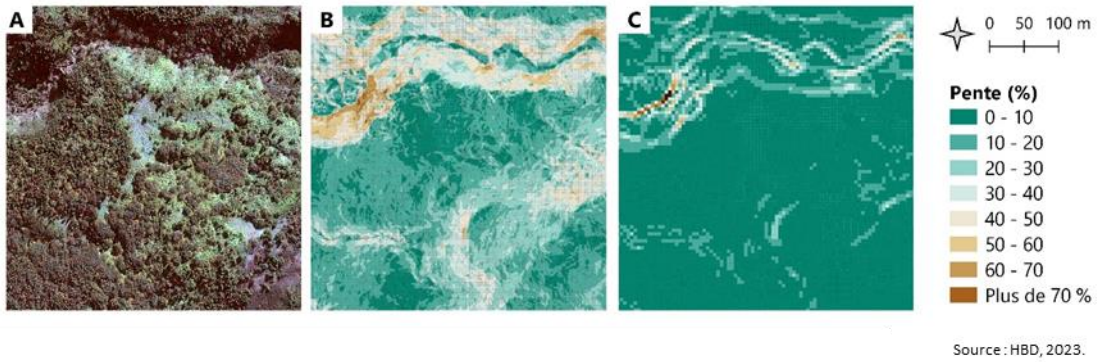


Figure 26. Illustration de l'impact de la résolution spatiale du MNT sur le calcul des pentes. (A) Extrait de l'image Pléiade, maillage de pente issus du MNT de 1m de résolution spatiale (B) et maillage de pente issu du MNT de 5m de résolution spatiale (C).

1.1.3 Représentation des dessertes forestières

Les dessertes forestières forment un réseau d'axes empruntables par les véhicules forestiers pour pénétrer facilement dans les peuplements. Ce réseau – et plus particulièrement le réseau de pistes forestières – est construit en prenant en compte l'inclinaison du terrain (DRR, 2018). De fait, leur modélisation dans un SIG n'implique pas nécessairement de calculer la pente de la route.

Pour modéliser les dessertes, nous avons utilisé le jeu de données proposé par l'ONF. Il permet notamment de localiser les pistes, les routes, les sentiers et les chemins, qui parcourent la forêt des HSV. Nous avons distingué les tronçons par leur nature et leur revêtement, de façon à conserver les voies utilisées pour l'exploitation forestière (Veyssiere, 2022). Nous avons notamment conservé les pistes forestières. Ce sont les voies empruntées uniquement pour l'exploitation forestière. Elles se différencient donc des routes forestières parce qu'en plus d'être ouvertes aux ayants-droits, elles donnent accès aux peuplements forestiers d'exploitation. En ce sens, nous avons sélectionné les pistes

empierrées ou avec un revêtement naturel pour constituer le jeu de donnée des pistes forestières. Nous avons également généré une zone tampon (rayon = 5 m) autour de leur linéaire pour considérer leur largeur sur le terrain.

1.2 Chaine de traitement

La chaine de traitement s'articule autour de trois modules (**Figure 24**). Le premier caractérise la praticabilité du terrain à l'échelle de la zone d'étude identifiée par l'utilisateur. Le second évalue ensuite l'accessibilité des surfaces praticables. Le dernier permet enfin d'estimer les surfaces forestières exploitables, c'est-à-dire les surfaces forestières qui réunissent les conditions de praticabilité et d'accessibilité déterminées par l'utilisateur.

1.2.1 Module 1 : Caractérisation des pentes et des obstacles pour mesurer la praticabilité du milieu

Pour caractériser les surfaces praticables, le premier module identifie d'abord les obstacles à l'exploitation (**Figure 24.1**). Les surfaces impraticables sont définies comme des zones où les règlementations ou la pente du terrain ne permettent pas de dérouler des opérations de transformation ou de transport de la ressource forestière. Ensuite ce module s'appuie sur le maillage de pente pour identifier les surfaces praticables. Elles correspondent aux terrains adaptés au déploiement des moyens de transformation et de transport des produits forestiers. Le module 1 implémente une méthode de classification pour définir

- les éléments qui empêchent le déploiement des opérations forestières (valeur du pixel = 0),
- les surfaces où la possibilité d'une exploitation dépend de l'inclinaison intermédiaire (valeur du pixel = 1) ou douce (valeur du pixel = 2) de la pente.

En outre, la caractérisation des pentes repose sur une requête spatiale qui considère un maillage de pente *s* et reclassifie les valeurs des pixels selon deux valeurs seuils distinguant les pentes fortes des pentes intermédiaires (s_1), les pentes intermédiaires des pentes douces (s_2).

Lors de la phase d'exécution du module, les valeurs s_1 et s_2 peuvent être définies par l'utilisateur de façon à être adaptées au cas et aux données de l'étude. Le module délivre enfin une cartographie de la praticabilité (au format raster) dans les limites de la zone d'étude définie par l'utilisateur.

1.2.2 Module 2 : Evaluation des surfaces accessibles

Le second module de la chaine de traitement vise à estimer l'accessibilité des surfaces praticables (**Figure 24.2**), autrement dit leur proximité aux pistes forestières. Cette évaluation permet donc d'envisager les couts d'exploitation. Ainsi, plus les surfaces praticables sont éloignées des pistes, plus les couts d'exploitation sont élevés.

Le module 2 fonctionne avec deux données spatiales : les surfaces déterminées comme praticables dans le module 1 et le jeu de donnée des pistes forestières. Nous avons implémenté deux méthodes d'évaluation des distances pour évaluer leur éloignement aux pistes forestières jusqu'à une distance maximale, notée d_{max}, fixée par l'utilisateur.

La première méthode – dite euclidienne – mesure l'éloignement géométrique (i.e., accessible à vol d'oiseau) de la piste forestière dans le cadre de la zone d'étude et en tenant compte de la valeur donnée à d_{max} (**Figure 27.A**). Concrètement, l'algorithme recherche l'ensemble des chemins qui permettent de relier le centre des surfaces praticables aux tronçons de route pour comparer la longueur des chemins et retenir le plus court.

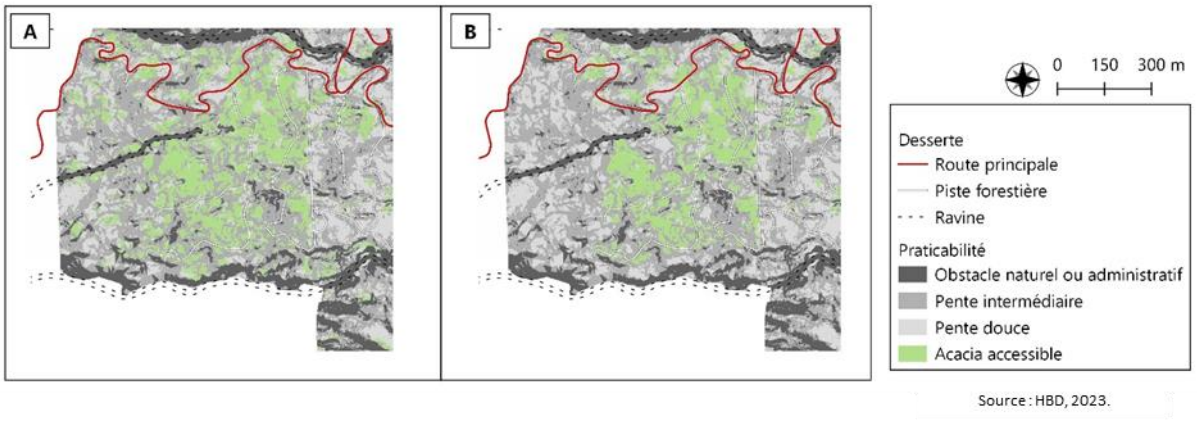


Figure 27. Illustrations des résultats intermédiaires, avec les surfaces forestières praticables et dont l'accessibilité est évaluée avec une distance euclidienne (A) ou cout (B).

La seconde méthode cible uniquement les surfaces praticables puisqu'elle consiste en une estimation de leur éloignement selon des couts pondérés (**Figure 27.B**). Mesure de distance-cout, cette méthode s'applique dans les limites de la zone d'étude et considère également la valeur donnée à d_{max}. Dans cette optique, l'outil 'distance cout' s'appuie sur un raster où chaque cellule enregistre une valeur de coût. Il évalue ensuite l'éloignement entre une cellule source et une cellule d'arrivée en enregistrant la distance et la somme des valeurs de couts qui les sépare ; et répète enfin ce processus, jusqu'à conserver les surfaces praticables dont l'accès est le moins couteux. La sortie se présente sous la forme d'un raster qui met en évidence la distance cout des surfaces praticables à la desserte.

Dans notre approche, le module implémente un outil de reclassification qui affecte un cout très élevé aux surfaces non praticables (c = 1 000) et un cout très faible aux surfaces praticables (c = 1). De cette façon, la valeur de distance cout retournée par l'algorithme équivaut à une distance métrique.

1.2.3 Module 3 : Evaluation des surfaces exploitables

Le dernier module de la chaine de traitement permet d'évaluer les surfaces exploitables, et d'estimer le gisement forestier situé sur une surface praticable et accessible (**Figure 24.3**). Le concept d'exploitabilité définit donc un terrain favorable à l'exploitation et atteignable en passant par le réseau de pistes forestières existant et des portions de terrain praticables. C'est aussi un concept définissant un gisement forestier suffisamment mature pour être exploité. Le module 3 propose donc à l'utilisateur de définir le gisement forestier qu'il souhaite évaluer. Il s'appuie donc sur les sorties des modules précédents pour identifier le gisement forestier situé sur des surfaces praticables et accessibles.

D'autre part, il vise à évaluer leur exploitabilité en tenant compte du mode de gestion préconisé pour un gisement. Il tient compte du nom du gisement forestier et des sorties précédentes, pour affiner l'évaluation des surfaces exploitables. Dans notre application, il s'agit notamment de mettre en exergue :

- les surfaces non mécanisables : ce sont des surfaces praticables (sur des pentes douces et intermédiaires) et accessibles avec de l'Acacia de type enchevêtré (AcM-1) ;
- les surfaces mécanisables : ce sont des surfaces praticables (sur des pentes douces) et accessibles avec de l'Acacia de type droit (AcM-2) – (**Figure 28**).

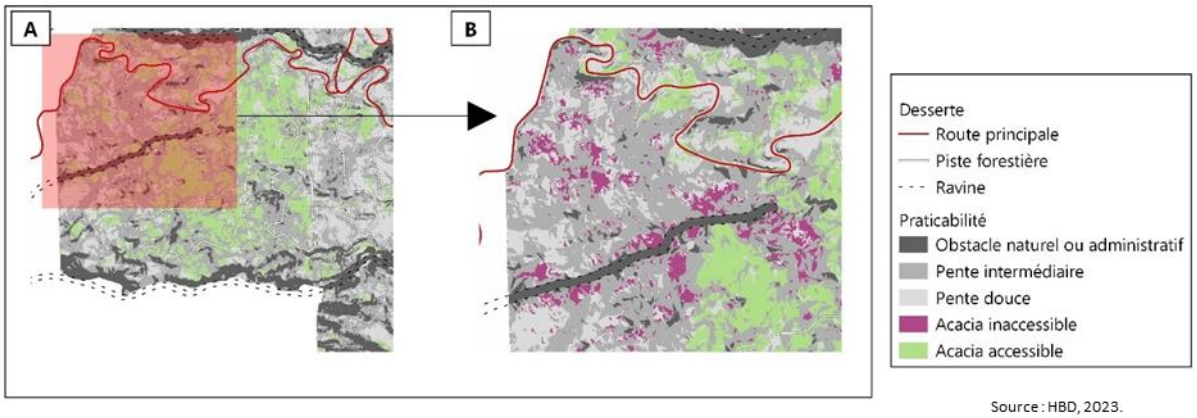


Figure 28. Illustration des surfaces forestières mécanisables et non mécanisables.

1.3 Application de la chaine de traitement à l'*Acacia mearnsii*

Pour répondre aux objectifs posés par la thèse, nous avons appliqué la chaine de traitement à une application concrète, consistant à estimer les surfaces exploitables en *Acacia mearnsii* de type 1 et 2.

1.3.1 Objectif : déterminer l'exploitabilité des gisements d'*Acacia mearnsii*

Nous estimons l'exploitabilité des gisements d'*Acacia mearnsii* en tenant compte de leur structure et des contraintes de pente liées au mode d'exploitation. Pour ce faire, nous nous sommes appuyés sur les entretiens menés avec l'ONF (Veyssiere, 2022), lesquels recommandent d'utiliser des moyens d'exploitation manuelle pour les gisements dont les troncs s'enchevêtrent, et les gisements localisés sur des pentes intermédiaires à élevées ; et des moyens d'exploitation mécanisée pour les gisements localisés sur des pentes douces et dont les troncs sont plus droits.

1.3.2 Paramètres de l'évaluation

1.3.2.1 Module 1

La zone d'étude correspond au secteur 3 du domaine public. Pour l'application, nous considérons que le Parc National est une zone de non-exploitation de l'*Acacia mearnsii*, bien que dans les faits, l'exploitation soit perçue comme une stratégie d'éradication. Le module 1 lit donc les obstacles (e.g. Parc National et ravines) et les pentes calculées à partir du MNT de 1 m de résolution spatiale. Puis il caractérise l'inclinaison du terrain. Nous avons amendé les valeurs seuils de distinction des pentes fortes avec les pentes intermédiaires (s_1 = 50 %) et des pentes intermédiaires avec les pentes douces (s_2 = 25 %), en nous basant sur les travaux de Veyssiere (2022).

1.3.2.2 Module 2

Le module 2 de la chaine de traitement évalue l'accessibilité aux pistes forestières de la zone d'étude. Les outils d'évaluation des distances appellent conjointement à fixer d_{max}, l'éloignement maximal à la piste forestière, ainsi que la taille du pixel de la carte résultante. Nous avons défini une valeur de 1 000 m pour d_{max} afin d'obtenir une large vision de l'accessibilité des surfaces praticables depuis les pistes forestières et nous définissions aussi une valeur de 0,5 pour la taille du pixel, conformément à la résolution de nos données forestières (cf. **Chapitre 3**)

1.3.2.3 Module 3

Le module 3 permet enfin de caractériser et de localiser les surfaces exploitables. Pour rappel, sont considérées exploitables la classe AcM-1 accessible et localisée sur des pentes intermédiaires ou douces, en plus de la classe AcM-2 accessible et localisée sur des pentes douces.

2 Résultats et discussion

Nous avons appliqué la chaine de traitement aux objets des classes Acacia, localisées dans le secteur 3 du domaine public. Pour rappel, ce secteur présente la majorité des gisements d'*Acacia mearnsii* avec des surfaces homogènes ou mélangées à d'autres espèces.

2.1 Evaluation de la praticabilité des terrains occupés par *Acacia mearnsii*

Dans cette section, nous présentons les résultats de l'évaluation de la praticabilité. Le module se focalise sur le paramètre de pente, qui caractérise les contraintes directes à l'exploitation forestière (mécanisée ou non mécanisée) mais aussi, les contraintes naturelles au transport (véhicules de débardage) (Zambelli et al., 2012 ; Dupire et al., 2015 ; Lundbäck et al., 2020 ; Nonini et al., 2022).

2.1.1 Exemple de sortie de la chaine de traitement

Pour cet exemple appliqué aux classes AcM de la post-classification, nous avons paramétré les seuils de pentes, comme mentionné dans la section **1.3.2.1** :

- Les pentes douces sont caractérisées par $s_2 < 25\%$
- Les pentes intermédiaires sont caractérisées par $s_1 < 50\%$

La répartition des classes AcM en fonction de la pente est donnée dans le **Tableau 7**. Les classes localisées sur des pentes praticables sont majoritaires, en termes de surface totale (somme de la surface des objets = 411 ha). Elles se répartissent de façon équilibrée entre les pentes intermédiaires et les pentes douces. Mais, elles sont majoritairement représentées par la classe AcM-2, quel que soit la pente.

	Impraticable	**Praticable**		
	Obstacle et pente raide	Pente intermédiaire	Pente douce	Total
AcM-1	**225 ha** 20 329 objets d'une taille moyenne de 110 m²	**57 ha** 24 711 objets d'une taille moyenne de 23 m²	**46 ha** 18 636 objets d'une taille moyenne de 24 m²	**103 ha**
AcM-2		**155 ha** 49 516 objets d'une taille moyenne de 31 m²	**153 ha** 37 175 objets d'une taille moyenne de 41 m²	**308 ha**
Total	**225 ha**	**212 ha**	**199 ha**	**411 ha**

Tableau 7. Caractérisation du terrain à partir du module 1 de la chaine de traitement.

Un exemple significatif de sortie cartographique est représenté sur la **Figure 29**. Il permet d'estimer que :

- la répartition des classes et des surfaces praticables et impraticables est très variable.

- les classes AcM impraticables se situent principalement dans le Parc National, au sein et parfois autour des ravines. Elles sont également en bordure de classes AcM praticables.
- les classes AcM praticables ont aussi tendance à longer les pistes forestières et les limites du Parc National et des ravines. Elles sont proches les unes des autres, et forment aussi des taches (ensemble d'objets de classes différentes mais caractérisés par une continuité spatiale) de taille variable.
- les taches se caractérisent aussi par une variabilité de pente (douce, intermédiaire, raide) et d'essence (enchevêtré, droite)

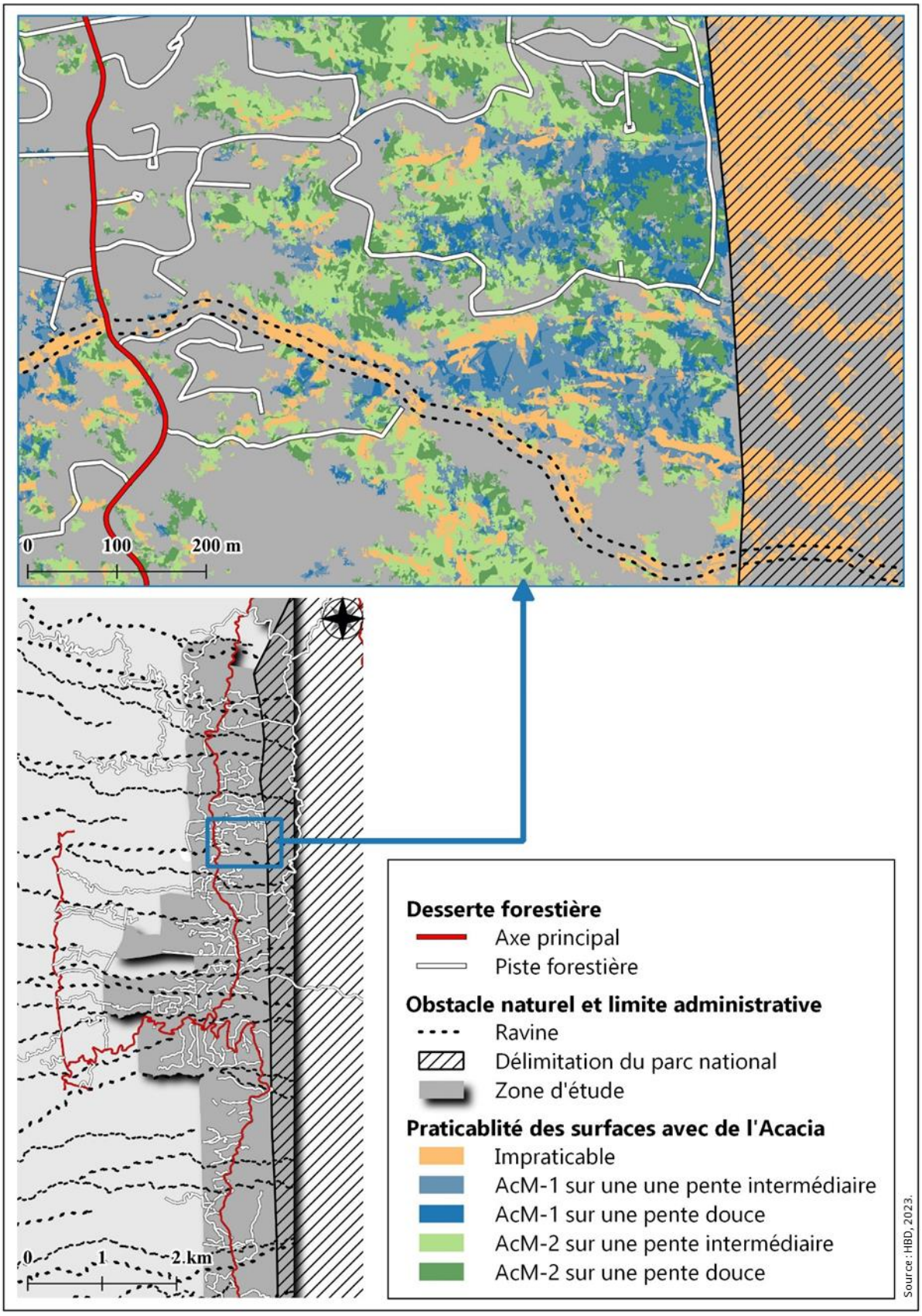


Figure 29. Illustration cartographique de la caractérisation du terrain à partir du module 1.

2.1.2 Analyse de la sensibilité aux données d'entrée (MNT 5 m vs MNT 1 m)

L'identification des terrains praticables dépend fortement de la qualité des données. Pour le montrer, nous avons extrait les pentes des ravines, à partir d'un MNT de 1 m et de 5 m de résolution spatiale. Le **Figure 30** met en évidence deux tendances en fonction du MNT utilisé. Pour le MNT de 1m de résolution spatiale, les pentes varient de 0 à 100 %, avec une proportion par classe qui ne dépasse pas 15 %. Autrement dit, les pentes se caractérisent par une grande variabilité qui rend difficile l'identification des ravines. De plus, pour le MNT de 5 m de résolution spatiale, les pentes varient moins (0 à 60 %). Elles ont tendance à être douces ou intermédiaires. En comparaison au premier maillage, elles sont donc plus lisses, mais elles ne facilitent également pas l'identification des ravines.

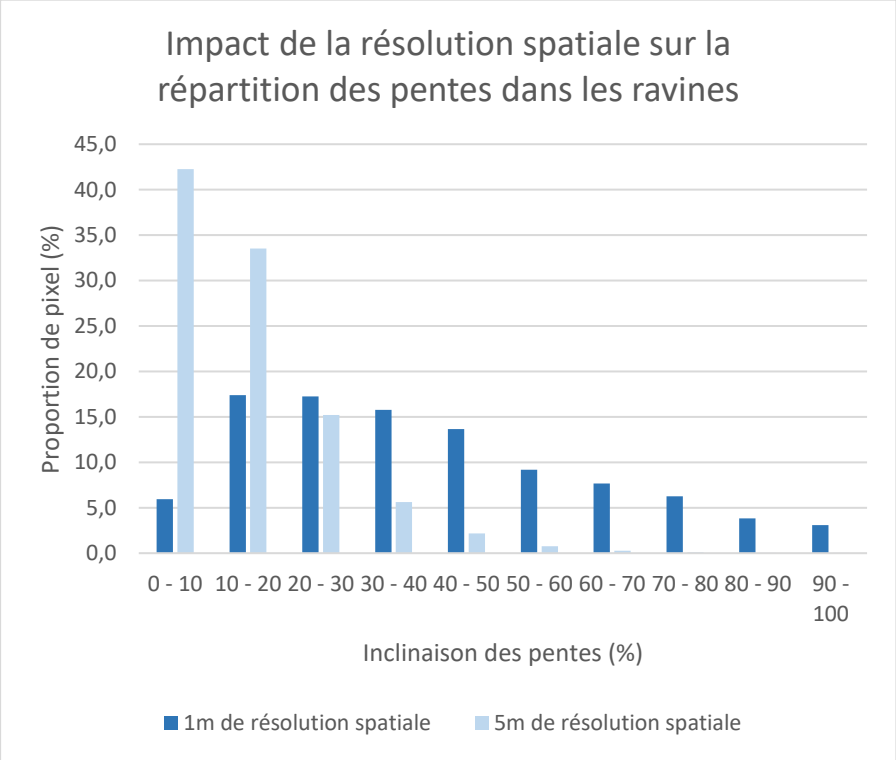


Figure 30. Variation des pentes selon la résolution spatiale des MNT : cas des pentes dans les ravines

Cela montre à la fois l'importance d'utiliser un jeu de données spécifique aux obstacles naturels – tels que les ravines, qui forment des barrières naturelles difficilement franchissables par l'homme ou la machine – tout en reflétant l'impact de la résolution spatiale – même très fine (1m ou 5 m) - des pentes sur la qualité de l'évaluation (Dupire *et al.*, 2015). Ces résultats montrent en effet que la caractérisation du terrain est aussi sensible aux données de très haute résolution spatiale. Elles améliorent la représentation cartographique des pentes mais complexifient aussi l'extraction de formes géomorphologiques plus globales comme les ravines. Autrement dit, ces résultats nous invitent à préconiser la combinaison de données de très haute résolution spatiale avec des données spécifiques

aux ravines, dans le cadre d'application de techniques spatiales aux problématiques de caractérisation du terrain pour l'exploitation forestière.

2.2 Evaluation de l'accessibilité des terrains occupés par *Acacia mearnsii*

Dans cette section, nous présentons les résultats du module 2 (cf. **1.3.2.2**), basé sur l'estimation de la distance euclidienne et de la distance cout des terrains praticables, dans un rayon de 1 000 m autour des pistes forestières (**Tableau 8**).

	DISTANCE EUCLIDIENNE			**DISTANCE COUT**		
	Pente intermédiaire	Pente douce	**Total**	Pente intermédiaire	Pente douce	**Total**
ACM-1	57	46	**103**	6	21	**27**
ACM-2	155	153	**308**	23	99	**122**
TOTAL	**212**	**199**	**411**	**29**	**120**	**149**

***Tableau 8**. Répartition des surfaces accessibles à moins de 1 000 m des pistes forestières par type d'évaluation de l'accessibilité (euclidienne, cout), type de surface praticable (pente intermédiaire, pente douce), classe (AcM-1, AcM-2)*

2.2.1 Distance euclidienne des surfaces accessibles

L'évaluation de la distance euclidienne montre que l'ensemble des surfaces praticables (objets des classes Acacia) se situent dans le rayon d_{max} (1 000 m). En d'autres termes, le d_{max} que nous avons fixé, nous permet de considérer l'accessibilité euclidienne de l'ensemble des surfaces praticables. Pour estimer la répartition des surfaces accessibles, nous avons estimé leur éloignement aux pistes forestières, par tranche de 100 m (**Figure 31**). Il ressort que l'ensemble des surfaces praticables peut être accessible sur une distance plus courte (400 m), et qu'elles sont majoritairement situées à moins de 100 m des pistes. Cependant, ces estimations doivent être nuancées compte tenu des caractéristiques du terrain.

2.2.2 Distance cout des surfaces accessibles

L'évaluation de la distance cout montre que tous les terrains praticables ne sont pas accessibles. Elle permet même d'identifier que les terrains localisés sur des pentes intermédiaires sont davantage marqués par les contraintes d'accessibilité, puisque – dans notre application – ce sont des terrains accessibles par des véhicules de débardage aptes à circuler sur des pentes douces. De cette façon, l'évaluation de la distance cout met en évidence l'existence de zones inaccessibles en raison de variables d'accessibilité structurelles (caractéristiques du terrain) et conjoncturelles (modes de transport). A titre d'exemple, la **Figure 31** permet d'estimer l'inaccessibilité de

- la classe AcM-1 sur des pentes douces (25 ha)
- la classe AcM-1 sur des pentes intermédiaires (50 ha)
- la classe AcM-2 sur des pentes douces (50 ha)

- la classe AcM-2 sur des pentes intermédiaires (125 ha)

La **Figure 31** permet ensuite d'estimer la distance cout des surfaces accessibles. Comme illustré avec l'évaluation de la distance euclidienne, ces surfaces sont majoritairement situées à moins de 100 m des pistes, mais le graphique montre que la totalité accessible implique de s'éloigner de 600 m des pistes. Un tel éloignement peut justifier d'ouvrir des nouvelles pistes forestières, afin d'éviter l'exercice de pression des modes de transport sur les peuplements forestiers (Kazama *et al.*, 2021).

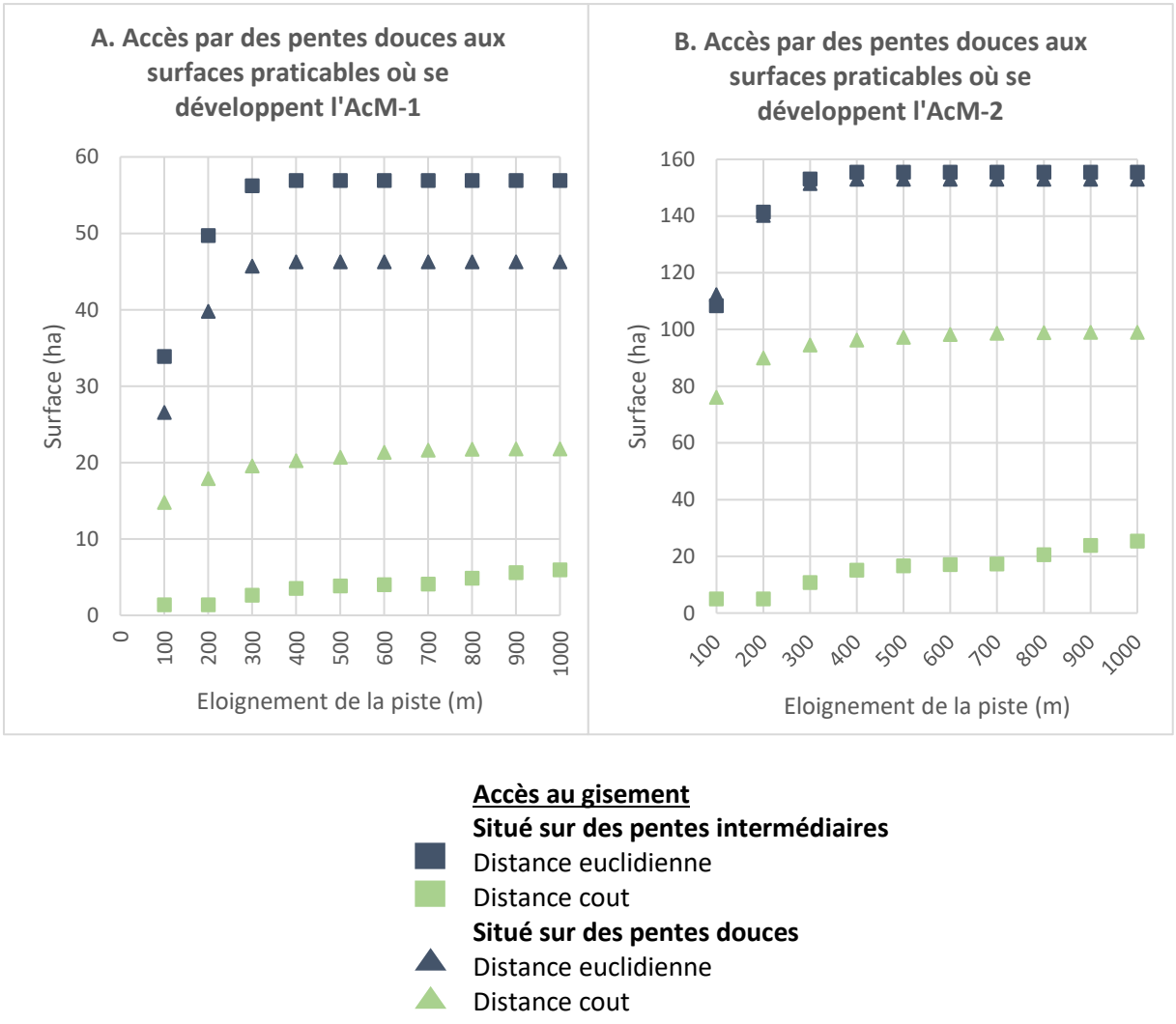


Figure 31. Répartition des surfaces accessibles et évaluation de leur éloignement (distance euclidienne/distance cout) aux pistes forestières.

2.3 Evaluation de l'exploitabilité : application à l'analyse des surfaces potentiellement mécanisables

Dans cette section, nous avons utilisé le module 3 pour évaluer les surfaces d'Acacia mécanisables (cf. **1.3.2.3**). En plus des critères déjà exposés, on suppose que les peuplements enchevêtrés (classe AcM-1) ne permettent pas de mécanisation à court terme, quel que soit le terrain.

2.3.1 Répartition des surfaces mécanisables

La **Figure 32** estime la surface mécanisable accessible à moins de 1 000 m des pistes. Elle comprend les surfaces mécanisables sur lesquelles se développent des peuplements droits (classes AcM-2 sur des pentes douces) et des peuplements enchevêtrés qui deviendraient à terme des peuplements droits. Ainsi, quel que soit le critère de pente amendé, l'application du module permet d'identifier

- L'accessibilité des surfaces mécanisables
    - 90% des surfaces mécanisables se situent à moins de 100 m des pistes.
    - La totalité des surfaces mécanisables est accessible en 600 m depuis les pistes
- La quantité de surfaces mécanisables : en comptant les classes AcM-1 et AcM-2, elle varie de 50 à 250 ha, selon les critères de praticabilité amendés (variation de s_2)

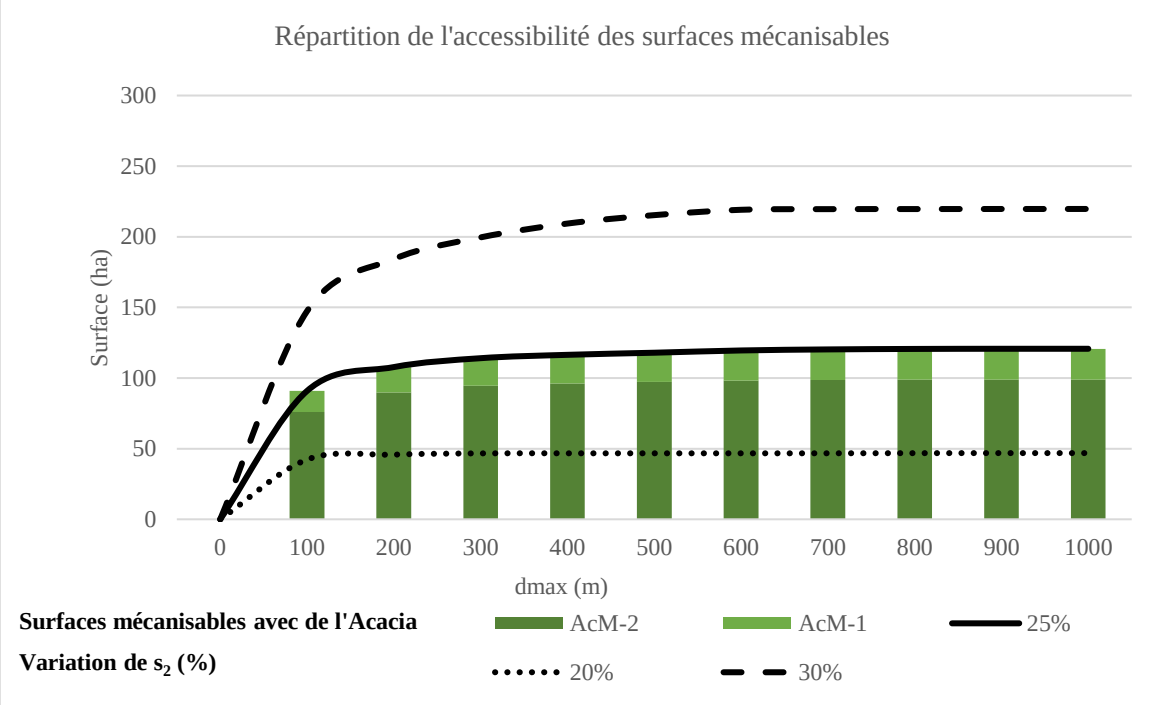


Figure 32. Répartition de l'accessibilité des surfaces mécanisables

2.3.2 Une faible proportion de surfaces mécanisables

Les résultats de l'évaluation ont démontré une répartition équilibrée des gisements d'Acacia sur les différents types de pente tout en mettant en évidence la capacité de l'Acacia à se développer sur des milieux topographiquement différents (Searle, 1997 ; Paz-Kagan et al., 2019). Cette répartition de l'Acacia apparait cependant comme une contrainte pour l'exploitation mécanisable car, comme le montre l'évaluation de l'accessibilité, une vaste partie de surfaces potentiellement exploitables est estimée inaccessible en raison de l'importance des obstacles et des pentes raides. Pour contrer cette difficulté, plusieurs solutions coûteuses peuvent être proposées à titre d'exemple. D'abord le déploiement de débardage par câble (Zambelli *et al.*, 2012 ; Dupire *et al.*, 2015) permettrait de contourner la contrainte imposée par les pentes raides en mettant en place un mode de transport aérien du bois. Ensuite, l'ouverture de pistes forestières (DRR, 2018) réduirait sensiblement les distances les séparant des surfaces praticables. Pour cela, elle pourrait intégrer des stratégies d'aménagement plus globales qui comprendraient notamment l'investissement dans des infrastructures de franchissement ou l'entretien de pistes envahies par la végétation.

2.3.3 La proximité des gisements aux routes suggère de faibles couts d'exploitations

Les évaluations démontrent aussi la proximité des surfaces praticables aux pistes forestières. Pour tout type d'exploitation considérée, elles montrent que les surfaces accessibles se situent au maximum à 600 m des routes. Cette proximité permet de compter sur la structure des dessertes pour accéder aux gisements et impliquent une faible pénétration des modes d'exploitation dans les peuplements forestiers, et de faibles distances de débardage. En plus d'être économique, les avantages concernent la réduction de la pression de l'exploitation sur la biodiversité (Demir, 2012) ou encore, la réduction de l'empreinte carbone (Cosola *et al.*, 2016).

2.4 Analyse de la répartition et de la taille des objets Acacia

Dans les précédentes sections, nous avons présenté une approche méthodologique d'évaluation des surfaces forestières praticables, accessibles et exploitables et son application aux données de post-classification dont la production est présentée dans le **Chapitre 3**. Celle-ci repose notamment sur la combinaison de critères tels que la topographie, les limites administratives, la proximité des routes, qui peuvent s'adapter à d'autres cas d'études.

La taille des surfaces forestières est aussi un critère essentiel d'identification des surfaces exploitables (ONF, 2018). L'exploitation de petites surfaces forestières peut avoir des impacts environnementaux et économiques délétères et pouvant affecter l'équilibre des écosystèmes, la rentabilité de l'exploitation et la mise en place de stratégies de gestion forestières cohérentes (Fao, 2019). En étant le produit de processus de fragmentation, ces petites surfaces peuvent être associées

à des parcelles peu productives. Leur exploitation engendre de ce fait, des couts d'exploitation trop importants par rapport aux revenus générés, tout en complexifiant la mise en place de pratiques d'exploitation cohérentes avec les surfaces environnantes et respectueuses des processus écologiques en cours. Dans cette sous-section, nous nous intéressons à un dernier critère d'exploitation, la taille des surfaces exploitables.

Dans le cadre de notre application, nous avons utilisé des données issues de processus de post-classification. Après l'évaluation des surfaces mécanisables, nous avons obtenu une couche d'objets classés AcM-1 et AcM-2 et situés sur des pentes de moins de 25 % à moins de 1 000 m des pistes. En considérant que la taille minimale des surfaces exploitables varie de 0,5 à 2 ha (ONF, 2018 ; Fao, 2019), nous estimons une taille moyenne de 63 m² pour les objets étudiés (18 763 objets) après leur fusion par localisation spatiale et attribut commun. Cela permet de considérer le morcellement de la couverture des surfaces exploitables avec de l'Acacia. Les surfaces exploitables sont très petites. Seuls 213 objets ont une taille supérieure à 0,1 ha et 34 objets atteignent plus de 0,5 ha. Le morcellement atteint aussi différemment les types de peuplements forestiers. Pour les surfaces où se développent l'Acacia enchevêtré, la taille maximale est estimée à 0,8 ha, alors qu'elle atteint 2,8 ha pour celles où se développent l'Acacia droit. Le morcellement des surfaces exploitables se mesure aussi à l'échelle du zonage parcellaire de l'ONF. L'analyse de la répartition des surfaces exploitables permet d'estimer un déséquilibre en fonction des parcelles (**Figure 33**). Sur 84 parcelles, 23 ont un taux de recouvrement inférieur à 1%, 40 ont un taux de recouvrement compris entre 1 et 20 % et 11 ont un taux de recouvrement compris entre 20 et 60 %. Ces résultats montrent que les surfaces exploitables avec de l'*Acacia mearnsii* ont tendance à être peu présente sur les parcelles ONF, où elles se mélangent à des surfaces inexploitables en raison de critères de praticabilité, d'accessibilité ou d'exploitabilité.

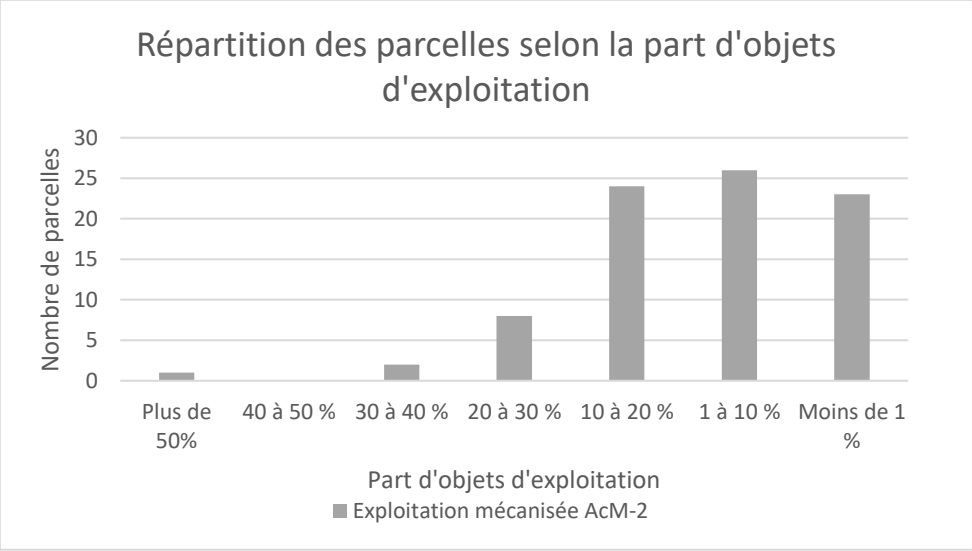


***Figure 33**. Répartition des parcelles selon la proportion d'objets (surfaces mécanisables) qu'elles contiennent.*

Les paramètres d'exploitation sur le terrain offrent cependant plus de flexibilité. A titre d'exemple, un débardeur a la possibilité de passer facilement d'un objet à un autre, si ces derniers sont séparés de quelques mètres. Pour évaluer l'étendue des surfaces qui pourraient potentiellement être exploitée, nous avons estimé la proximité des surfaces d'Acacia aux surfaces exploitables et identifié la nature de ces surfaces. Le résultat est donné en **Annexe 14**, où le graphique rend compte de la diversité des occupations du sol en termes de praticabilité et de la présence croissante de 13 à 48 ha de surfaces praticables dans un rayon maximal de 5 m autour des surfaces exploitables.

Conclusion

Ce chapitre présentait la chaine de traitement développée pour localiser et caractériser les surfaces forestières exploitables et plus particulièrement les surfaces d'*Acacia mearnsii*, en tenant compte de critères d'exploitation manuelle ou mécanisée. La méthode d'évaluation reposait sur la combinaison de données géographiques issues de différentes sources d'informations spatiales, et représentant des obstacles réglementaires ou physiques mais aussi des formes du terrain où peuvent être mobilisées des opérations d'exploitation forestière. L'intégration de ces données dans la chaine de traitement impliquait de réaliser des pré-traitements pour considérer l'étendue réelle des objets linéaires sur le terrain (e.g. dessertes et ravines) et calculer les pentes à partir d'un modèle numérique de terrain. Le chapitre détaillait ces opérations avant de présenter le fonctionnement de la chaine de traitement, laquelle se compose de trois modules qui permettent de mesurer la praticabilité des surfaces de la zone d'étude, d'estimer l'accessibilité des zones praticables et puis d'évaluer les surfaces forestières identifiées à la fois praticables et accessibles.

L'évaluation cartographique et statistique des surfaces forestières exploitables – a permis, selon l'application faite de la chaine de traitement, de visualiser et d'estimer quantitativement l'étendue et l'éloignement des surfaces exploitables. Dans notre cas, les applications visaient notamment à mettre en lumière les surfaces pouvant être dédiées à une exploitation manuelle ou mécanisée en tenant compte des caractéristiques du terrain mais aussi de la structure du peuplement. Les résultats ont donc mis en exergue une très grande quantité d'objets classés exploitables grâce à deux applications. Ceux-ci se situent globalement à moins de 500 m des pistes forestières, ce qui signifie que le réseau de dessertes et la topographie peuvent suffire à accéder aux surfaces exploitables. Néanmoins, les obstacles physiques telles que les pentes et les ravines peuvent également s'imposer comme des freins à l'exploitation mécanisée notamment en raison des contraintes liées à la mobilisation d'engins forestiers mécanisés.

Les travaux présentés dans ce chapitre ont donc permis d'affiner la base de données produite sur l'*Acacia mearnsii* en distinguant les surfaces exploitables des surfaces existantes. La précision des données sortantes était tributaire à la fois de la post-classification mais aussi de la résolution spatiale du maillage de pente, dont la résolution spatiale, a permis de considérer la variabilité des inclinaisons du terrain, et de préciser la caractérisation des surfaces exploitables. L'extraction de ces données permet enfin de déterminer les zones de coupes et d'estimer leur distance de débardage. L'intégralité de la chaine d'approvisionnement est présentée dans le chapitre suivant qui décrit et détaille l'approche spatiale utilisée pour évaluer les performances de la chaine d'approvisionnement mobilisant le gisement détecté avec les techniques de télédétection et d'analyse spatiale sous SIG.

Chapitre 5
Modélisation spatiale pour l'évaluation des performances d'une chaine d'approvisionnement

Introduction **104**

1 Conceptualisation d'une chaine d'approvisionnement d'*Acacia mearnsii* en bois énergie à la Réunion **105**

1.1 Quelles opérations et scénarios pour la chaîne d'approvisionnement ? 105

1.2 Ocelet, un outil de modélisation des dynamiques spatiales appliqué aux chaines d'approvisionnement 106

2 Identification et caractérisation des chemins d'approvisionnement **108**

2.1 Méthode 109

2.2 Résultats : description des chemins modélisés 115

3 Application du modèle à l'évaluation d'un impact environnemental : les émissions de gaz à effet de serre **119**

3.1 Démarche générale 119

3.2 Méthode 120

3.3 Premiers résultats et discussion 124

Conclusion **126**

Introduction

L'évaluation des performances des chaines d'approvisionnement en bois énergie s'appuie sur des données forestières d'une part, et des données propres aux opérations et aux modes de transformation et de transport du bois d'autre part (Calvert, 2011). Dans le cadre de cette thèse, les données forestières sont acquises par des techniques de télédétection (**Chapitre 3**) et d'analyse spatiale sous SIG (**Chapitre 4**), tandis que les données relatives aux opérations et modes de transformation et de transport (e.g., coupe, broyage, séchage, débardage) sont mobilisées en partie à partir des entretiens menés avec les acteurs forestiers et industriels de la Réunion (Veyssiere, 2022).

Ce chapitre a pour objectif d'évaluer les performances de chaines d'approvisionnement d'une centrale thermique en bois énergie. Comme cela a été présenté dans le **Chapitre 1**, une chaîne d'approvisionnement est un système logistique composé d'opérations de transformation et de transport de produits forestiers bruts ou transformés. Les principales approches d'évaluation de leurs performances sont économiques et/ou environnementales (Santos *et al.*, 2019). D'une part, elles contribuent à déterminer la rentabilité de la chaine d'approvisionnement à partir d'analyse des couts d'approvisionnement (Ba, 2016). D'autre part, elles permettent d'évaluer l'impact environnemental des opérations par le biais d'Analyse Multi Critères (AMC), d'Analyse de Cycles de Vie (ACV) ou encore d'évaluation de l'empreinte carbone (Cambero et Sowlati, 2014 ; Audouin *et al.*, 2016). Une chaine d'approvisionnement se caractérise aussi par des composantes spatiales qui sont cruciales dans un contexte comme celui de l'île de La Réunion en raison de contraintes géographiques et administratives qui affectent significativement l'organisation logistique et plus particulièrement le transport (DRR, 2018). Aussi, l'enjeu de ce travail est d'initier la conception d'un modèle spatial qui permette d'évaluer les performances d'un scénario, en tenant compte de ses caractéristiques spatiales. A terme, l'objectif est d'en faire un outil d'aide à la décision reposant sur une analyse multicritère, et intégrant également une plus large dimension temporelle.

Nos travaux reposent sur l'utilisation d'Ocelet, qui est un logiciel et une plateforme de modélisation spatiale et dynamique, et dont le langage est basé sur la théorie des graphes d'interaction (présenté dans le **Chapitre 1**). Dans ce chapitre, nous motivons d'abord les choix faits pour la modélisation d'une chaine d'approvisionnement et l'évaluation de ses performances. Ensuite, nous présentons nos travaux de caractérisation des chemins d'approvisionnement avant de détailler les travaux exploratoires menés pour l'évaluation des émissions de GES d'une chaine d'approvisionnement.

1 Conceptualisation d'une chaine d'approvisionnement d'*Acacia mearnsii* en bois énergie à la Réunion

L'évaluation des performances d'une chaine d'approvisionnement pose d'abord la question de l'organisation de ce système (Ba, 2016). Dans les sous-sections suivantes, nous détaillons les choix logistiques faits pour la valorisation énergétique d'*Acacia mearnsii* sur l'île de la Réunion, en nous appuyant notamment sur les échanges avec les acteurs forestiers et industriels synthétisés dans les travaux de Veyssiere (2022). Nous définissons ensuite les concepts propres au système de modélisation de dynamiques spatiales utilisé, Ocelet, avant de présenter un modèle sur lequel nous nous sommes appuyés pour évaluer les performances d'une chaine d'approvisionnement en bois énergie.

1.1 Quelles opérations et scénarios pour la chaîne d'approvisionnement ?

Sur l'île de la Réunion, les itinéraires techniques pour la valorisation d'*Acacia mearnsii* sont encore incertains, bien que les opérations aient été identifiées. Différents scénarios sont donc envisagés par les acteurs forestiers et industriels (**Annexe 15**) et organisent les opérations de récolte, de séchage, de broyage, de débardage et de transport du bois jusqu'à la centrale. La récolte correspond à l'abattage du bois et sa mise en javelle pour faciliter les autres opérations. Une fois cette opération réalisée, plusieurs itinéraires émergent et impliquent un séchage et/ou un broyage du bois, à proximité du site de récolte, au bord des routes forestières, ou en plateforme. Si ces opérations ont lieu en parcelle, le bois est débardé sous forme de plaquettes jusqu'au bord d'une route forestière, avant d'être transporté par un autre véhicule jusqu'à la centrale. Dans le cas inverse, le bois issu de la récolte, qu'on appelle le bois rond, est débardé et transporté jusqu'au prochain au site de transformation, avant d'être à nouveau transporté jusqu'à la centrale. Par conséquent, l'ensemble des itinéraires techniques soulève différentes possibilités de localisation des opérations.

Les modes de transformation et de transport varient selon la localisation des opérations associées. Par exemple, un broyage en parcelle ou en bord de route peut mobiliser un broyeur thermique mobile tandis qu'un broyage en plateforme peut s'opérer par le biais d'un broyeur électrique non mobile. De même, une coupe manuelle peut être réalisée sur des pentes moyennes tandis qu'une coupe mécanisée se limite aux pentes douces. Par ailleurs, les modes de transport varient selon la nature et la forme de la desserte, ce qui affecte les performances du transport tant sur le plan de la distance que sur le plan de la capacité de chargement du bois.

Sur le plan méthodologique, nous avons d'abord traité le scénario le moins couteux économiquement, compte tenu de sa cohérence avec les orientations des acteurs forestiers et industriels (**Annexe 15**), mais aussi des questions environnementales qu'il soulève. Dans ce scénario, les dépenses foncières sont réduites car les opérations de transformation de l'*Acacia mearnsii* ont toutes lieu en forêt, quand la géographie le permet. Par ailleurs, les couts de transport sont minimisés puisque le bois prend la forme de plaquettes lorsqu'il est transporté et possède par conséquent une masse volumique plus faible que le bois foisonnant ou rond. Nous avons ensuite focalisé nos travaux sur la maille du transport afin d'évaluer a posteriori les performances environnementales de l'ensemble des opérations de la chaine d'approvisionnement.

1.2 Ocelet, un outil de modélisation des dynamiques spatiales appliqué aux chaines d'approvisionnement

Les performances des chaines d'approvisionnement sont liées aux choix logistiques et à leurs composantes spatiales. Pour poser les bases d'un modèle d'évaluation des performances d'une chaine d'approvisionnement, nous avons utilisé la plateforme de modélisation Ocelet (présentée dans le **Chapitre 1**). Les sous-sections suivantes mettent en avant ses principaux concepts, puis décrivent le modèle, sur lequel nous nous sommes appuyés pour développer l'évaluation des performances d'une chaine d'approvisionnement.

1.2.1 Les concepts de modélisation avec Ocelet

Ocelet est basé sur le concept de graphes d'interaction pour manipuler l'information géographiques. Ses modèles reposent sur des éléments qui peuvent être déjà présents dans la structure du langage[1] (e.g., instructions de bases, opérateurs, fonctions usuelles) ou définis par l'utilisateur (e.g., entités, datafacers, relations, structures). Dans cette sous-section, nous nous intéressons aux éléments qui peuvent être définis par l'utilisateur.

Le principal élément pour la modélisation de dynamiques spatiales est l'**entité**. C'est un élément du modèle qui peut avoir des propriétés, c'est-à-dire des attributs qui décrivent l'état de l'entité à un moment donné. Cependant, l'entité n'est pas un élément statique. Pendant une simulation, ses propriétés peuvent évoluer, notamment par le biais des interactions qui peuvent modifier les propriétés d'une entité et leurs valeurs. Le lien entre les données et les objets manipulés dans le modèle est matérialisé par le concept de datafacer. Les **datafacers** lisent les données tabulaires et non tabulaires selon un formalisme d'écriture propre à chaque type de format de données. Enfin, les **relations** et les services sont des éléments qui traduisent les liens entre les entités ou entre les objets des entités. En plus d'être capable de lire et de changer les valeurs de propriétés d'une entité,

[1] Pour la concision de notre propos, nous pouvons renvoyer le lecteur à la documentation d'Ocelet.

les services sont des fonctions qui confèrent les propriétés d'une entité à une autre entité. Les relations en revanche décrivent le cadre dans lequel sont fait les liens entre les entités. Elles comptent les descriptions des informations et des liens faits entre celles-ci, de sorte qu'on définit des relations fonctionnelles et spatiales.

L'ensemble de ces éléments sont liés par des instructions, contenus dans des scénarios. Un exemple de modèle développé pour évaluer les échanges de ressources entre deux entités est donné dans la sous-section suivante.

1.2.2 Identifier des chemins d'approvisionnement : exemple de modèle Ocelet

Dans notre travail exploratoire, nous nous sommes appuyé sur le modèle développé par Degenne P. (2020). Il s'inscrit dans le contexte de la bioéconomie circulaire, où les ressources – fourrages et effluents d'élevage – sont échangées par les producteurs et les utilisateurs d'un territoire. Dans ce contexte, les interactions entre les producteurs et les utilisateurs impliquent de tenir compte des besoins et des productions, des couts et des réglementations. Degenne P. (2020) utilise ainsi l'algorithme de Gale & Shapley (1962) pour résoudre un problème d'appariement. Dans le modèle, cet algorithme est adapté pour tenir compte de contraintes spécifiques et de la pluralité des chemins possibles par le réseau routier. Combiné à l'algorithme de Dijkstra, il permet ainsi de trouver des solutions d'appariement optimales, illustrées par des applications liées à la gestion et la valorisation des bioressources sur l'île de la Réunion.

Les principales entités sont les Producteurs, les Utilisateurs et les Routes (**Figure 34**). Les interactions entre ces entités sont initiées par l'algorithme de Dijkstra, utilisé pour mettre en évidence les plus courts chemins entre les entités Producteurs et Utilisateurs, en tenant compte de la géométrie du Réseau Routier. Puis, l'algorithme de Gale & Shapley intervient conjointement pour orienter l'appariement en fonction des stocks des producteurs et des besoins des utilisateurs. L'exécution de ces algorithmes aboutit à la création d'une entité Itinéraire, enregistrant l'ensemble des chemins entre les producteurs et les utilisateurs, ainsi que les caractéristiques de leurs échanges.

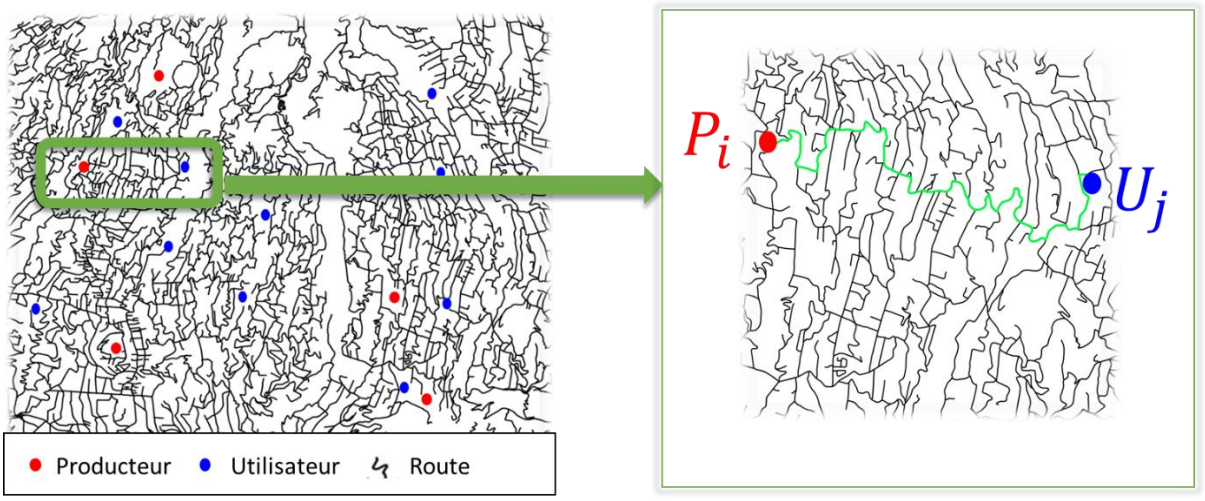


Figure 34. Exemple d'entités du modèle (Degenne P., 2020)

En résumé, ce modèle démontre la capacité de liaison des concepts de modélisation spatiale et dynamique proposés par Ocelet, avec les concepts de logistique. Les entités permettent de localiser et de caractériser les sites de production et de réception des ressources, ainsi que l'espace par lequel ces entités peuvent entrer en interaction (i.e, le réseau de routes). En ce sens, le réseau routier n'est pas seulement un espace de liaison entre les sites ; il représente aussi un élément à part entière dont les propriétés peuvent servir de références pour paramétrer les échanges.

2 Identification et caractérisation des chemins d'approvisionnement

Le cout du transport est souvent essentiel dans une chaine d'approvisionnement en raison des facteurs logistiques qu'il implique (Audouin *et al.*, 2016 ; Ba, 2016 ; ONF, 2018). En plus des critères propres au véhicules (capacité de chargement, consommation de carburant) et au bois transporté (bois plaquette, rond ou foisonnant), la distance joue aussi un rôle important dans le cout et l'impact du transport (Frombo *et al.*, 2009 ; Audouin *et al.*, 2016 ; Cosola *et al.*, 2016).

Un premier aspect de notre travail exploratoire a donc consisté à caractériser des chemins d'approvisionnement entre les gisements d'acacia et la centrale. Pour cela, nous avons ajusté le modèle présenté dans la section précédente de façon à :

- générer les chemins d'approvisionnement en fonction de contraintes spatiales (pente, sinuosité, largeur de route)
- caractériser les chemins en fonction du milieu traversé pour alimenter de futurs travaux d'évaluation de l'impact du transport sur l'environnement

Dans les sous-sections suivantes, nous détaillons ainsi le fonctionnement du modèle avant de présenter quelques exemples de résultats.

2.1 Méthode

Pour modéliser la chaine d'approvisionnement, nous nous sommes donc concentrés sur le transport du bois jusqu'à la centrale. La **Figure 35** représente le schéma conceptuel permettant d'évaluer les chemins d'approvisionnement d'une filière bois énergie. Le modèle se compose de trois entités en entrée, de services, d'interactions et de paramètres modulables par l'utilisateur. Nous avons renommé les entités Producteur et Utilisateur du modèle de Degenne (2020) en Parcelle et Centrale, pour les faire correspondre au contexte de notre étude[2]. Nous avons ensuite créé des services de filtrage des propriétés pour caractériser les chemins d'approvisionnements, selon leur source ou les caractéristiques des routes. Notre modèle se démarque aussi par les interactions qui permettent de caractériser les chemins (e.g. les milieux traversés) pour des évaluations environnementales.

L'ensemble des simulations s'appliquent sur la base des datafacers suivants : les surfaces exploitables (**Chapitre 4**), la BD TOPO et la centrale. Les détails méthodologiques sont donnés dans les sous-sections suivantes.

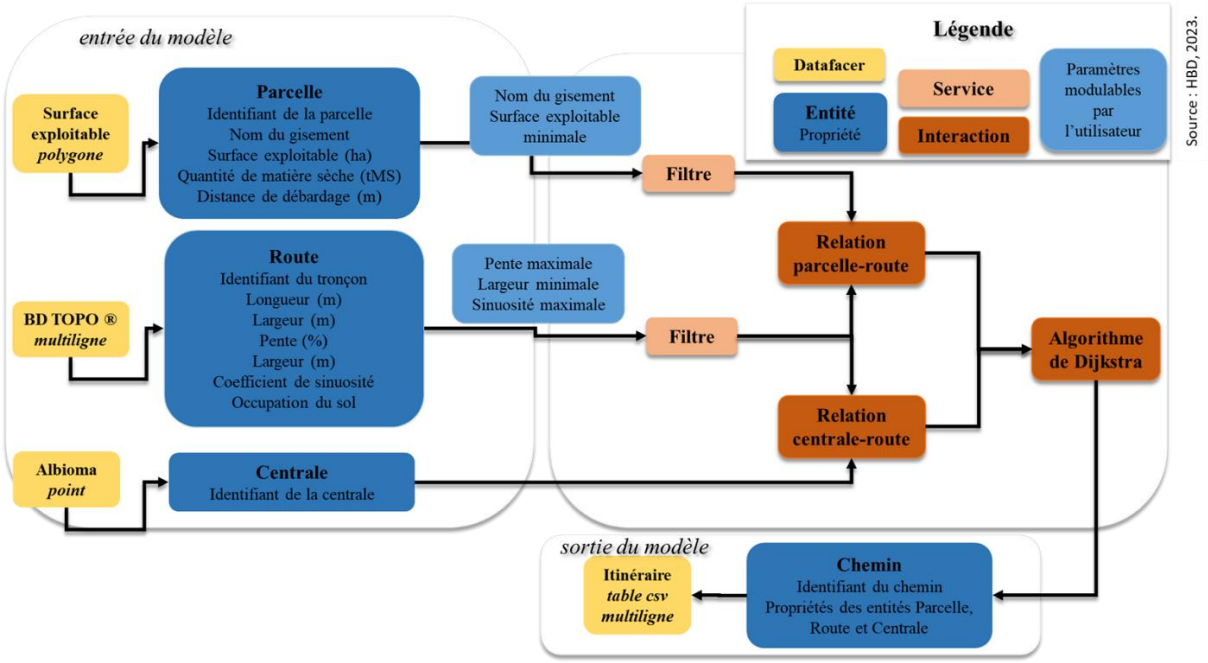


Figure 35. Modèle conceptuel décrivant l'utilisation d'Ocelet pour évaluer les chemins d'approvisionnement.

2.1.1 Définition des entités et leurs datafacers

2.1.1.1 L'entité Parcelle

Les entités 'Parcelles' sont intégrées au modèle à l'aide d'un datafacer. Elles correspondent aux surfaces exploitables, telles que caractérisées dans le **Chapitre 4**. Autrement dit, chaque parcelle définit un objet individuel de taille variable, et plus précisément une entité surfacique (polygones)

[2] La Parcelle est l'espace où le bois est transformé. On considère qu'il a été coupé, séché et broyé.

prenant la forme d'un objet de post-classification. Les Parcelles sont caractérisées par les propriétés suivantes : type de peuplement forestier, surface exploitable, distance aux pistes forestières. Une propriété additionnelle est calculée par le modèle pour chaque parcelle : la quantité de matière sèche. Pour estimer celle-ci à partir de la surface de peuplement, nous avons choisi la valeur de l'indice de productivité à 120 tMS/ha.

2.1.1.2 L'entité Route

Pour l'entité du Réseau routier, nous avons utilisé les données des routes fournies dans la BD TOPO® de l'IGN. Pour accélérer les temps de calcul, nous avons découpé le réseau de route à l'échelle de l'Ouest de l'île, en nous assurant de n'interrompre aucunes voies d'accès aux parcelles. Le datafacer du Réseau routier se caractérise donc par une géométrie multiligne. Il comprend près de 1 600 km de tronçons – soit 16 322 objets linéaires, dont la longueur est comprise entre de 2 m à 3 587 m, avec une moyenne 98 m.

Les propriétés de l'entité Route sont les suivantes : longueur et largeur des tronçons, type de milieu traversé (espace naturel et forestier, espace artificialisé, espace agricole), pente du tronçon, coefficient de sinuosité. Les deux premières propriétés (longueur et largeur des tronçons) sont fournies par la BD TOPO. Pour caractériser les espaces traversés pour l'approvisionnement et poser les bases d'une évaluation de l'impact environnemental du transport (Malladi et Sowlati, 2017), nous avons utilisé la couche d'occupation du sol produite par Dupuy (2020). La valeur de la pente de chaque tronçon de route a été calculée à partir du MNT de 1 m de résolution spatiale. Le coefficient ou indice de sinuosité des tronçons (Bavoux, 2010) est calculé par le modèle par l'expression : $L(g)/D(gx, gy)$ où L(g) correspond à la longueur du tronçon g et D(gx, gy) la distance euclidienne entre les points à l'extrémité du tronçon. Une illustration de cet indice est donnée par la **Figure 36**.

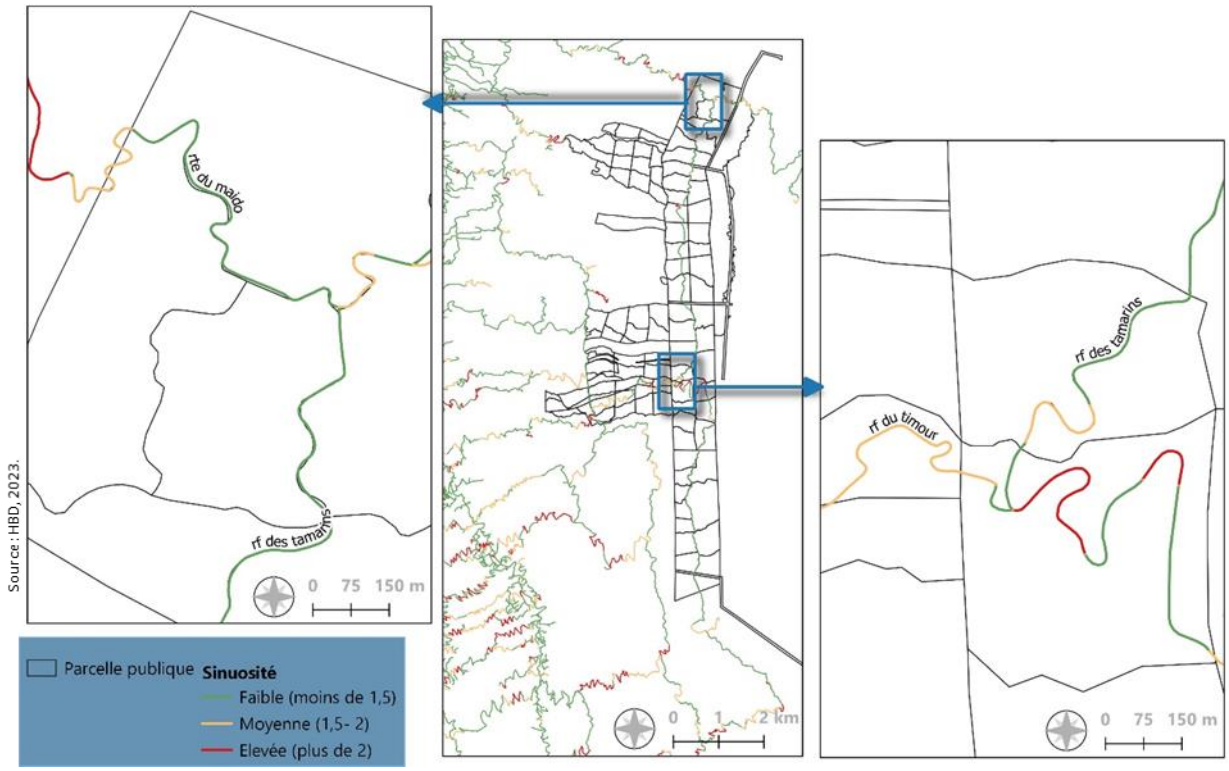


Figure 36. Illustration de l'indice de sinuosité appliqué dans la zone d'étude.

2.1.1.3 Centrale

Pour l'entité Centrale, nous avons créé un jeu de donnée ponctuel localisant la centrale du Gol (**Figure 37**). Les attributs de ce datafacer correspondent à un identifiant unique ainsi qu'au nom de la centrale. Ce sont également les attributs déclarés dans les propriétés de l'entité.

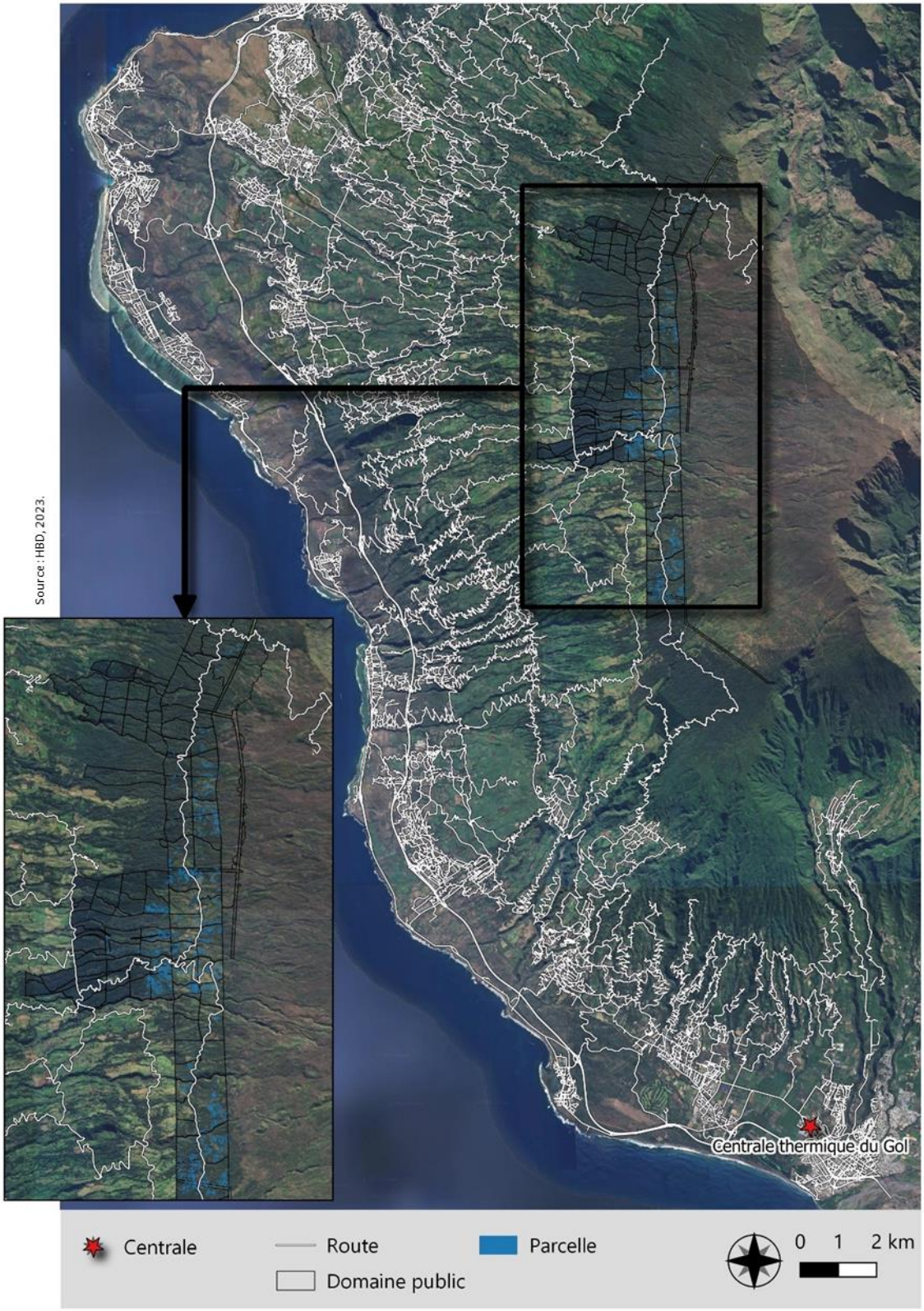


Figure 37. Carte de localisation des entités (Centrale, Route, Parcelle) dans la zone d'étude.

2.1.2 Ajouts de filtres

Nous avons implémenté des filtres dans le modèle. Les filtres sont des relations booléennes qui visent à conserver certaines propriétés du graphe. Dans le cadre de notre application, nous avons défini :

1) un filtre de sélection des parcelles selon la taille des surfaces exploitables et/ou selon le type de peuplement.

2) un filtre de sélection des tronçons de routes selon la largeur, l'inclinaison de la pente, et/ou la sinuosité du tronçon.

Ces services permettent de filtrer les entités Parcelle et Route selon les valeurs amendées par l'utilisateur.

2.1.3 Implémentation de l'algorithme de Dijkstra

2.1.3.1 Identification du plus court chemin

L'algorithme de Dijkstra est repris tel quel dans l'application du modèle de Degenne P. (2020). Dans notre application, il n'y a pas de coût affecté aux différents tronçons, de manière à identifier les plus courts chemins entre les entités 'Parcelles' et l'entité 'Centrale' sur la base de la distance uniquement, tout en tenant compte des filtres appliqués sur les entités de la Parcelle et les entités du Réseau Routier.

L'algorithme de Dijkstra (1973) consiste à trouver le plus court chemin entre un sommet de départ et un sommet d'arrivée. Dans Ocelet, l'algorithme est implémenté de la façon suivante :

- Dans un premier temps, le module construit le graphe d'interaction en positionnant les nœuds et les arêtes. Un ensemble de fonctions va assurer la lecture des datafacers et de leur entité, puis l'extraction des tronçons de routes en tenant compte des filtres appliqués par l'utilisateur. Ces fonctions vont permettre d'identifier les tronçons de routes, i.e. les arêtes du graphe, à partir desquelles se fait la recherche des plus courts chemins entre les Parcelles et la Centrale qui constituent les nœuds du graphes (points de départ et d'arrivée).
- Dans un second temps, le modèle relie les points de départ et d'arrivée aux points de la route la plus proche en retournant une longueur euclidienne (**Figure 38**), définissant un point de chargement.

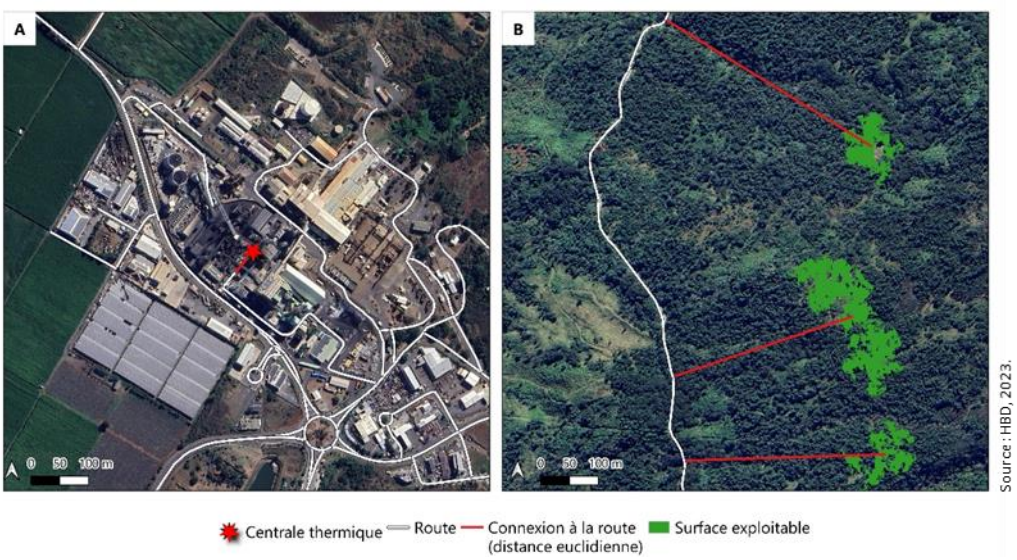


Figure 38. Liaison entre la centrale (A) ou la parcelle (B), et le point de la route le plus proche, définissant le point de départ et d'arrivée du mode de transport.

- L'algorithme de Dijkstra (**Figure 39**) intervient ensuite en créant une arborescence à partir des points de départ et d'arrivée en suivant le tracé du réseau routier. Lorsque les arborescences se rencontrent, le point de contact donne lieu à un plus court chemin potentiel. Toutefois les arborescences continuent de se développer jusqu'à se rejoindre en d'autres points. Les chemins mis en valeur sont comparés aux précédents et ce processus itératif prend fin dès lors que la plus courte distance a été identifiée.

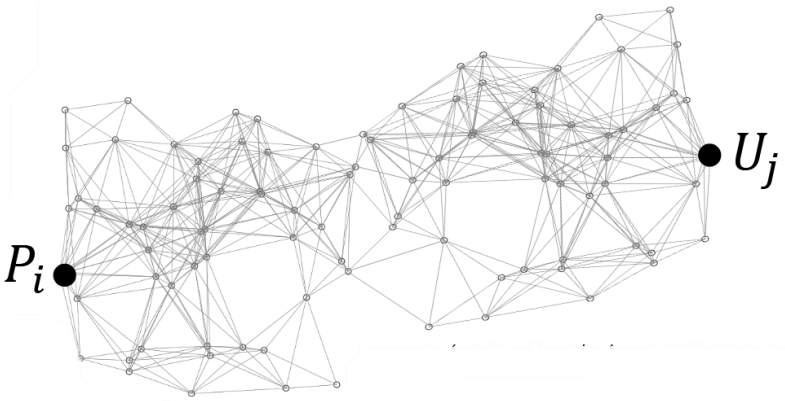


Figure 39. Chemins possibles entre le point de départ et U le point d'arrivée. A chaque arc du graphe est affecté un cout (distance). Le parcours de toute l'arborescence permet ainsi de comparer les différents chemins (Degenne P., 2020)

2.1.3.2 Caractérisation des chemins

Il y a autant de chemin que d'entités Parcelle filtrées. Le plus court chemin identifié entre chaque entité Parcelle et Centrale est ensuite exporté sous forme de couche d'information spatiale (polylignes) avec comme informations attributaires associées : l'identifiant de la parcelle et le type et la quantité de bois (tMS) correspondante, la longueur totale de l'itinéraire, la longueur de l'itinéraire

dans les différentes occupations du sol et des informations sur la nature des tronçons empruntés (longueur, nature des routes, occupation du sol traversée).

2.2 Résultats : description des chemins modélisés

Dans cette section, nous présentons des exemples de sortie du modèle. L'**Annexe 16** illustre les cartes produites en appliquant les filtres de largeur et de sinuosité.

2.2.1 Exemple de sortie : identification des chemins d'approvisionnement

Pour cet exemple, nous avons uniquement filtré le nom du peuplement (AcM-2) et la taille de la surface exploitable (supérieure à 0,1 ha).

Le modèle identifie l'ensemble des chemins possibles (n = 186 ; ils permettent de transporter 7 111 tMS), d'une longueur moyenne de 37 km. La **Figure 40** permet de visualiser les plus courts chemins qui permettraient de transporter le bois jusqu'à la centrale, et illustrent deux principaux itinéraires (**Tableau 9**). Le premier organise le transport à partir des parcelles du Sud de la zone d'étude (n = 65 chemins). Le bois est chargé dans les bennes des véhicules sur la route forestière des Tamarins puis acheminé sur une distance moyenne de 33 km vers la centrale, en passant par la route du Tévelave. En comparaison, le second itinéraire – passant par la route du Timour – est plus long (39 km en moyenne). Le point de chargement du bois le plus éloigné se trouve à 46 km de la centrale et le plus proche se trouve à 35 km.

ITINERAIRE 1 (ROUTE DU TEVELAVE)			ITINERAIRE 2 (ROUTE DU TIMOUR)		
Distance moyenne (km)	Distance minimale (km)	Distance maximale (km)	Distance moyenne (km)	Distance minimale (km)	Distance maximale (km)
33	31	37	39	35	46

Tableau 9. Caractéristiques des chemins en considérant les contraintes de pente ou de largeur des tronçons.

Les milieux traversés par les chemins sont principalement les espaces naturels et forestiers (17 km en moyenne), les espaces artificialisés (11 km en moyenne) et les espaces agricoles (7 km en moyenne). L'importance des espaces artificialisés par rapport aux espaces agricoles s'explique notamment par l'artificialisation des routes et de leurs abords, plus que part la traversée de villes. En revanche cette répartition varie en fonction de l'itinéraire. Pour l'itinéraire suivant la route du Timour, les chemins traversent plus d'espaces naturels et forestiers.

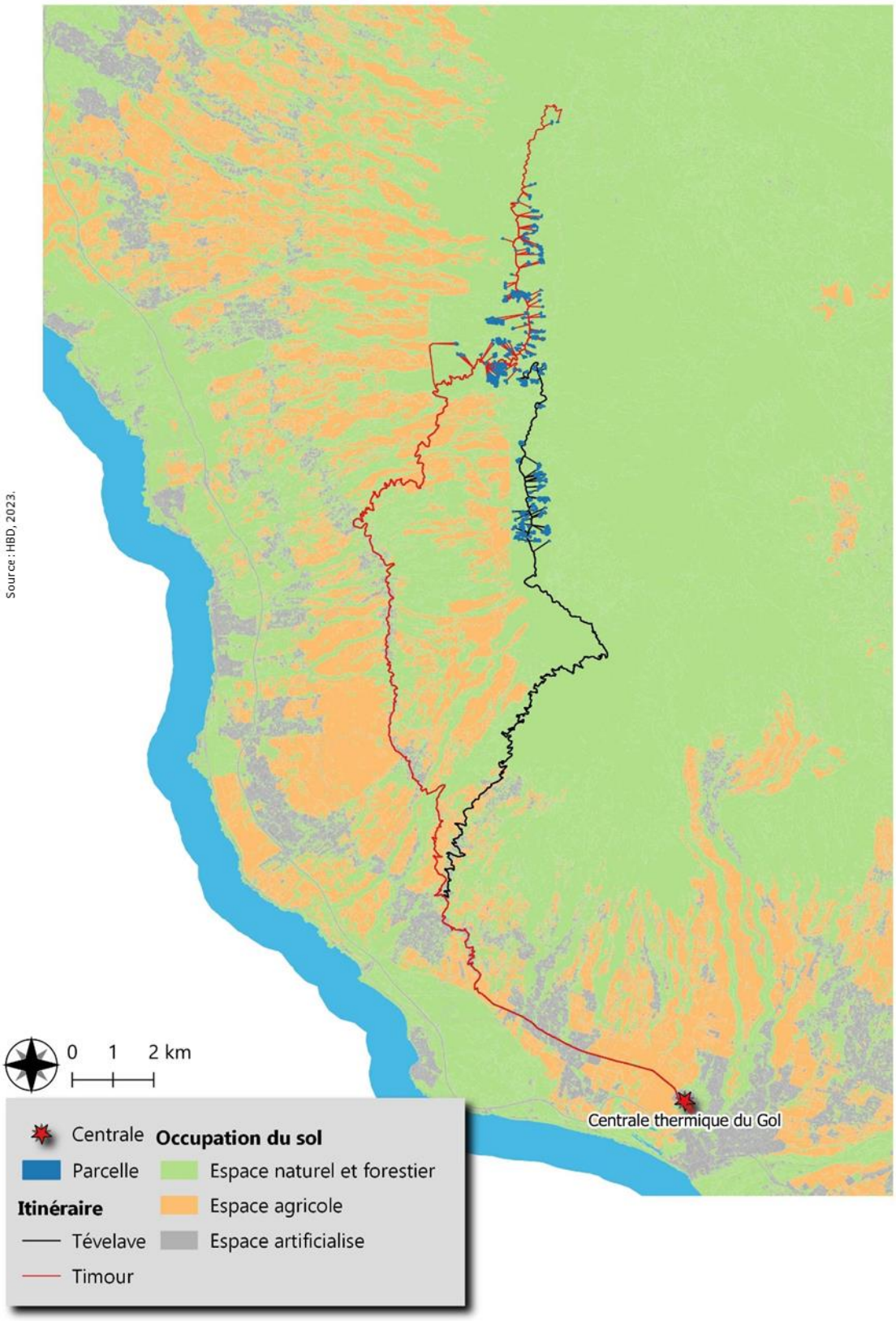


Figure 40. Illustration d'une sortie du modèle pour le calcul des chemins d'approvisionnement

2.2.2 Autres exemples de sortie : caractérisation des chemins d'approvisionnement

Les résultats sont synthétisés dans le **Tableau 10**, qui caractérisent les chemins d'approvisionnements générés pour les cas d'étude suivants. Le bois transformé sur des surfaces exploitables de 0,5 ha est transporté vers la centrale, dans un véhicule :

- passant uniquement par des pentes de moins de 15 %
- ou passant uniquement par des routes de plus de 3m de large.

	DISTANCE MINIMALE	DISTANCE MAXIMALE	DISTANCE MOYENNE	DISTANCE MOYENNE SELON LE MILIEU TRAVERSE		
				milieu forestier	milieu artificialisé	milieu agricole
PENTE< 15 %	37	45	41	19	14	9
LARGEUR>4	30	41	35	17	10	7

***Tableau 10**. Caractéristiques des chemins en considérant les contraintes de pente ou de largeur des tronçons.*

2.2.2.1 Un itinéraire minimisant les tronçons pentus

Les filtres testés ont été appliqués au nom du gisement, à la taille de la surface exploitable et aux pentes des tronçons de routes. Ainsi, nous avons identifié les chemins d'approvisionnement entre la centrale et les surfaces exploitables d'AcM-2, d'une superficie de plus de 0,5 ha (il y a plus de surfaces exclues par rapport à l'exemple précédent), en passant par des routes dont la pente moyenne ne dépasse pas 15 %.

Le véhicule peut rejoindre les 33 points d'acheminement localisés dans le domaine forestier, en parcourant au minimum une distance de 37 km et au maximum une distance de 45 km. La distance médiane correspond à 40,5 km. Autrement dit, la sortie du modèle présente un itinéraire où la moitié des chemins ont une longueur presque constante (variation de 3 km), tandis que l'autre moitié se caractérise par plus de variabilité (5 km).

2.2.2.2 Application du filtre de largeur

Pour cet exemple, les sorties montrent que les tronçons sont suffisamment larges pour permettre aux véhicules d'accéder à l'ensemble des points de chargement du bois. Les caractéristiques des itinéraires permettent d'identifier des chemins qui passent majoritairement par des tronçons de 4 à 5 m de large, des pentes douces (15 % ou moins) et des tronçons de faible sinuosité (coefficient inférieur à 2). Ainsi, en termes d'accessibilité, les routes semblent adaptées à différents modes de transport du bois. En revanche, en termes de distance, les résultats suggèrent des couts de transport très variables. Ils montrent en effet une différence de 10 km, en fonction de la localisation des points

de chargement (les chemins parcourus sont compris entre 30 et 40 km). Il serait intéressant d'évaluer le coût économique de cette différence, mais aussi son impact environnemental. A ce titre, l'évaluation des émissions de GES pourrait apporter des informations cruciales sur l'impact du transport sur les performances de la chaine d'approvisionnement.

2.2.2.3 Application du filtre de sinuosité

Les résultats montrent que ce filtre a une très forte incidence sur l'identification des surfaces accessibles. En effet, le modèle identifie un seul chemin pour le transport du bois sur des tronçons de sinuosité faible et moyenne (coefficient compris entre 1 et 2) ; ce qui témoigne de très fortes variations de la sinuosité dans notre zone d'étude. En comparaison aux autres exemples, le chemin identifié est plus long. Il permet de relier la centrale au point de chargement en 45 km. Cependant, il passe par des tronçons de route globalement moins pentus (inférieur à 10 %), et assez large (4 à 5 m) pour permettre le passage de véhicules lourds.

2.2.3 Analyse des variations de pente sur la distance de transport du bois à la centrale

La pente est un autre facteur spatial qui influence l'identification des chemins d'approvisionnement. Cependant, il n'y a pas de consensus par rapport au seuil limite infranchissable pour un véhicule (Vignes, 2022). Dans les faits, les conducteurs connaissent le terrain et les routes à emprunter. Néanmoins, la modélisation spatiale peut aussi apporter des éléments pour l'identification des pentes et la caractérisation des chemins.

Pour cet exemple, nous avons varié la valeur attribuée au filtre de pente pour analyser l'impact de cette contrainte spatiale sur la distance de transport du bois à la centrale. Les valeurs testées étaient triviales (e.g. 20, 25, 30 et 35 %). Les résultats ont montré que la distance centrale – point de chargement, varie peu (quelques mètres, en fonction de la contrainte de pente, sauf pour la calibration du filtre à 30 %. Dans ce cas-là, on observe une différence de 3 km.

Ces résultats sont intéressants pour une évaluation environnementale de l'impact du transport. En montrant peu de variations sur la longueur des trajets, ils suggèrent que le cout du carburant, et les émissions de GES induites par le véhicule, ont un impact qui varie peu, quel que soit le type d'itinéraire choisi.

2.2.4 Caractérisation des itinéraires en fonction des milieux traversés

Par ailleurs, les milieux traversés par ces chemins suivent la même tendance. Ils passent en moyenne majoritairement par des espaces naturels et forestiers, puis traversent également davantage d'espaces artificialisés que d'espaces agricoles. D'éventuelles pistes pour approfondir une évaluation environnementale pourraient ainsi consister à estimer les risques sanitaires liés aux particules fines

émises par les modes de transport, voire l'estimation des nuisances sonores provoquées par le transport.

3 Application du modèle à l'évaluation d'un impact environnemental : les émissions de gaz à effet de serre

Dans la section précédente, le modèle spatial se focalisait sur les itinéraires de transport du gisement depuis la forêt vers la centrale. Pour traiter des implications environnementales du transport et des autres opérations spécifiques aux chaines d'approvisionnement, nous avons dédié cette partie à la présentation du modèle-ébauche, mis en place pour évaluer leurs émissions de GES. Les sous-sections suivantes présentent d'abord la logique générale de notre approche et la structure du modèle développé, puis des résultats préliminaires sont donnés à titre exploratoire. On regarde plus précisément la contribution du poste « transport » sur les émissions globales de la chaine d'approvisionnement.

3.1 Démarche générale

La première version du modèle se focalisait sur la consommation de carburant du poste de transport, en s'appuyant sur les données issues du modèle présenté dans la section 2, et des données acquises lors d'entretien avec des acteurs forestiers et industriels. La contribution de Maëlis Vignes a été de repenser la logique des tronçons de route pour être plus précis sur les couts de transport (Vignes, 2022). Notre contribution en revanche se porte sur les émissions de GES et s'étend également à l'ensemble des postes d'une chaine d'approvisionnement. Nous considérons également que le séchage est réalisé à l'air libre, sur la Parcelle et n'émet aucun GES (Audouin *et al.*, 2016). Enfin, nous n'incluons pas le processus de combustion dans l'analyse (Veyssiere, 2022).

Afin d'évaluer l'impact environnemental de la chaine d'approvisionnement complète (le transport et toutes les opérations de transformation du bois), nous avons donc apporté des développements et des ajustements que nous présenterons dans les sous-sections suivantes. Le schéma conceptuel de notre démarche est donné dans la **Figure 41**.

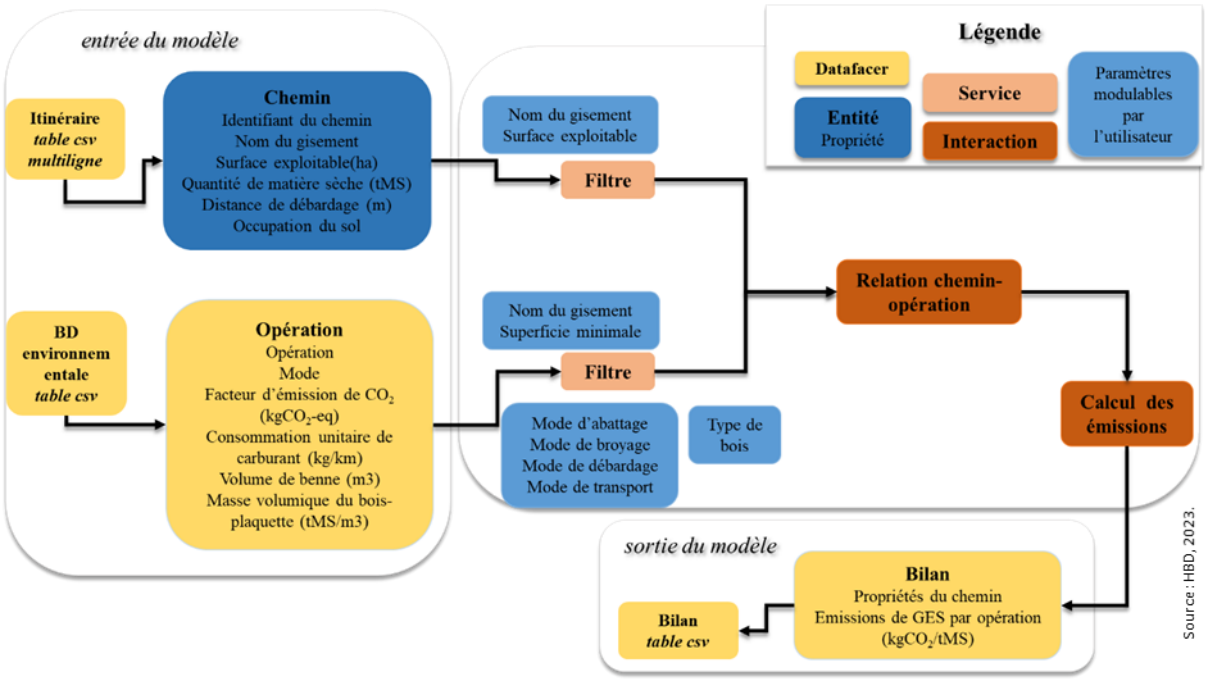


Figure 41. Modèle conceptuel faisant le lien entre les concepts d'Ocelet et l'évaluation des émissions de GES

Les données mobilisées correspondent à la sortie du modèle précédent et une base de données environnementales (que nous présentons dans la sous-section suivante). Ces données contiennent des propriétés qui peuvent être filtrées de façon à affiner l'évaluation. Elles interagissent par le biais de *keymaps* qui permettent d'évaluer les émissions de GES relatives à chaque chemin d'approvisionnement et aux opérations de transformation et de transport associées.

3.2 Méthode

Pour chaque opération de la chaîne d'approvisionnement, nous avons choisi d'exprimer les émissions de GES en $kgCO_2$-eq/tMS, c'est-à-dire en prenant pour référence 1 tonne de bois exploité sur base anhydre pour s'affranchir des questions relatives à l'humidité du bois. Les sous-parties détaillent les données utilisées, les calculs ainsi que les choix qui ont dû être faits le cas échéant.

3.2.1 Variables de la base de données environnementale

3.2.1.1 Variables relatives à la biomasse

Elles correspondent à la productivité du gisement (nous l'estimons à 120 tMS/ha, sur la base des données existantes[3]) et la masse volumique du bois plaquette (0,25 tMS/m^3).

3.2.1.2 Variables relatives au transport

Dans nos précédents travaux, nous avons récolté les données relatives à la distance de débardage (**Chapitre 4**) et la distance de transport (section 2).

Une première approche pour estimer les émissions GES du transport était de se référer aux données directement issues de processus référencés dans la BD Ecoinvent ($kgCO_2$/tMS/km). L'inconvénient de cette approche était le manque de cohérence dans le contexte de la Réunion du fait du domaine de validité restreint. Aussi, nous avons calculé les émissions ($kgCO_2$/tMS/km) à partir des variables suivantes :

- La consommation en carburant des engins, exprimée en kgcarburant / (t de bois transporté x km). Cette consommation est calculée en à partir de la consommation unitaire (kg/km) et de la charge d'un camion (tMS = volume d'une benne x masse volumique apparente vrac du combustible)
- Le facteur d'émission du carburant exprimé en $kgCO_2$eq/kg de carburant

Les données ont été adaptées au type de transport (camion benne pour le transport de plaquettes, tracteur-benne pour le débardage).

3.2.1.3 Opérations de transformation

Pour les opérations de transformation, le calcul des émissions ($kgCO_2$/tMS) repose sur les variables suivantes :

- Le facteur d'émission ($kgCO_2$-eq/h) qui est la quantité de GES (en équivalent CO_2) émise pour chaque heure de fonctionnement du mode de transformation (abatteuse, tronçonneuse, broyeur mobile)
- Le temps d'utilisation du matériel par unité de masse du bois transformé (h/kgMS)

Les facteurs d'émissions sont directement issus de processus référencés dans la BD EcoInvent, ces processus ayant été identifiés comme les plus pertinents. Les inconvénients possibles sont les mêmes

[3] Audouin, S., Gazull, L., Benoist, A. and Broust, F. (2016). Analyse des filières de gazéification pour le CFPPA de Piton St-Leu et à l'échelle régionale, île de la Réunion. Montpellier, France, CIRAD**:** 155. : 136 tMS/ha ; SDBE (2014) : 115 tMS/ha

que ceux expliqués plus haut, à savoir que la validité de ces valeurs est contestable dans le contexte de La Réunion. Les données initiales et converties sont présentées dans les **Annexe 17** et **Annexe 18**.

3.2.2 Etapes du modèle pour l'évaluation des émissions

Les sous-sections suivantes détaillent les interactions entre ces bases de données et les calculs implémentés pour les émissions des différentes opérations.

3.2.2.1 Les choix (filtres sur données forestières et environnementales)

Pour diversifier les applications du modèle, nous avons implémenté des filtres spécifiques aux BD des itinéraires et BD environnementale. Le premier type de filtre concerne les données sur les peuplements forestiers (comme dans le modèle précédent). Il vise à identifier le type de peuplement exploitable (pour le cas d'*Acacia mearnsii,* AcM-1 ou AcM-2) et leur superficie minimale. Le second type de filtre concerne la base de données environnementale. Ces filtres visent à choisir les modes de transformation et de transport, mais aussi la forme du bois transporté.

3.2.2.2 Identification et lecture des bases de données

Ce module est un ajout au modèle. La première fonction permet l'identification et la lecture des bases de données et des choix de modélisation, indiqués par l'utilisateur. Ensuite, les informations de chaque base de données sont stockées dans des *keymaps,* concepts propres à Ocelet, qui définissent un type d'ensemble associatif comprenant une clé et une valeur. Autrement dit, chaque clé *c* correspond à une base de données, et chaque valeur *p* correspond à une propriété de la base de données. De cette façon, le modèle peut associer l'ensemble de valeurs correspondantes à chaque variable contenue dans les bases de données, et assurer les interactions entre les bases de données et les choix utilisateurs (**Figure 42**).

3.2.2.3 Interactions des bases de données aux choix utilisateurs

Nous avons ajusté une seconde fonction pour traiter l'ensemble des opérations de la chaine de trainement. Cette fonction s'appuie sur les *keymaps* de la base de données environnementale et associe les choix qui s'offrent à l'utilisateur aux données fournies dans le datafacer. Ainsi, cette fonction fait intervenir des conditions qui permettent d'associer chaque choix de l'utilisateur à la valeur correspondante de la base de données.

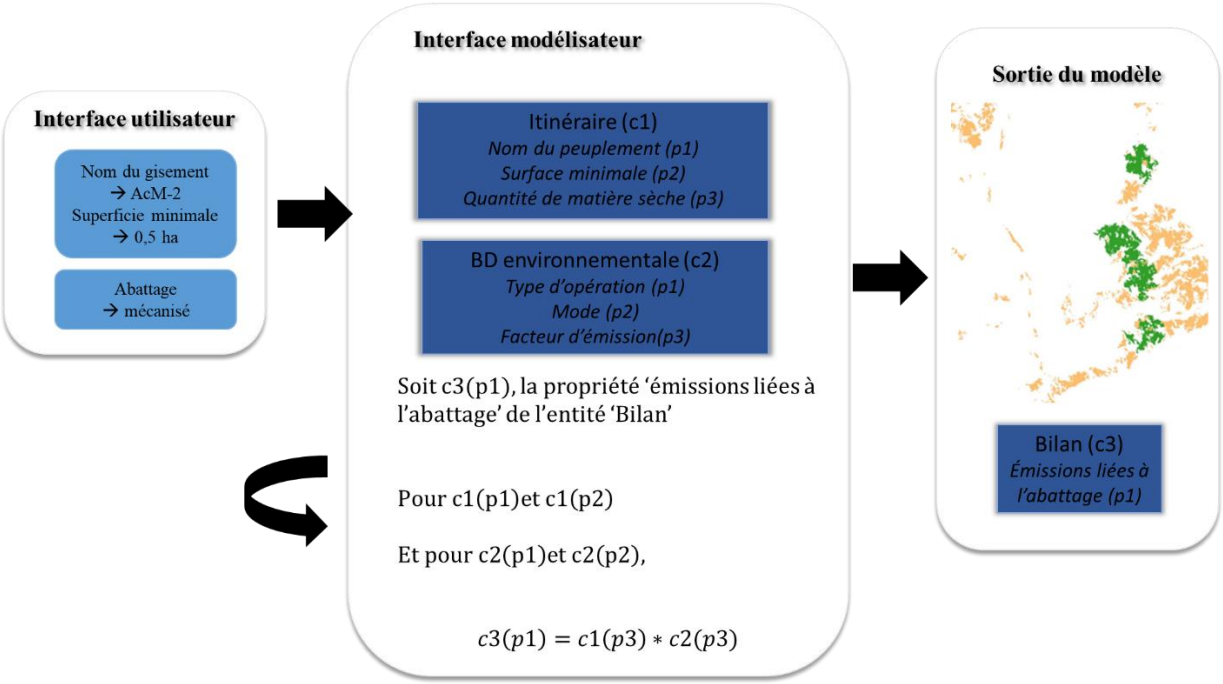


Figure 42. Schéma illustratif du fonctionnement des keymaps. Les keymaps ont une clé c (qui correspond à une entité) et une valeur p (qui correspond à une propriété de l'entité). Donc une clé peut avoir plusieurs valeurs. Les calculs des émissions sont réalisés à partir des correspondances faites entre les choix de l'utilisateur et les propriétés des bases de données.

3.2.2.4 Calcul des émissions

Nous avons ensuite automatisé les calculs en nous appuyant sur les différentes interactions (décrites dans les sous sections précédentes). Nous avons détaillé les calculs de chaque opération en ***Annexe 19***. Pour les opérations de transformation (coupe, broyage), les calculs se basent sur :

- les *keymaps* de la base de données environnementale pour cibler les valeurs des données relatives aux choix de modélisation
- les *keymaps* de la base de données des itinéraires pour cibler les valeurs relatives aux quantités de matières sèches présentes sur chaque surface exploitable

Par exemple, si l'utilisateur choisit un abattage avec une abatteuse de gisements recouvrant des surfaces de plus de 0,5 ha, le modèle calcule les émissions relatives à ce mode d'exploitation, à partir des propriétés des BD environnementales et des Itinéraires (**Figure 42**). Idem pour les opérations de transport.

3.2.2.5 La restitution des résultats

Le dernier module stocke les résultats du modèle dans un tableur qui enregistre également les propriétés de la base de données des itinéraires. Les émissions de GES sont présentées par parcelle,

par opération et sous forme de quantité absolue ($kgCO_2$) – pour comparer les émissions par opération - et relatives ($kgCO_2$/tMS) - pour une comparaison par parcelle.

3.3 Premiers résultats et discussion

Pour ce cas d'étude, nous avons considéré les opérations de broyage et de séchage en plus de la coupe et du débardage à l'échelle de la Parcelle et l'opération de transport à l'échelle de la Route.

3.3.1 Exemple d'utilisation du modèle : estimation des émissions de GES

Pour cette application du modèle, les résultats permettent d'estimer 25,29 $kgCO_2$-eq/tMS à l'échelle du massif. Nous pouvons comparer cette estimation aux quantités de GES émises pour l'exploitation d'une surface exploitable de 2,29 ha (279 tMS), et dont le débardage et le transport impliquent respectivement une distance unitaire A/R de 200 m et de 78 km.

Cet exemple permet également de mesurer les différences d'émissions en fonction des différents chemins d'approvisionnement : les émissions varient entre 23 et 27 $kgCO_2$/tMS pour des distances comprises entre 36 et 44 km. Il permet également de situer les contributions du transport aux émissions évaluées à l'échelle de toute la chaine d'approvisionnement. Les résultats montrent que les deux principaux postes d'émission de GES sont le transport et le broyage (**Figure 43**), et vont dans le sens des études qui soulignent la contribution importante du transport dans les émissions de GES des chaines d'approvisionnement en bois (Michelsen *et al.*, 2008 ; Audouin *et al.*, 2016).

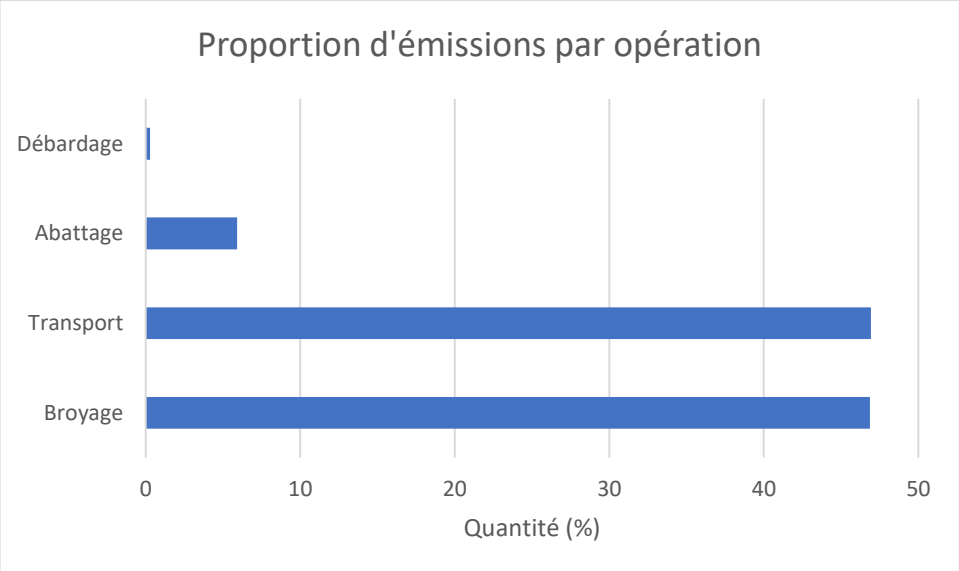


***Figure 43**. Proportion des émissions de GES dans la chaine d'approvisionnement.*

3.3.2 Impact des données d'entrée sur l'évaluation des performances de la chaine d'approvisionnement

3.3.2.1 Produits forestiers issus d'une exploitation manuelle

Pour évaluer l'impact environnemental de la coupe, nous avons implémenté un filtre permettant de choisir entre un mode de coupe mécanisé ou manuel. En fonction de ce choix, le modèle évalue ensuite les quantités relatives de GES émises par l'un de ces modes. Pour rappel l'exploitation manuelle est plus adaptée aux peuplements d'Acacia enchevêtré (AcM-1), car elle permet de mieux gérer la coupe pour ces peuplements denses, dont la position des troncs et des tiges complexifie l'opération. La **Figure 44** compare les quantités de GES émises pour une coupe manuelle ou mécanisée de l'AcM-1. Sans surprise, on voit que les émissions de GES sont plus élevées pour une coupe manuelle que pour une coupe mécanisée.

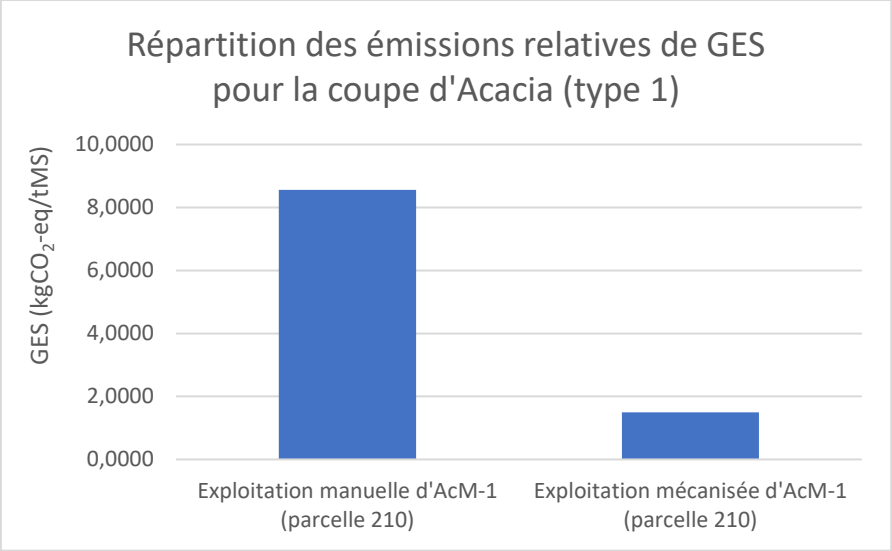


Figure 44. Exemple de répartition des émissions de GES pour la coupe d'Acacia de type 1.

3.3.2.2 Produit forestiers issus de la croissance de l'Acacia

De la même façon, la valorisation des gisements enchevêtrés dans une filière artisanale ou non, permettrait de voir le développement de gisements aux troncs droits, sur les parcelles non prioritaires au développement du Tamarin. De cette façon, ces gisements représenteraient des sources d'approvisionnement en bois des centrales thermiques. L'établissement et l'intégration de modèles de croissance permettraient en ce sens de proposer et d'affiner les estimations des quantités de matière sèche exploitables dans le temps.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé la méthodologie utilisée pour modéliser spatialement une chaine d'approvisionnement en bois énergie et évaluer les émissions de GES liées aux différents processus qui la composent. Le modèle résultant se compose de deux modules, à partir desquels nous avons faits différentes simulations pour illustrer le fonctionnement du modèle. Les résultats permettent dans un premier temps, de visualiser et de caractériser les itinéraires qui relient les parcelles exploitables au site de la centrale thermique, en tenant compte de filtres spatiaux tels que la pente ou la largeur du tronçon ; et dans un second temps, d'évaluer l'impact du transport sur les émissions de GES de la chaine d'approvisionnement.

Des études complémentaires pourraient être menées pour comparer et évaluer la pertinence des résultats ; et complexifier le modèle développé. Il serait pertinent de mener des comparaisons avec d'autres modèles similaires, afin d'évaluer la pertinence de nos résultats dans un contexte plus large. De plus, il serait possible de complexifier le modèle développé en intégrant d'autres variables importantes, telles que les conditions météorologiques ou les types de véhicules utilisés dans le transport du bois énergie. Ces améliorations pourraient fournir des informations supplémentaires et accroître la précision de nos évaluations, renforçant ainsi la validité de notre approche méthodologique.

Conclusion générale

Objectifs et enjeux de la thèse

L'objectif principal de cette thèse consistait à développer un cadre méthodologique d'analyse des performances d'une filière bois énergie, mise en place sur l'île de la Réunion et basée sur l'approvisionnement d'une ressource locale, l'*Acacia mearnsii*. Espèce exotique introduite depuis plusieurs décennies, l'*Acacia mearnsii* – présent dans plusieurs régions de l'île - est l'objet de différentes stratégies de gestion forestière - oscillant entre valorisation, contrôle et éradication - en raison de son caractère invasif. De fait, sa valorisation en bois énergie implique de s'intéresser à la faisabilité d'un tel projet mais aussi à ses impacts. Elle pose des questions liées à la localisation des gisements, à leur quantité, à leur accessibilité, et des questions liées aux opérations de transformation et de transport du gisement, et à leurs implications économiques et environnementales. Pour répondre à ces questions, notre stratégie de recherche a été d'évaluer (i) le gisement existant d'*Acacia mearnsii*, (ii) son exploitabilité et enfin, (iii) les implications environnementales de sa mobilisation dans une chaine d'approvisionnement. A cette fin, nous avons développé des méthodes respectivement basées sur des techniques de télédétection, d'analyse et de modélisation spatiale.

Localisation du gisement d'*Acacia mearnsii*

Un premier objectif consistait à mettre en place les bases pour le suivi automatisé de la répartition spatiale ressource forestière, tout en affinant la cartographie existante produite notamment par la combinaison des inventaires forestiers et de techniques de photo-interprétation (**Chapitre 3**). Compte tenu des conditions d'acquisition des données de télédétection, nous avons choisi de développer cette méthodologie en explorant le potentiel d'une image satellitaire de très haute résolution spatiale captée par le satellite Pléiades. Nous avons notamment mis en place deux modèles de classification et retenu, après comparaison de leurs performances, les données issues du modèle de classification orientée objet, pour alimenter les travaux d'évaluation de l'exploitabilité de l'*Acacia mearnsii*.

Evaluation des surfaces forestières exploitables

Un second objectif était de développer un cadre d'évaluation des surfaces forestières exploitables, mobilisant des données géographiques – topographiques et réglementaires – et des données propres aux stratégies d'exploitation (i.e. modes d'exploitation manuels ou mécanisées) envisagées pour le gisement forestier (**Chapitre 4**). Notre démarche reposait sur la mise en place d'une

chaine de traitement sous SIG, garantissant la combinaison d'un ensemble de critères spatiaux (pentes, ravines, routes, délimitation du Parc National) et non spatiaux (modes d'exploitation). Les objectifs étaient de (i) caractériser la praticabilité du terrain, (ii) estimer l'accessibilité depuis les routes des surfaces praticables, et à (iii) évaluer l'exploitabilité des surfaces accessibles où se développent l'*Acacia mearnsii*.

Evaluation des impacts environnementaux d'une chaine d'approvisionnement

Pour le dernier axe de recherche (**Chapitre 5**), nous nous sommes enfin intéressés aux flux du bois exploité en forêt et acheminé vers la centrale. L'objectif était de poser les bases d'un modèle d'évaluation environnementale des performances d'une chaine d'approvisionnement. Pour cela, nous nous sommes appuyés sur des modèles existants (Degenne, 2020 ; Vignes, 2022) que nous avons approfondis de façon à identifier et caractériser les chemins d'approvisionnement, ainsi qu'évaluer les émissions de GES de chaque opération constituant une chaine d'approvisionnement.

Principaux résultats

A l'issue de cette thèse, nos travaux ont combiné des techniques de télédétection, d'analyse spatiale et de modélisation spatiale. Dans un premier temps, nous avons notamment initié un travail de caractérisation des gisements d'*Acacia mearnsii* à la Réunion à partir de techniques de télédétection. Ensuite, nous avons développé un cadre conceptuel d'évaluation de leur exploitabilité à partir de techniques d'analyse spatial. Enfin, nous avons posé les bases d'un modèle spatial d'évaluation des implications environnementales d'une chaine d'approvisionnement.

Télédétection et caractérisation des gisements d'*Acacia mearnsii* à la Réunion

Nos résultats pointent l'intérêt de la classification orientée objet d'une image de très haute spatiale pour affiner la cartographie des gisements forestiers. A l'échelle de la zone d'étude, la classification a en effet permis de nuancer la répartition spatiale des peuplements d'*Acacia mearnsii* en mettant en évidence des parcelles forestières où ces gisements se mélangent aux fourrés, aux peuplements de Cryptoméria ou de Tamarin. Les résultats obtenus sur la distribution spatiale globale des peuplements d'*Acacia mearnsii* sont conformes aux données cartographiques existantes de la même année et aux connaissances du terrain des gestionnaires forestiers. Ils apportent aussi une résolution spatiale plus fine et soulèvent les avantages de l'automatisation des traitements, pour faciliter la mise à jour des cartes.

Nos travaux ont également permis de quantifier les incertitudes sur la cartographie obtenue, en particulier concernant la localisation des gisements d'*Acacia mearnsii* à une échelle très locale. Bien que bénéficiant d'une image de très haute résolution spatiale, et d'une segmentation assurant de délimiter les couronnes des arbres et les occupations du sol, le modèle de classification et l'indice de confusion ont révélé un risque de confusion important entre les classes d'Acacia et les autres classes forestières. Les cartographies résultantes doivent donc être interprétées avec prudence. Pour faciliter cette interprétation, nos travaux ont mis en évidence l'importance d'associer aux cartographies les mesures des performances de méthodes de classification pour la localisation des gisements forestiers, comme par exemple la carte de l'indice de confusion.

Analyse spatiale sous SIG et évaluation des surfaces exploitables

L'originalité de nos travaux tient à l'intégration de paramètres modulables par l'utilisateur en fonction du cas d'étude et des données à sa disposition. Dans cette thèse, nous appliquons notre chaine de traitement aux classes *Acacia mearnsii*, en mobilisant des informations géographiques de sources hétérogènes. Nos applications mettent en évidence l'intérêt de la combinaison de données géographiques de très haute résolution spatiale (i.e. les pentes) aux données spatiales thématiques (i.e les ravines) pour caractériser le terrain. Par ailleurs, elles permettent aussi d'évaluer l'exploitabilité des gisements d'*Acacia mearnsii*, à titre illustratif. Nos applications soulèvent en effet une surface totale exploitable très faible par rapport à la surface totale existante. L'évaluation de praticabilité aux objets de la post-classification a montré une proportion équivalente d'objets situés sur des surfaces praticables et des surfaces impraticables, et permet de conclure sur la répartition spatiale hétérogène de l'*Acacia mearnsii* dans notre zone d'étude. Puis, en s'appliquant aux surfaces praticables, l'évaluation de l'accessibilité a permis de localiser une proportion majoritaire d'objets à moins de 100 m des pistes. Autrement dit, cette application a révélé la proximité globale des objets aux pistes forestières en dépit de contraintes naturelles et réglementaires.

Nos travaux nous ont aussi amené à faire le lien entre les sorties issues de l'analyse des données de télédétection et les considérations des gestionnaires forestiers en termes d'exploitation forestière. D'abord en considérant les caractéristiques du terrain, l'accessibilité et les modes d'exploitation forestière, ensuite, en replaçant les objets détectés dans un maillage géographique, qui permette de définir une surface exploitable. La considération seule des objets de post-classification, sans maillage, révélait de petits objets de taille disparate, répartis dans l'ensemble de la zone d'étude. L'application d'un maillage géographique a permis de mieux mettre en évidence la proximité des objets entre eux, et par conséquent l'identification de zones, détenant des surfaces exploitables, significatives sur le terrain. Nos travaux mettent ainsi en évidence l'importance de combiner les

méthodes de télédétection avec les méthodes d'analyse spatiale mobilisant les SIG, pour répondre aux questions relatives à la gestion et à l'exploitation des peuplements forestiers.

Modélisation spatiale et évaluation des implications environnementales d'une chaine d'approvisionnement

Enfin, nous avons combiné des techniques de modélisation et d'analyse spatiale aux méthodes d'évaluation des impacts environnementaux des chaines d'approvisionnement. Les résultats, uniquement illustratifs des capacités des modèles à ce stade, soulignent l'importance des caractéristiques du terrain et de la spatialisation d'une chaine d'approvisionnement. En particulier, nos résultats permettent de visualiser, dans le contexte de notre zone d'étude, l'importance des caractéristiques du réseau de routes qui, en raison des contraintes de transport, vont impacter les itinéraires de transport, et les distances et les émissions de GES associées. Plus généralement, ils contribuent à poser les bases d'une évaluation plus complète des performances des chaines d'approvisionnement.

Limites et perspectives

Un cadre conceptuel pour une approche spatiale et dynamique

Nous n'avons pas abordé la dimension dynamique des chaines d'approvisionnement. Et pourtant, considérer une chaine d'approvisionnement comme un système dont les performances reposent sur des dynamiques spatio-temporelles est essentiel pour la mise en place et le développement de chaines d'approvisionnement durables.

Pour mettre en place des mesures efficaces de gestion du gisement forestier ou de la chaine d'approvisionnement, il peut être intéressant de mieux comprendre la dynamique du gisement forestier. A ce titre, la télédétection peut apporter des clés d'observation de la dynamique spatiale et temporelle du gisement forestier (Joshi *et al.*, 2004 ; Calvert, 2011). L'analyse de séries temporelles peut notamment permettre d'établir la signature saisonnière du gisement forestier et contribuer en ce sens à faciliter le suivi de la répartition spatiale du gisement forestier, voire à ajuster les stratégies de gestion en fonction des variations saisonnières (Masemola *et al.*, 2020a). L'exploration des techniques de télédétection LiDAR peut aussi être pertinente car elle faciliterait l'observation des peuplements forestiers et la caractérisation de leurs traits biophysiques, tout en fournissant des données à jour précises pour le développement de modèle de croissance (Heiskanen *et al.*, 2015), l'évaluation de l'âge ou de l'état des peuplements (Xia, 2023). Aussi, l'étude des corrélations entre les facteurs environnementaux et anthropiques et la densité de peuplements peut aussi contribuer à

mieux comprendre les interactions entre le peuplement forestier et son environnement. Cette démarche part du principe que les zones densément peuplées par un gisement forestier réunissent un ensemble de conditions de développement favorables (Paz-Kagan *et al.*, 2019). Elle intègre aussi des méthodes de régression et d'identification des variables pertinentes pour déterminer l'influence des facteurs environnementaux ou anthropiques sur la densité de peuplement d'un gisement forestier. Pour une chaine d'approvisionnement développée autour d'une espèce exotique envahissante comme l'*Acacia mearnsii*, l'analyse des trajectoires d'invasion pourrait donc permettre de déterminer les lieux propices à son développement et de réfléchir communément aux stratégies d'exploitation mais aussi de conservation forestière.

Pour le cas d'*Acacia mearnsii* à la Réunion, ces perspectives viseraient donc à mieux comprendre les mécanismes de propagation, d'évolution et de répartition actuelle, tout en contribuant à mettre en place des stratégies de gestion (exploitation, conservation) appropriées, compte tenu des objectifs de rentabilité sous-jacents au développement d'une filière bois-énergie et des objectifs de protection de la biodiversité.

Evaluations exhaustives et modèles généralisables

En plus de la dimension dynamique, un des aspects peu explorés dans le cadre de ma thèse concerne la mise en place d'un modèle générique d'évaluation d'une chaine d'approvisionnement. Bien que mes travaux aient permis de mettre en place les bases d'un modèle d'évaluation des émissions de GES, nous pensons que l'intégration d'autres indicateurs environnementaux et économiques permettraient d'estimer plus objectivement les performances des chaines d'approvisionnement (Cambero et Sowlati, 2014) et d'apporter un regard plus critique sur les scénarios d'exploitation de l'*Acacia mearnsii* (i.e. exploitation de bois local ou de bois importé). Pour cela, il serait intéressant de mobiliser des méthodes d'évaluation des couts économiques, mais aussi des impacts environnementaux comme les ACV. Comme l'ont montré les travaux de Vignes (2022), les itinéraires de transport performants gagneraient à être identifié par l'intégration de méthodes d'évaluation des couts économiques dans un système de modélisation spatiale comme Ocelet. Les travaux de Li *et al.* (2021) confirment également que le couplage de méthodes comme l'ACV à la modélisation spatiale faciliterait la prise de décision, puisqu'il permettrait de visualiser, de comparer et d'analyser les implications des choix logistiques et spatiaux. Pour aller plus loin, la perspective d'intégrer des modèles mathématiques d'optimisation contribuerait aussi à soulever les forces et faiblesses des chaines d'approvisionnement modélisées, tout en proposant des scénarios d'approvisionnement en phase avec les objectifs de l'utilisateur du modèle.

Dans mes travaux de télédétection, le modèle de classification orienté pixel serait généralisable. Son application à d'autres données de très haute résolution spatiale pourrait cependant impliquer de mettre en place des techniques de post-classification et d'évaluation des cartographies élaborées afin de gérer le bruit et d'éviter de généraliser des erreurs de classification. Cependant, nous pouvons espérer des résultats fidèles à la réalité en appliquant ce modèle sur une image de très haute (Bley Dalouman *et al.*, 2021) ou de plus faible résolution spatiale (Chekchaki *et al.*, 2020). En revanche, le modèle de classification orienté objet n'est pas généralisable, et des recherches complémentaires devraient être menées pour y répondre. En effet, les valeurs que nous utilisons pour paramétrer la segmentation s'adaptent uniquement à l'image Pléiades. Autrement dit, elles ne peuvent pas s'appliquer à des images de résolution spatiale différente. Pour appliquer le modèle de classification à d'autres données de télédétection optique, une piste serait de déterminer les paramètres de segmentation adaptés à d'autres images satellitaires. Cette opération prendrait du temps et mobiliserait d'importantes puissances de calculs et quantité de mémoire, selon la taille de la zone d'étude et les valeurs d'entrée des paramètres. Toutefois, elle permettrait de produire des modèles de classification précis et performants (Deur *et al.*, 2021), reproductibles et généralisables à d'autres zones d'études.

Une dernière question que peut poser ma thèse est celle de la généricité. La généralisation de mes travaux à d'autres zones d'études impliquerait de conserver le même protocole de recherche et les mêmes données (ou type de données). En ce sens, il pourrait être intéressant d'étudier la répartition spatiale des peuplements d'*Acacia mearnsii* repérés dans les secteurs de la Possession ou de Petite-Ile, sur l'île de la Réunion (ONF, 2018). La généralisation de nos travaux à ces peuplements pourrait mettre en évidence de potentielles sources d'alimentation de la filière bois énergie, et être à la base de stratégies d'exploitation ou de conservation forestière. D'autre part, nos travaux pourraient être généralisés à d'autres espèces forestières (comme le *Cryptomeria japonica* qui est notamment valorisé en bois d'œuvre).

Bibliographie

Acosta, M. and Corral, S. (2017). "Multicriteria Decision Analysis and Participatory Decision Support Systems in Forest Management." Forests **8**(4): 116.

ADEME (2020). Récolte durable du bois pour la production de plaquettes forestières. Angers, France, ADEME.

Adhikari, H., Heiskanen, J., Siljander, M., Maeda, E., Heikinheimo, V. and K. E. Pellikka, P. (2017). "Determinants of Aboveground Biomass across an Afromontane Landscape Mosaic in Kenya." Remote Sensing **9**(8).

Adhikari, S. and Ozarska, B. (2018). "Minimizing environmental impacts of timber products through the production process "From Sawmill to Final Products"." Environmental Systems Research **7**(1): 6.

Andréfouët, S. (2011). Remote Sensing. Encyclopedia of Modern Coral Reefs: Structure, Form and Process. D. Hopley. Dordrecht, Springer Netherlands**:** 920-930.

Arasumani, M., Khan, D., Das, A., Lockwood, I., Stewart, R., Kiran, R. A., Muthukumar, M., Bunyan, M. and Robin, V. V. (2018). "Not seeing the grass for the trees: Timber plantations and agriculture shrink tropical montane grassland by two-thirds over four decades in the Palani Hills, a Western Ghats Sky Island." PLoS One **13**(1): e0190003.

Arasumani, M., Singh, A., Bunyan, M. and Robin, V. V. (2021). "Testing the efficacy of hyperspectral (AVIRIS-NG), multispectral (Sentinel-2) and radar (Sentinel-1) remote sensing images to detect native and invasive non-native trees." Biological Invasions **23**(9): 2863-2879.

Atanasiu, F. (1997). Forest Accessibility and Sustainable Development. Restoration of Forests: Environmental Challenges in Central and Eastern Europe. R. M. Gutkowski and T. Winnicki. Dordrecht, Springer Netherlands**:** 179-194.

Audouin, S., Gazull, L., Benoist, A. and Broust, F. (2016). Analyse des filières de gazéification pour le CFPPA de Piton St-Leu et à l'échelle régionale, île de la Réunion. Montpellier, France, CIRAD**:** 155.

Ba, B. H. (2016). Modélisation et optimisation de chaines d'approvisionnement en biomasses pour des bioraffineries, Université de Technologie de Troyes.

Baatz, M. and Schäpe, A. (2000). Multiresolution Segmentation : an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation.

Bae, S., Levick, S. R., Heidrich, L., Magdon, P., Leutner, B. F., Wöllauer, S., Serebryanyk, A., Nauss, T., Krzystek, P., Gossner, M. M., Schall, P., Heibl, C., Bässler, C., Doerfler, I., Schulze, E.-D., Krah, F.-S., Culmsee, H., Jung, K., Heurich, M., Fischer, M., Seibold, S., Thorn, S., Gerlach, T., Hothorn, T., Weisser, W. W. and Müller, J. (2019). "Radar vision in the mapping of forest biodiversity from space." Nature Communications **10**(1): 4757.

Ballère, M., Bouvet, A., Mermoz, S., Le Toan, T., Koleck, T., Bedeau, C., André, M., Forestier, E., Frison, P.-L. and Lardeux, C. (2021). "SAR data for tropical forest disturbance alerts in French Guiana: Benefit over optical imagery." Remote Sensing of Environment **252**: 112159.

Bannari, A., Morin, D., Bonn, F. and Huete, A. (1996). "A review of vegetation indices." Remote Sensing Reviews **13**: 95-120.

Banos, V. and Dehez, J. (2017). "Le bois-énergie dans la tempête, entre innovation et captation ? Les nouvelles ressources de la forêt landaise." Natures Sciences Sociétés **25**(2): 122-133.

Baret, F. and Guyot, G. (1991). "Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment." Remote Sensing of Environment **35**(2): 161-173.

Bavoux, J. J. (2010). Initiation à l'analyse spatiale, Armand Colin.

Bidet-Mayer, T., Gallois, L. and Toubal, L. (2013). À quoi servent les filières ?, Presses de l'Ecole des mines.

Blaschke, T. (2010). "Object based image analysis for remote sensing." ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **65**(1): 2-16.

Bley Dalouman, H., Broust, F., Prevost, J. and Tran, A. (2021). "Use of Very High Spatial Resolution Imagery for Mapping Wood Energy Potential from Tropical Managed Forest Stands, Reunion Island." The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **XLIII-B3-2021**: 189-194.

Bley Dalouman, H., Broust, F. and Tran, A. (2023). "Combining Remote Sensing and a Geographic Information System to Map and Assess the Accessibility of Invasive Alien Species Forest Stands: Case of Acacia mearnsii on Reunion Island." Forests **14**(10): 2030.

Bley Dalouman, H., Broust, F. and Tran, A. (2023). Forest map, Western Highlands region, Reunion Island. D. Centre de coopération internationale en Recherche Agronomique pour le, CIRAD Dataverse.

Boudiaf, I., Baudoin, E., Sanguin, H., Beddiar, A., Thioulouse, J., Galiana, A., Prin, Y., Le Roux, C., Lebrun, M. and Duponnois, R. (2013). "The exotic legume tree species, #Acacia mearnsii#, alters microbial soil functionalities and the early development of a native tree species, Quercus suber, in North Africa." Soil Biology and Biochemistry **65**: 172-179.

Bourbier, L., Cornu, G., Pennec, A., Brognoli, C. and Gond, V. (2013). "Large-scale estimation of forest canopy opening using remote sensing in Central Africa." Bois Et Forets Des Tropiques.

Breiman, L. (2001). "Random Forests." Machine Learning **45**(1): 5-32.

Cadet, T. and Quézel, P. (1977). La végétation de l'île de La Réunion: étude phytoécologique et phytosociologique.

Calvert, K. (2011). "Geomatics and bioenergy feasibility assessments: Taking stock and looking forward." Renewable and Sustainable Energy Reviews **15**(2): 1117-1124.

Cambero, C. and Sowlati, T. (2014). "Assessment and optimization of forest biomass supply chains from economic, social and environmental perspectives – A review of literature." Renewable and Sustainable Energy Reviews **36**: 62-73.

Cerutti, P. O., Sola, P., Chenevoy, A., Iiyama, M., Yila, J., Zhou, W., Djoudi, H., Atyi, R. E. a., Gautier, D. J., Gumbo, D., Kuehl, Y., Levang, P., Martius, C., Matthews, R., Nasi, R., Neufeldt, H., Njenga, M., Petrokofsky, G., Saunders, M., Shepherd, G., Sonwa, D. J., Sundberg, C. and van Noordwijk, M. (2015). "The socioeconomic and environmental impacts of wood energy value chains in Sub-Saharan Africa: a systematic map protocol." Environmental Evidence **4**(1): 12.

Chan, J. M., Day, P., Feely, J., Thompson, R., Little, K. M. and Norris, C. H. (2015). "Acacia mearnsii industry overview: current status, key research and development issues." Southern Forests: a Journal of Forest Science **77**(1): 19-30.

Chardine-Baumann, E. (2011). Modèles d'évaluation des performances économique, environnementale et sociale dans les chaînes logistiques, INSA de Lyon.

Chekchaki, S., Beddiar, A. and Djalil Zaafour, M. (2020). "Cartographie par télédétection des milieux envahis par Acacia mearnsii De Wild. dans l'extrême Nord-Est algérien." Bois & Forets Des Tropiques **343**: 5-16.

Cho, M. A., Mathieu, R., Asner, G. P., Naidoo, L., van Aardt, J., Ramoelo, A., Debba, P., Wessels, K., Main, R., Smit, I. P. J. and Erasmus, B. (2012). "Mapping tree species composition in South African savannas using an integrated airborne spectral and LiDAR system." Remote Sensing of Environment **125**: 214-226.

CNUED (1993). Rapport de la Conference des Nations Unies sur l'environnement et le developpement, Rio de Janeiro, 3-14 juin 1992. New York, Nations Unies New York.

Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. [S.l.], [s.n.] [S.l.].

Congalton, R. G. (1991). "A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data." Remote Sensing of Environment **37**(1): 35-46.

Cosola, G., Grigolato, S., Ackerman, P., Monterotti, S. and Cavalli, R. (2016). "Carbon Footprint of Forest Operations under Different Management Regimes." Croatian Journal of Forest Engineering **37**: 201-217.

Crecy, B. D. (2020). National Environmental Management: Biodiversity Act: Alien and Invasive Species Lists, 2020 and Alien and Invasive Species Regulations, Minister of Forestry, Fisheries and the Environment.

Crespin-Boucaud, A. (2021). Télédétection et intégration de connaissances via la modélisation spatiale pour une cartographie plus cohérente des systèmes agricoles complexes : Application aux Hautes Terres, à Madagascar, AgroParisTech.

CRFB (2021). Programme régional de la forêt et du bois de la Réunion 2021-2031, Commission régionale de la forêt et du bois**:** 118.

Cutler, A., Cutler, D. and Stevens, J. R. (2011). "Random forests." Mach. Learn **45**: 157-176.

DAAF (2015). Plan départemental de protection des forêts contre l'incendie. 2009/2015. La Réunion.

DAAF (2023). Arrêté préfectoral relatif aux Bonnes Conditions Agricoles et Environnementales (BCAE).

de Avila, A. L., Schwartz, G., Ruschel, A. R., Lopes, J. d. C., Silva, J. N. M., Carvalho, J. O. P. d., Dormann, C. F., Mazzei, L., Soares, M. H. M. and Bauhus, J. (2017). "Recruitment, growth and recovery of commercial tree species over 30years following logging and thinning in a tropical rain forest." Forest Ecology and Management **385**: 225-235.

Degenne P., J. R., Magnier J., Lorre F., Lurette A., Miralles M., Vayssières J., Lo Seen D. (2020). Optimiser les échanges en bio-économie circulaire par appariement "Gale-Shapley" spatialisé : applications fourrage et épandage à l'ile de la Réunion. Rencontres Géomatiques de la Réunion, La Réunion.

Demir, M. (2012). Interactions of Forest Road, Forest Harvesting and Forest Ecosystems.

Denolle, A.-S. (2016). "Commentaire de la loi relative à la Transition Énergétique pour la Croissance Verte." Revue juridique de l'environnement **41**(1): 99-104.

Deur, M., Gašparović, M. and Balenović, I. (2021). "An Evaluation of Pixel- and Object-Based Tree Species Classification in Mixed Deciduous Forests Using Pansharpened Very High Spatial Resolution Satellite Imagery." Remote Sensing **13**(10): 1868.

Diaz-Balteiro, L. and Romero, C. (2008). "Making forestry decisions with multiple criteria: A review and an assessment." Forest Ecology and Management **255**(8): 3222-3241.

Dijkstra, E. W. (1973). A short introduction to the art of programming. [München], [Inst. f. Datenverab., Techn. Hochsch. München] [München].

Dodane, C. (2007). "Bois, forêts et carbone en France : enjeux et perspectives climatiques et énergétiques." Geoconfluences.

DRR (2018). Aménagement des forets domaniales et départemento-domaniales des Hauts sous le Vent (974) 2019-2038. Directives Régionales d'Aménagement - Schémas Régionaux d'Aménagement. Saint Denis, La Réunion, Direction Régionale de la Réunion**:** 113.

Dupire, S., Bourrier, F., Monnet, J.-M. and Berger, F. (2015). "Sylvaccess : un modèle pour cartographier automatiquement l'accessibilité des forêts." Revue Forestière Française(2).

Dupuy, S., Gaetano, R. and Le Mezo, L. (2020). "Mapping land cover on Reunion Island in 2017 using satellite imagery and geospatial ground data." Data Brief **28**: 104934.

Fao (2019). Le bois-énergie dans la région de la CEE : données, tendances et perspectives en Europe, dans la Communauté d'États indépendants et en Amérique du Nord. Genève, Nations Unies.

Fassnacht, F. E., White, J. C., Wulder, M. A. and Næsset, E. (2023). "Remote sensing in forestry: current challenges, considerations and directions." Forestry: An International Journal of Forest Research: cpad024.

Frombo, F., Robba, M., Rosso, F. and Sacile, R. (2009). "Planning woody biomass logistics for energy production: A strategic decision model." Biomass and Bioenergy **33**: 372-383.

Gale, D. and Shapley, L. S. (1962). "College Admissions and the Stability of Marriage." The American Mathematical Monthly **69**(1): 9-15.

Gamon, J. A. and Surfus, J. S. (1999). "Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer." New Phytologist **143**(1): 105-117.

Gazull, L. (2009). Le bassin d'approvisionnement en bois-énergie de Bamako. Une approche par un modèle d'interaction spatiale. Thèse de doctorat : Géographie Thèse, Université de Paris VII.

Giovannini, K. (2017). Evaluation ressource et exploitabilité acacia mearnsii dans les HSV. Mémoire de fin d'études**:** 73.

Gond, V., Féau, C. and Pain-Orcet, M. (2003). "Télédétection et aménagement forestier tropical : les pistes d'exploitation." Bois et Forêts des Tropiques(275): 29-36.

Grabska, E., Frantz, D. and Ostapowicz, K. (2020). "Evaluation of machine learning algorithms for forest stand species mapping using Sentinel-2 imagery and environmental data in the Polish Carpathians." Remote Sensing of Environment **251**: 112103.

Große-Stoltenberg, A., Hellmann, C., Thiele, J., Oldeland, J. and Werner, C. (2018). "Invasive acacias differ from native dune species in the hyperspectral/biochemical trait space." Journal of Vegetation Science **29**(2): 325-335.

GTIBMA (2016). Acacia mearnsii. Base d'information sur les invasions biologiques en milieux aquatiques. , Groupe de travail national Invasions biologiques en milieux aquatiques. UICN France et Onema.

Gumus, S., Acar, H. and Toksoy, D. (2008). "Functional forest road network planning by consideration of environmental impact assessment for wood harvesting." Environmental monitoring and assessment **142**: 109-116.

Gumus, S., Acar, H. H. and Toksoy, D. (2008). "Functional forest road network planning by consideration of environmental impact assessment for wood harvesting." Environmental Monitoring and Assessment **142**(1): 109-116.

Guyon, I., Weston, J., Barnhill, S. and Vapnik, V. (2002). "Gene Selection for Cancer Classification Using Support Vector Machines." Machine Learning **46**: 389-422.

Haralick, R. M., Shanmugam, K. and Dinstein, I. (1973). "Textural Features for Image Classification." IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics **SMC-3**(6): 610-621.

Hardisky, M., Klemas, V. and Smart, a. (1983). "The influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral radiance of Spartina Alterniflora canopies." Photogrammetric Engineering and Remote Sensing **48**: 77-84.

Heiskanen, J., Korhonen, L., Hietanen, J. and Pellikka, P. K. E. (2015). "Use of airborne lidar for estimating canopy gap fraction and leaf area index of tropical montane forests." International Journal of Remote Sensing **36**(10): 2569-2583.

Ho, C. K. F., Y.L (1997). Development of Black Wattle (Acacia mearnsii De Wild.) Plantations in China, Rural Industries Research and Development Corporation.

Huete, A. R. (1988). "A soil-adjusted vegetation index (SAVI)." Remote Sensing of Environment **25**(3): 295-309.

Ismail, M. H., Pakhriazad, H. Z. and Shahrin, M. F. (2009). "Evaluating supervised and unsupervised techniques for land cover mapping using remote sensing data." Geografia : Malaysian Journal of Society and Space.

Jackson, R. D. (1983). "Spectral indices in N-Space." Remote Sensing of Environment **13**(5): 409-421.

Joshi, C., De Leeuw, J. and Van Duren, I. (2004). "Remote sensing and GIS applications for mapping and spatial modeling of invasive species." ISPRS **35**.

Josselin, D. and Louvet, R. (2019). "Impact of the Scale on Several Metrics Used in Geographical Object-Based Image Analysis: Does GEOBIA Mitigate the Modifiable Areal Unit Problem (MAUP)?" ISPRS International Journal of Geo-Information **8**.

Jurgensen, M. F., Harvey, A., Graham, R., Page-Dumroese, D., Tonn, J., Larsen, M. and Jain, T. (1997). "Impacts of timber harvesting on soil organic matter, nitrogen, productivity, and health of inland northwest forests." Forest Science **43**: 234-251.

Kazama, V. S., Corte, A. P. D., Robert, R. C. G., Sanquetta, C. R., Arce, J. E., Oliveira-Nascimento, K. A. and DeArmond, D. (2021). "Global review on forest road optimization planning: Support for sustainable forest management in Amazonia." Forest Ecology and Management **492**.

Kishore, B. S. P. C., Kumar, A., Saikia, P., Lele, N., Pandey, A. C., Srivastava, P., Bhattacharya, B. K. and Khan, M. L. (2020). "Major forests and plant species discrimination in Mudumalai forest region using airborne hyperspectral sensing." Journal of Asia-Pacific Biodiversity **13**(4): 637-651.

Kleinpeter, V., Lo Seen, D., Degenne, P., Lurette, A., Wassenaar, T. and Vayssières, J. (2024). "A stakeholder decision and road-network-based deterministic model to simulate material flows in regional scale industrial symbioses." Journal of Cleaner Production **434**: 139778.

Kline, K. L., Dale, V. H., Rose, E. and Tonn, B. (2021). "Effects of Production of Woody Pellets in the Southeastern United States on the Sustainable Development Goals." Sustainability **13**(2): 821.

Kriegler, F. J., Malila, W. A., Nalepka, R. F. and Richardson, W. (1969). Preprocessing Transformations and Their Effects on Multispectral Recognition.

Kübler, D., Hildebrandt, P., Günter, S., Stimm, B., Weber, M., Muñoz, J., Cabrera, O., Zeilinger, J., Silva, B. and Mosandl, R. (2020). "Effects of silvicultural treatments and topography on individual tree growth in a tropical mountain forest in Ecuador." Forest Ecology and Management **457**: 117726.

Kumar, L., Sinha, P., Taylor, S. and Alqurashi, A. (2015). "Review of the use of remote sensing for biomass estimation to support renewable energy generation." Journal of Applied Remote Sensing **9**(1): 097696.

Lagabrielle, E. **M., P.** ; Martignac, C. ; **Lortic, B. ;** Durieux, L. (2007). "Les dynamiques d'occupation du sol à la Réunion (1989-2002)." Mappemonde(86): 23.

Landmann G., A. L., Pousse N., Gosselin M., Cacot E., Deleuze C., Bilger I., Amm A., Bilot N., Boulanger V., Leblanc M., Legout. A., Pitocchi S., Renaud J.-P., Richter C., Saint-André L., Schrepfer L., Ulrich E. (2018). Recommandations pour une récolte durable de biomasse forestière pour l'énergie - Focus sur les menus bois et les souches. Paris : ECOFOR, Anger : ADEME**:** 50.

Li, J., Tian, Y., Zhang, Y. and Xie, K. (2021). "Spatializing environmental footprint by integrating geographic information system into life cycle assessment: A review and practice recommendations." Journal of Cleaner Production **323**: 129113.

Lindenmayer, D. B. (1994). "Timber Harvesting Impacts on Wildlife: Implications for Ecologically Sustainable Forest Use." Australian Journal of Environmental Management **1**(1): 56-68.

Liu, D. and Xia, F. (2010). "Assessing object-based classification: advantages and limitations." Remote Sensing Letters **1**(4): 187-194.

Lu, D. (2006). "The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation." International Journal of Remote Sensing **27**(7): 1297-1328.

Lundbäck, M., Persson, H., Häggström, C. and Nordfjell, T. (2020). "Global analysis of the slope of forest land." Forestry: An International Journal of Forest Research **94**(1): 54-69.

Maiden, J. H. (1891). "Wattles and wattle-barks being hints on the conservation and cultivation of wattles." 2nd Ed. Department of Public Instruction, Technical Education Branch. Government Printer:Sydney.

Malladi, K. T. and Sowlati, T. (2017). "Optimization of operational level transportation planning in forestry: a review." International Journal of Forest Engineering **28**(3): 198-210.

Martinez, J. M., Beaudoin, A., Durand, P., Toan, T. L. and Stach, N. (2000). "Estimation de la hauteur des peuplements forestiers par diffusiomètre radar." Canadian Journal of Forest Research **30**(12): 1983-1991.

Masemola, C., Cho, M. A. and Ramoelo, A. (2019). "Assessing the Effect of Seasonality on Leaf and Canopy Spectra for the Discrimination of an Alien Tree Species, Acacia Mearnsii, From Co-Occurring Native Species Using Parametric and Nonparametric Classifiers." IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing **57**(8): 5853-5867.

Masemola, C., Cho, M. A. and Ramoelo, A. (2020a). "Sentinel-2 time series based optimal features and time window for mapping invasive Australian native Acacia species in KwaZulu Natal, South Africa." International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation **93**.

Masemola, C., Cho, M. A. and Ramoelo, A. (2020b). "Towards a semi-automated mapping of Australia native invasive alien Acacia trees using Sentinel-2 and radiative transfer models in South Africa." ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **166**: 153-168.

Massetti, A., Sequeira, M. M., Pupo, A., Figueiredo, A., Guiomar, N. and Gil, A. (2017). "Assessing the effectiveness of RapidEye multispectral imagery for vegetation mapping in Madeira Island (Portugal)." European Journal of Remote Sensing **49**(1): 643-672.

McFeeters, S. K. (1996). "The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features." International Journal of Remote Sensing **17**(7): 1425-1432.

McRoberts, R. E. and Tomppo, E. O. (2007). "Remote sensing support for national forest inventories." Remote Sensing of Environment **110**(4): 412-419.

Meinel, G. and Neubert, M. (2004). "A comparison of segmentation programs for high resolution remote sensing data." International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **35**.

Mhangara, P., Mapurisa, W. and Mudau, N. (2020). "Comparison of Image Fusion Techniques Using Satellite Pour l'Observation de la Terre (SPOT) 6 Satellite Imagery." Applied Sciences **10**(5): 1881.

Michelsen, O., Solli, C. and Strømman, A. (2008). "Environmental Impact and Added Value in Forestry Operations in Norway." Journal of Industrial Ecology **12**: 69-81.

Moore, G. K. (1979). "What is a picture worth? A history of remote sensing." Hydrological Sciences Bulletin **24**(4): 477-485.

Muller, S., Le Bourgeois, T., Tassin, J., Triolo, J., Baret, S., Rivière, J.-N. É., Blanfort, V. and Lavergne, C. (2006). "Bilan des connaissances sur les conséquences écologiques des invasions de plantes à l'île de la réunion (archipel des Mascareignes, océan Indien)." Revue d'Écologie (La Terre et La Vie): 35-52.

Mutel, C., Pfister, S. and Hellweg, S. (2011). "GIS-Based Regionalized Life Cycle Assessment: How Big Is Small Enough? Methodology and Case Study of Electricity Generation." Environmental science & technology **46**: 1096-1103.

Nonini, L., Schillaci, C. and Fiala, M. (2022). "Assessing logging residues availability for energy production by using forest management plans data and geographic information system (GIS)." European Journal of Forest Research **141**.

Nutto, L., Malinovski, J. R., Castro, G. P. and Malinovski, R. A. (2016). Harvesting Process. Tropical Forestry Handbook. L. Pancel and M. Köhl. Berlin, Heidelberg, Springer Berlin Heidelberg**:** 2363-2394.

ONF (2018). Evaluation de la ressource mobilisable en bois energie. Le bois énergie sur l'île de la Réunion. Saint Denis, La Réunion, Albioma, Office national des Forets**:** 42.

ONF (2019). Localisation des principaux types de milieux naturels, d'après typologie ONF imbriquée sur 3 niveaux, Office National des Forêts.

Oumar, M., Peerbhay, K., Germishuizen, I., Mutanga, O. and Oumar, Z. (2019). "Detecting canopy damage caused by Uromycladium acaciae on South African Black Wattle forest compartments using moderate resolution satellite imagery." South African Journal of Geomatics **8**.

Paz-Kagan, T., Silver, M., Panov, N. and Karnieli, A. (2019). "Multispectral Approach for Identifying Invasive Plant Species Based on Flowering Phenology Characteristics." Remote Sensing **11**(8).

Pearson, R. L. and Miller, L. D. (1972). Remote Mapping of Standing Crop Biomass for Estimation of the Productivity of the Shortgrass Prairie. Remote Sensing of Environment, VIII.

Peerbhay, K. Y., Mutanga, O. and Ismail, R. (2014). "Investigating the Capability of Few Strategically Placed Worldview-2 Multispectral Bands to Discriminate Forest Species in KwaZulu-Natal, South Africa." IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing **7**(1): 307-316.

Pellerin Drion, S. (2013). "Le bois-énergie, une solution d'avenir ?" Pour **218**(2): 137-144.

Pelletier, C. (2017). Analyse environnementale et économique des filières bois-énergie.

Piiroinen, R., Fassnacht, F. E., Heiskanen, J., Maeda, E., Mack, B. and Pellikka, P. (2018). "Invasive tree species detection in the Eastern Arc Mountains biodiversity hotspot using one class classification." Remote Sensing of Environment **218**: 119-131.

Piiroinen, R., Heiskanen, J., Maeda, E., Viinikka, A. and Pellikka, P. (2017). "Classification of Tree Species in a Diverse African Agroforestry Landscape Using Imaging Spectroscopy and Laser Scanning." Remote Sensing **9**(9).

PNFB (2016). Programme national de la Forêt et du Bois 2016 - 2026.

Pouzet, D. (2002). Caractérisation chimique des sols réunionnais : regroupement spatial homogène des données. s.l., Autre, s.n.**:** 46.

POWO (2023). Acacia mearnsii De Wild. K. Plants of the World Online. Facilitated by the Royal Botanic Gardens. Publié sur Internet; http://www.plantsoftheworldonline.org/.

PPE (2022). Programmation pluriannuelle de l'Energie pour la Réunion. PPE de La Réunion 2019-2028. . Saint Denis, La Réunion, Region Reunion, Prefecture de la Réunion**:** 166.

Prasad, M. S. G. and Arora, M. (2015). "Representing Uncertainty in Fuzzy Land Cover Classification: A Comparative Assessment." International Journal of Remote Sensing Technology **3**: 34-45.

Raczko, E. and Zagajewski, B. (2017). "Comparison of support vector machine, random forest and neural network classifiers for tree species classification on airborne hyperspectral APEX images." European Journal of Remote Sensing **50**(1): 144-154.

Ranius, T., Hämäläinen, A., Egnell, G., Olsson, B., Eklöf, K., Stendahl, J., Rudolphi, J., Sténs, A. and Felton, A. (2018). "The effects of logging residue extraction for energy on ecosystem services and biodiversity: A synthesis." J Environ Manage **209**: 409-425.

Regniers, O. (2014). Méthodes d'analyse de texture pour la cartographie d'occupations du sol par télédetection très haute résolution : application à la fôret, la vigne et les parcs ostréicoles, Université de Bordeaux.

Rivals, P. (1952). Études sur la végétation naturelle de l'île de la Réunion, Faculté des Sciences.

Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M. and Rigol-Sanchez, J. P. (2012). "An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification." ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **67**: 93-104.

Russeil, V., Lo Seen, D., Broust, F., Bonin, M. and Praene, J.-P. (2023). "Food and electricity self-sufficiency trade-offs in Reunion Island: Modelling land-use change scenarios with stakeholders." Land Use Policy **132**: 106784.

Santos, A., Carvalho, A., Barbosa-Póvoa, A. P., Marques, A. and Amorim, P. (2019). "Assessment and optimization of sustainable forest wood supply chains – A systematic literature review." Forest Policy and Economics **105**: 112-135.

SDES (2022). Chiffres clés de l'énergie : édition 2022. [Paris], SDES.

Searle, S. D. (1997). Acacia mearnsii De Wild. (Black Wattle) in Australia, Rural Industries Research and Development Corporation.

Sharma, P., Leigh, L., Chang, J., Maimaitijiang, M. and Caffé, M. (2022). "Above-ground biomass estimation in oats using UAV remote sensing and machine learning." Sensors **22**(2): 601.

Sheppard, S. R. J. and Meitner, M. (2005). "Using multi-criteria analysis and visualisation for sustainable forest management planning with stakeholder groups." Forest Ecology and Management **207**(1): 171-187.

Sherry, S. P. (1971). The Black Wattle: (Acacia Mearnsii De Wild.), University of Natal Press.

Souza-Alonso, P., Rodríguez, J., González, L. and Lorenzo, P. (2017). "Here to stay. Recent advances and perspectives about Acacia invasion in Mediterranean areas." Annals of Forest Science **74**(3): 55.

Strasberg, D. (1994). Dynamique des forêts tropicales de l'île de La Réunion : processus d'invasions et de régénération sur les coulées volcaniques, Université Montpellier II - Sciences et Techniques du Languedoc.

Strasberg, D., Rouget, M., Richardson, D. M., Baret, S., Dupont, J. and Cowling, R. M. (2005). "An Assessment of Habitat Diversity and Transformation on La Réunion Island (Mascarene Islands, Indian Ocean) as a Basis for Identifying Broad-scale Conservation Priorities." Biodiversity & Conservation **14**(12): 3015-3032.

Szulecka, J. (2019). "Towards Sustainable Wood-Based Energy: Evaluation and Strategies for Mainstreaming Sustainability in the Sector." Sustainability **11**(2): 493.

Tassin, J. (2002). Acacia mearnsii : une espèce agroforestière devenue envahissante dans les Hauts de la Réunions : une espèce agroforestière devenue envahissante dans les Hauts de la Réunions. Séminaire sur les espèces envahissantes, Montpellier, France, CIRAD.

Tassin, J. (2002). Dynamiques et conséquences de l'invasion des paysages agricoles des Hauts de la Réunion par Acacia mearnsii De Wild. Thèse de doctorat : Ecologie Thèse, Université Paul Sabatier.

Tassin, J. and Balent, G. (2004). "Le Diagnostic d'invasion d'une essence forestière en milieu rural : Acacia mearnsii à la Réunion." Revue Forestière Française(2).

Tassin, J., Lavergne, C., Muller, S., Blanfort, V., Baret, S., Le Bourgeois, T., Triolo, J. and Rivière, J.-N. (2006). "Bilan des connaissances sur les conséquences écologiques des invasions de plantes à l'île de La Réunion (Archipel des Mascareignes, Océan indien)." Revue d'Ecologie **61**(1): 35-52.

Tharwat, A. (2020). "Classification assessment methods." Applied Computing and Informatics.

Trognon, L. (2009). "Filière, supply chain et stratégies : de la différenciation à la distinction."

Tucker, C. J. (1979). "Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation." Remote Sensing of Environment **8**(2): 127-150.

Tuia, D. and Camps-Valls, G. (2009). Recent advances in remote sensing image processing.

UICN (2018). Guidelines for invasive species planning and management on islands. Gland, Union internationale pour la conservation de la nature et de ses ressources.

Veyssiere, Z. (2022). Analyse de données de cartographie et de gestion forestière des peuplements d'Acacia mearnsii à la Réunion. Montpellier, CIRAD - L'Institut agro.

Viana, H., Cohen, W. B., Lopes, D. M. M. and Aranha, J. (2010). "Assessment of forest biomass for use as energy. GIS-based analysis of geographical availability and locations of wood-fired power plants in Portugal." Applied Energy **87**: 2551-2560.

Vignes, M. (2022). Intégration de méthodes d'évaluation multicritères et de modélisation spatialement explicite - Application à des

scénarios de gestion d'Acacia Mearnsii à La Réunion, Cirad. Université d'Antananarivo.**:** 68.

Vis, M. and Berg, D. (2010). Harmonization of biomass resource assessments, Volume I, Best Practices and Methods Handbook.

Von Carlowitz, H. C. (1713). Sylvicultura oeconomica. The Future of Nature. R. Libby, S. Sverker and W. Paul. New Haven, Yale University Press**:** 63-66.

Wang, D., Wan, B., Qiu, P., Su, Y., Guo, Q. and Wu, X. (2018). "Artificial Mangrove Species Mapping Using Pléiades-1: An Evaluation of Pixel-Based and Object-Based Classifications with Selected Machine Learning Algorithms." Remote Sensing **10**(2).

White, J. C., Coops, N. C., Wulder, M. A., Vastaranta, M., Hilker, T. and Tompalski, P. (2016). "Remote Sensing Technologies for Enhancing Forest Inventories: A Review." Canadian Journal of Remote Sensing **42**(5): 619-641.

Woo, H., Acuna, M., Cho, S. J. and Park, J. (2019). "Assessment Techniques in Forest Biomass along the Timber Supply Chain." Forests.

Xia, Z. (2023). Potential of High-Density LiDAR Data for the Characterization of Acacia mearnsii Wood Energy Resource in Reunion Island Montpellier, TETIS - CIRAD - AgroParisTech - INRAE.

Youngentob, K. N., Renzullo, L. J., Held, A. A., Jia, X., Lindenmayer, D. B. and Foley, W. J. (2012). "Using imaging spectroscopy to estimate integrated measures of foliage nutritional quality." Methods in Ecology and Evolution **3**(2): 416-426.

Zambelli, P., Lora, C., Spinelli, R., Tattoni, C., Vitti, A., Zatelli, P. and Ciolli, M. (2012). "A GIS decision support system for regional forest management to assess biomass availability for renewable energy production." Environmental Modelling & Software **38**: 203-213.

Zamora-Cristales, R., Sessions, J., Boston, K. and Murphy, G. (2014). "Economic Optimization of Forest Biomass Processing and Transport in the Pacific Northwest USA." Forest Science **61**.

Zevenbergen, L. W. and Thorne, C. R. (1987). "Quantitative analysis of land surface topography." Earth Surface Processes and Landforms **12**: 47-56.

Zhao, Q., Yu, S., Zhao, F., Tian, L. and Zhao, Z. (2019). "Comparison of machine learning algorithms for forest parameter estimations and application for forest quality assessments." Forest Ecology and Management **434**: 224-234.

Table des annexes

Annexe 1. Référentiel de végétation 144

Annexe 2. Caractéristiques des images satellitaires disponibles sur la zone d'étude, 2020 ... 145

Annexe 3. Carte des parcelles visitées 147

Annexe 4. Classes de la base de données d'entrainement 148

Annexe 5. Outils et techniques de télédétection utilisés pour localiser les principaux peuplements forestiers 149

Annexe 6. Note de synthèse pour le déploiement d'une classification orientée objet. 150

Annexe 7. Indices radiométriques 155

Annexe 8. Indices simples de texture 157

Annexe 9. Réponse spectrale des 7 classes dans les bandes RVB 158

Annexe 10. Valeurs des indices de végétation et de texture pour les 7 classes 159

Annexe 11. Comparaison aux données de références 161

Annexe 12. Description et analyse des confusions par secteur 162

Annexe 13.Proportion de surfaces mécanisables (avec AcM-2) par parcelle 164

Annexe 14. Analyse de proximité des surfaces AcM-2 aux surfaces exploitables AcM-2 165

Annexe 15. Itinéraire technique d'exploitation 166

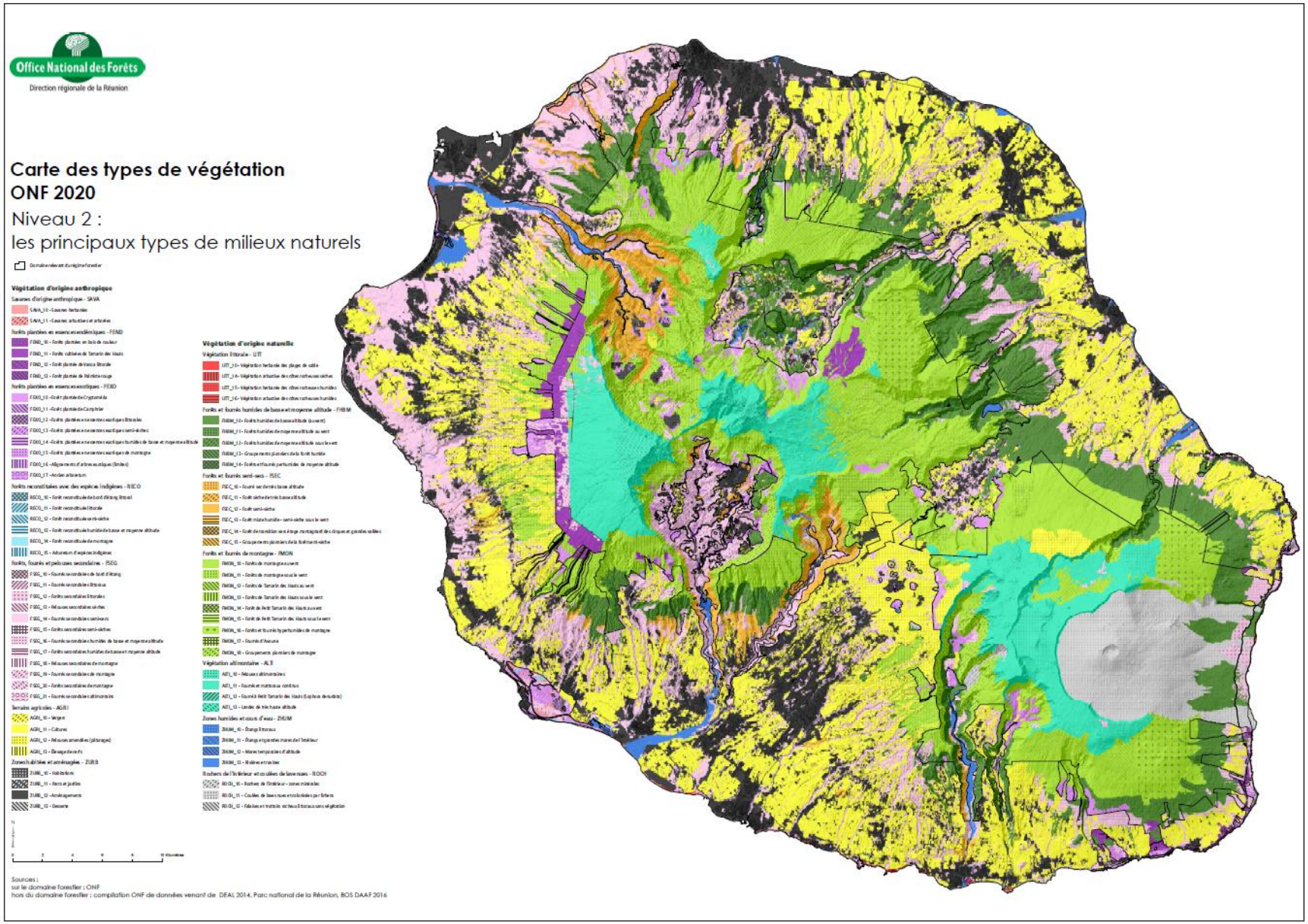
Annexe 16. Exemples de sorties en appliquant un filtre sur la largeur (carte A) ou la sinuosité carte B) des tronçons 168

Annexe 17. Données environnementales acquises et adaptées pour les simulations 169

Annexe 18. Données de caractérisation du bois 171

Annexe 19. Calcul des émissions de GES associées aux opérations de transformation et de transport 172

Annexe 1. Référentiel de végétation



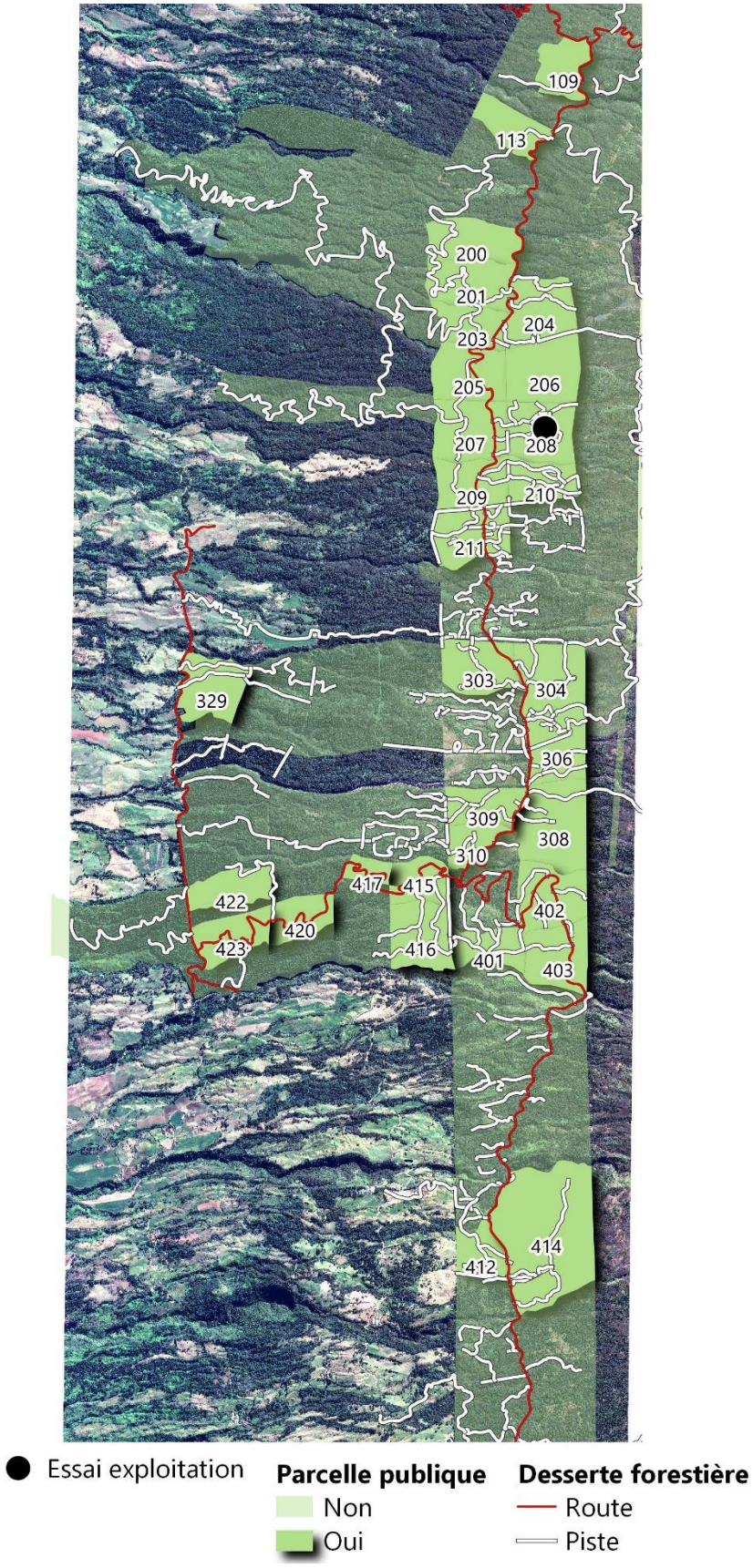
Annexe 2. Caractéristiques des images satellitaires disponibles sur la zone d'étude, 2020

Capteur	Résolution	Nb de bandes	Date d'acquisition
Sentinel-2B	HRS	13	MAI 2020
Sentinel-2B	HRS	13	OCTOBRE 2020
Landsat-8	HRS	11	MAI 2020
Landsat-8	HRS	11	OCTOBRE 2020
Spot-6	THRS	5	MAI 2020
Spot-6	THRS	5	OCTOBRE 2020
Pleiades 1A	THRS	5	MAI 2020

Référence	Nom de la bande	Résolution spatiale (m)	Résolution spectrale (nm)
Sentinel 2B			
B1	Coastal and aerosol	60	443-453
B2	Blue	10	490-510
B3	Green	10	560-590
B4	Red	10	650-680
B5	Red edge1	20	697-713
B6	Red edge1	20	740-760
B7	Red edge1	20	773-793
B8	Near infrared (NIR)	10	883-899
B8a	Narrow NIR	20	855-875
B9	Water Vapor	60	935-955
B10	Sort Wave Infrared (SWIR) Cirrus	60	1375-1405
B11	SWIR 2	20	1610-1640
B12	SWIR 3	20	2190-2310
Landsat-8			
B1	Blue	30	430-450
B2	Green	30	450-510
B3	Red	30	530-590
B4	NIR	30	640-670
B5	SWIR	30	850-880
B6	Thermal Infrared (TIRS)	30	1570-1650
B7	SWIR2	30	2110-2290
B8	Panchromatic	15	500-680
B9	Cirrus	30	1360-1380
B10	TIRS2	100	10600-11190
B11	TIRS3	100	11500-12510
Spot 6			
B1	Panchromatic	1.5	450-745
B2	Blue	6	450-520
B3	Green	6	530-590
B4	Red	6	625-695

B5	Nearinfrared	6	760-890
Pléiades 1A			
B1	Panchromatic	0.5	470-830
B2	Blue	2	430-550
B3	Green	2	500-620
B4	Red	2	590-710
B5	Nearinfrared	2	740-940

Annexe 3. Carte des parcelles visitées



Annexe 4. Classes de la base de données d'entrainement

TYPE D'OCCUPATION DU SOL	CARACTERISTIQUES PRINCIPALES	DENOMINATION
Fourré	Différentes espèces végétales non arborées	Herb
Sol nu	Pâturage ; espace agricole	Soil
Route	Surface imperméabilisée	Road
Ombre/Ravine		Sha
Cryptomeria japonica	Forte densité ; forêts homogènes	CrJ
Acacia heterophylla – type 1	Forte densité ; plantations matures ou forêts naturelles	*AcH*-1
Acacia heterophylla – type 2	Faible densité ; plantations récentes	*AcH*-2
Acacia mearnsii – type 1	Troncs couchés, tendance horizontale ; accès et déplacement difficile	*AcM*-1
Acacia mearnsii – type 2	Troncs droits, perpendiculaires au sol ; facilitée de déplacement	*AcM*-2

Annexe 5. Outils et techniques de télédétection utilisés pour localiser les principaux peuplements forestiers

TECHNIQUE	OUTIL	LIBRAIRIE/APPLICATION	COMMENTAIRE
Pansharpening	Orfeo ToolBox	Pansharpening	
Segmentation	Chaine de traitement		Tuilage de la zone d'étude puis segmentation sur chaque tuile générée
Calcul des indices radiométriques	Orfeo ToolBox	RadiometricIndices	
Calcul des indices de texture	Orfeo ToolBox	HaralickTextureExtraction	
Partition des données d'apprentissage et de validation	RStudio	Caret	
Classification	RStudio	Caret rgdal randomForest raster sp	
Post-classification	QGIS	Calculatrice de champ	

Annexe 6. Note de synthèse pour le déploiement d'une classification orientée objet.

1. Zone d'étude et données

ZONE D'ETUDE	COMMENTAIRE
Superficie et régimes forestiers	1 093 ha soit ¼ de la zone d'étude dont : 693 ha gérés par l'ONF 6 ha gérés par le Parc National 364 ha localisés dans le privé
Principaux peuplements forestiers	Tamarin Cryptoméria Acacia Différentes essences de fourrés D'autres peuplements forestiers

DONNEE	COMMENTAIRE
Image satellitaire	Pléiades 1A captée en mai 2020.
Données-terrain	Coordonnées GPS des principaux peuplements forestiers (relevés faits en octobre 2020 et février 2021)
Données de référence pour évaluation de la classification	Référentiel de végétation de l'ONF

2. Méthode

Base de données d'apprentissage

CLASSE	MODE DE RELEVE	NOMBRE DE PIXEL
Fourré	PI	77 044
Sol nu	PI	55 350
Route	PI	4 084
Ombre	PI	1 344
Cryptoméria	Terrain + PI	60 493
Tamarin mature	Terrain + PI	84 905
Tamarin non mature	Terrain + PI	43 632
Acacia mature	Terrain + PI	24 825
Acacia non mature	Terrain + PI	53 466

METHODE	APPLICATION
Segmentation	Série 1 - Echelle = 100 - Homogénéité spatiale = 0,5 - Homogénéité spectrale = 0,5 Série 2 - Echelle = 50 - Homogénéité spatiale = 0,9 - Homogénéité spectrale = 0,2
Extraction d'indices de végétation	NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index* NDWI2 – *Normalized Difference Water Index*

	SAVI – *Soil Adjusted Vegetation Index* RGV – *Red Green Vegetation* RVI – *Ratio Vegetation Index*
Extraction des indices de texture	Energy Entropy Correlation Contrast Inverse Difference Moment Cluster Shade Cluster prominence Haralick Correlation
Statistiques zonales	Moyenne Variance
Algorithme de classification	Random Forest
Evaluation du modèle de classification	- L'exactitude globale (*overall accuracy*) - L'indice kappa de Cohen - Le rappel d'une classe (*producer accuracy*) - La précision d'une classe (*user accuracy*)
Post-traitements	Lissage par classe majoritaire (rayon de 12 m autour du pixel)
Comparaison des résultats	Référentiel de végétation de l'ONF

3. Résultats

Performance globale

	COO_1	COO_2	COP
OA	85%	87%	88%
KAPPA	0.82	0.84	0.85

Performance de la COP

	FOURRES	SOL NU	ROUTE	OMBRE	CRYPTO	TAMARIN MATURE	TAMARIN NON MATURE	ACACIA MATURE	ACACIA NON MATURE
UA	0,994	0,995	0,996	0,969	0,794	0,800	0,893	0,809	0,828
PA	0,993	0,996	0,990	0,978	0,861	0,926	0,822	0,529	0,761

Performance de la COO_1

	FOURRÉS	SOL NU	ROUTE	OMBRE	CRYPTO	TAMARIN MATURE	TAMARIN NON MATURE	ACACIA MATURE	ACACIA NON MATURE
UA	1,00	0,59	0,99	0,98	0,93	0,78	0,69	0,49	0,90
PA	1,00	0,99	0,98	0,92	0,97	0,90	0,93	0,32	0,70

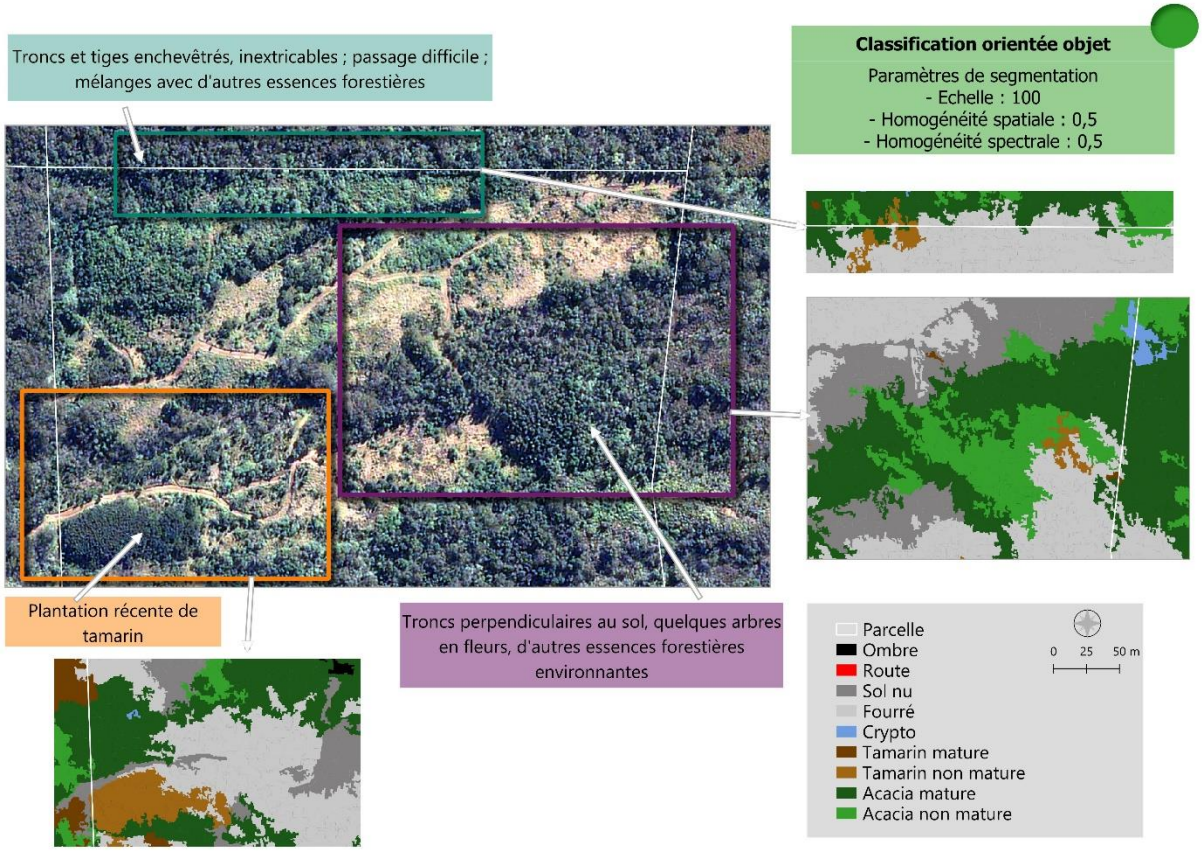
Performance de la COO_2

	FOURRES	SOL NU	ROUTE	OMBRE	CRYPTO	TAMARIN MATURE	TAMARIN NON MATURE	ACACIA MATURE	ACACIA NON MATURE
UA	0,99	0,00	0,74	1,00	1,00	0,90	0,73	0,45	0,97
PA	1,00	0,00	1,00	0,82	0,94	0,96	0,99	0,66	0,72

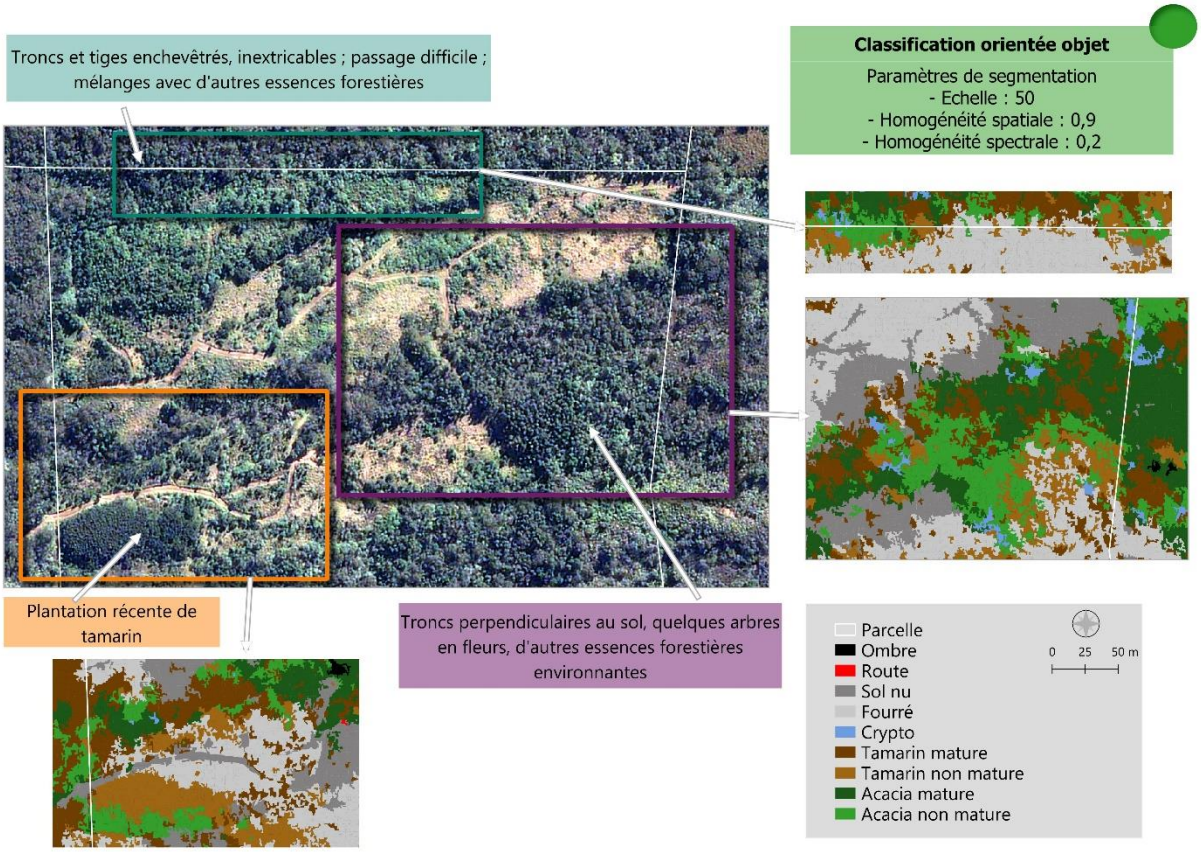
Validation visuelle de la cartographie

Globalement : Cartographies satisfaisantes. Plus de nuances apportées par les classifications.

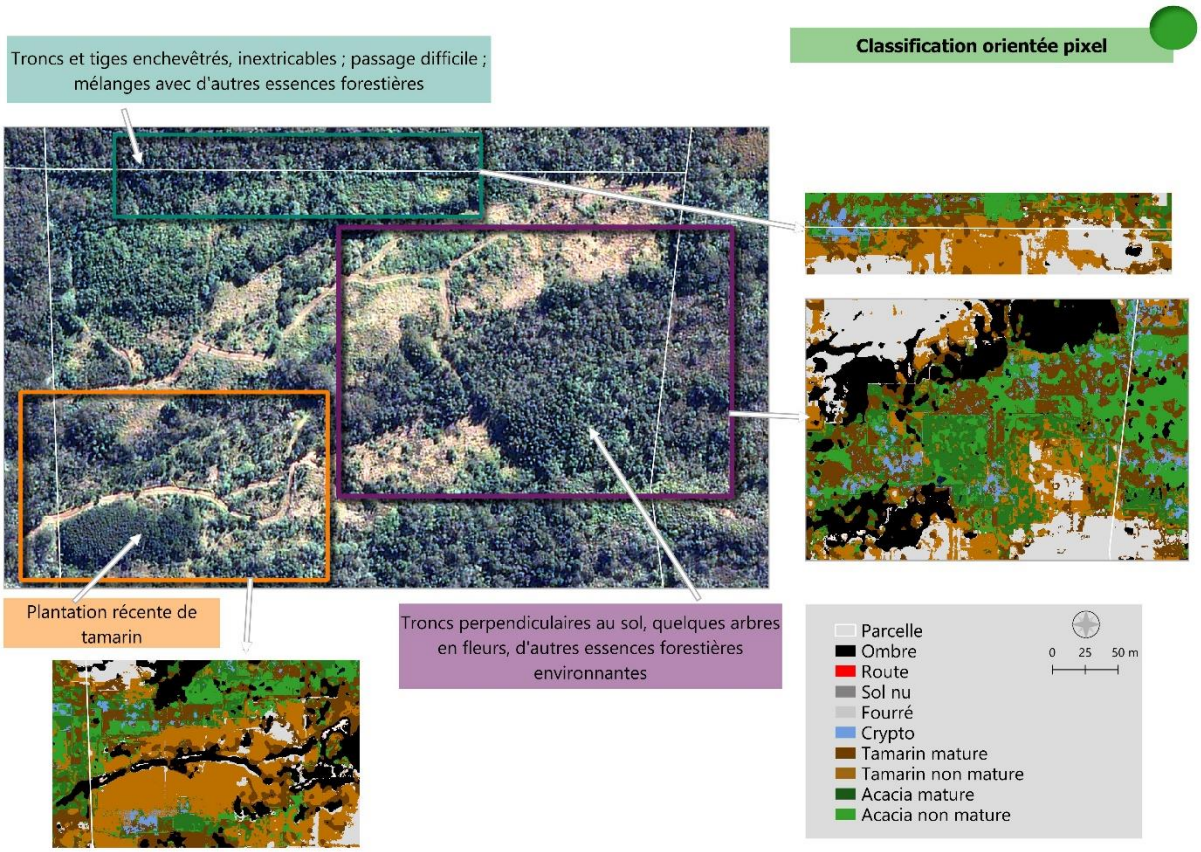
COO_1 : Met bien en évidence la classe AcM-2. Plus de difficultés à faire ressortir les mélanges avec le Tamarin. Beaucoup de confusions entre les fourrés et les arbres individuels. D'autres confusions entre essences possibles



COO_2 : Met bien en évidence les mélanges entre les différents peuplements forestiers, les arbres individuels ; des zones d'ombre plus apparentes ; peu de confusions entre les fourrés et les arbres individuels ; des confusions entre essences possibles



COP : Beaucoup de confusions entre les peuplements



Conclusion

	COO_1	COO_2	COP
AVANTAGES	Groupement des pixels par objets	Groupement des pixels par objets	Taille du pixel, très haute résolution spatiale
INCONVENIENTS	Difficulté à mettre en évidence les mélanges entre les peuplements forestiers (essences ou structures)		Bruit et confusions

SYNTHSESE

Les paramètres de la COO_2 ont permis d'identifier des objets suffisamment petits et homogènes pour obtenir un modèle de classification performant au niveau statistique. Sur le plan cartographique, des confusions sont possibles en raison de la proximité des signatures spectrales des différentes classes (et notamment des classes végétales), mais la segmentation permet de soulever plus de variabilité spectrale entre les classes, et de mieux faire ressortir les mélanges entre les peuplements forestiers, et les limites entre les zones de peuplements forestiers homogènes → Proposition du déploiement de la COO_2 à l'échelle de la zone d'étude

Annexe 7. Indices radiométriques

Les indices radiométriques font le lien entre les caractéristiques d'une surface et les mesures radiométriques des bandes spectrales. Ils résultent de la combinaison de bandes multispectrales. Les écarts observés traduisent ainsi des différences de propriétés optiques de la surface (Bannari *et al.*, 1996). Pour atteindre les objectifs posés par cette thèse, nous avons donc extrait une série d'indices de végétation, prenant uniquement en compte l'état du couvert végétal ou également des facteurs tels que l'influence du sol et de l'eau.

Indices prenant uniquement en compte l'état du couvert végétal

L'indice de végétation par différence normalisé (NDVI) est un indice couramment utilisé en télédétection. Développé dans les années 1970, cet indice utilise les réflectances des bandes spectrales rouge et proche infra-rouge pour mesurer la densité de la couverture végétale selon une valeur comprise entre -1 et 1 (Tucker, 1979). Le calcul se base sur des valeurs de réflectances normalisées de façon à tenir compte des différences entre les conditions d'acquisition des images (différences de capteurs, éclairage, géométrie de la vue).

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$$

L'indice de végétation par quotient (Kishore *et al.*, 2020) est également utilisé de façon courante pour caractériser la densité de la couverture végétale (Kriegler *et al.*, 1969 ; Pearson et Miller, 1972). A la différence de l'indice NDVI, le RVI s'appuie cependant sur la réflectance moyenne du rouge et du proche infrarouge. A la différence du NDVI, ce n'est pas un indice normalisé. Il est donc sensible au sol et aux conditions atmosphériques et s'avère par conséquent plus performant pour mettre en exergue les couverts végétaux denses que les couverts peu denses (Jackson, 1983 ; Baret et Guyot, 1991).

$$RVI = \frac{PIR}{R}$$

Indice prenant en compte le stress hydrique

L'indice d'eau par différence normalisé (NDWI-2) est un indice de végétation utilisé pour détecter la présence d'eau dans le couvert végétal (Hardisky *et al.*, 1983 ; McFeeters, 1996).

Initialement développé pour détecter les masses d'eau, cet indice s'avère efficace pour mettre en exergue la réflectance de l'eau dans la bande spectrale verte. Il s'applique ainsi aussi bien à la détection des bassins hydrologiques, qu'à la détection des zones humides et au suivi de l'état hydrique de la couverture végétale.

$$NDWI2 = \frac{V - PIR}{V + PIR}$$

L'indice du ratio simple rouge-vert (RGR) est l'expression du ratio entre la réflectance moyenne du rouge et la réflectance moyenne du vert. A la différence des indices de végétation précédemment cités, il traduit à la fois la capacité du couvert végétal à utiliser la lumière et sa teneur en eau. Cela permet en outre de caractériser le stade de développement et la pigmentation du couvert végétal (Gamon et Surfus, 1999).

$$RGR = \frac{R}{V}$$

Indice prenant en compte l'influence du sol

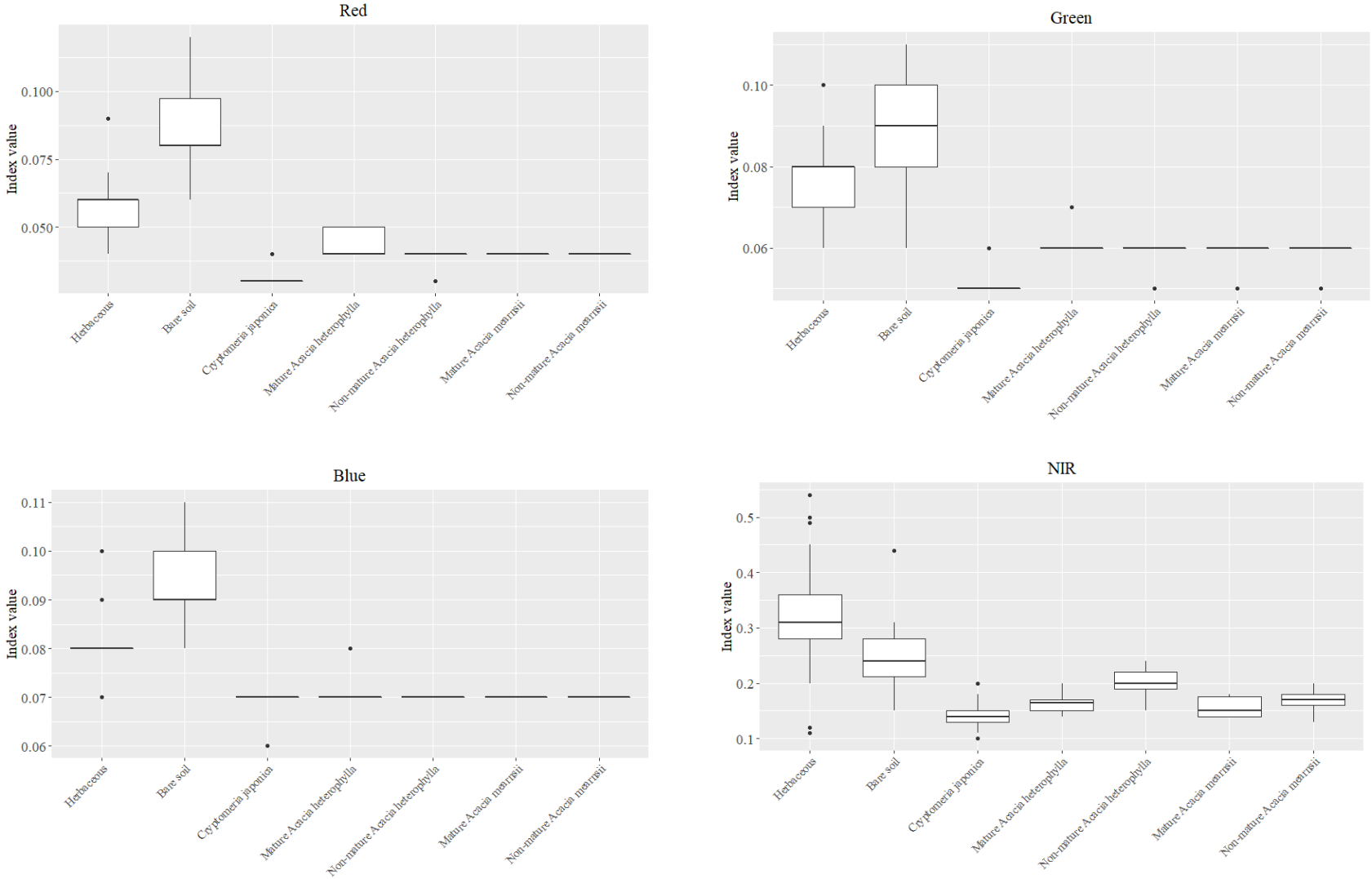
L'indice de végétation ajusté pour le sol (SAVI) est un indice utilisé pour caractériser la couverture végétale en tenant compte de la réflectance du sol dans les bandes rouge et proche infrarouge et de l'influence des rayons absorbés ou réfléchis par le sol sur l'énergie atteignant la couverture végétale (Huete, 1988). Le paramètre L, exprime ainsi un facteur d'ajustement entre les paramètres du sol et de la végétation. Il peut caractériser une très forte influence du sol par rapport à la végétation ou au contraire une très faible influence due à la densité de la canopée. C'est donc un indice qui peut contribuer à discriminer les gisements localisés dans les milieux forestiers moins denses ou les zones agricoles.

$$SAVI = \frac{PIR - R}{PIR + R} * 1 + L$$

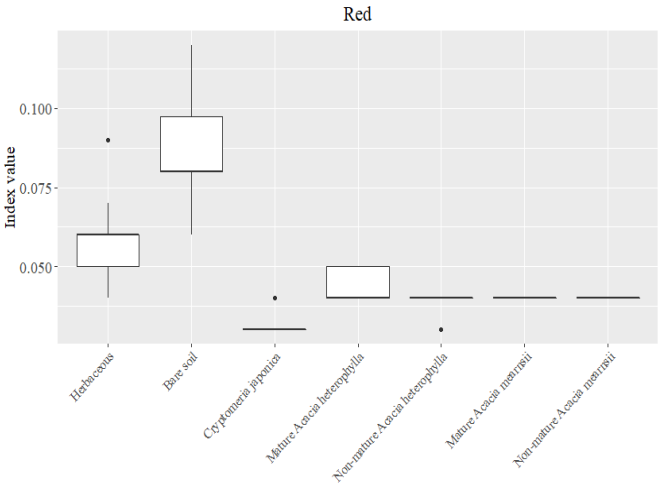
Annexe 8. Indices simples de texture

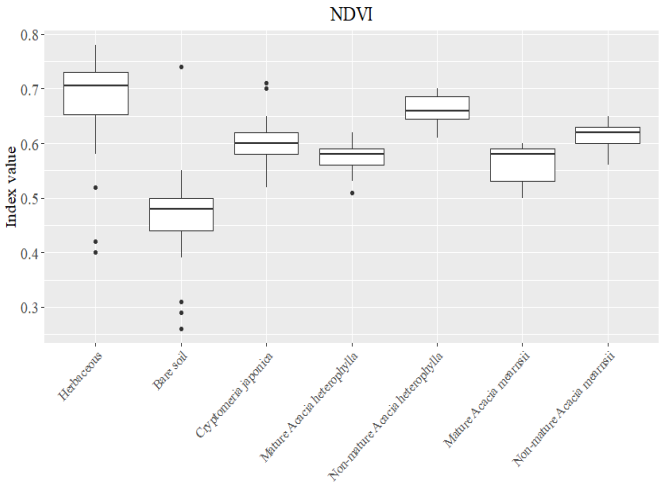
INDICE	EQUATION
Energie (f_1)	$f_1 = \sum_{i,j} g(i,j)^2$ où $i,j = index\ de\ la\ matrice\ de\ co-occurence\ des\ pixels$ et $g(i,j) = fréquence$
Entropie (f_2)	$f_2 = -\sum_{i,j} g(i,j) log_2 g(i,j)$ où $i,j = index\ de\ la\ matrice\ de\ co-occurence\ des\ pixels$ et $g(i,j) = fréquence$
Corrélation (f_3)	$f_3 = \sum_{i,j} \frac{(i-\mu)(j-\mu)g(i,j)}{\theta^2}$ où $i,j = index\ de\ la\ matrice\ de\ co-occurence\ des\ pixels$ et $g(i,j) = fréquence$
Inverse Difference Moment ou homogénéité (f_4)	$f_4 = \sum_{i,j} \frac{1}{1+(i-j)^2}\ g(i,j)$ où $i,j = index\ de\ la\ matrice\ de\ co-occurence\ des\ pixels$ et $g(i,j) = fréquence$
Inertie ou Contraste (f_5)	$f_5 = \sum_{i,j} (i,j)^2 g(i,j)$ où $i,j = index\ de\ la\ matrice\ de\ co-occurence\ des\ pixels$ et $g(i,j) = fréquence$
Cluster shade (f_6)	$f_6 = \sum_{i,j} \big((i-\mu)+(j-\mu)\big)^3 g(i,j)$ où $i,j = index\ de\ la\ matrice\ de\ co-occurence\ des\ pixels$ et $g(i,j) = fréquence$
Cluster prominence (f_7)	$f_7 = \sum_{i,j} \big((i-\mu)+(j-\mu)\big)^4 g(i,j)$ où $i,j = index\ de\ la\ matrice\ de\ co-occurence\ des\ pixels$ et $g(i,j) = fréquence$
Corrélation d'Haralick (f_8)	$f_8 = \sum_{i,j} \frac{(i,j)^2 g(i,j) - \mu_{t^2}}{\theta_{t^2}}\ g(i,j)$ où $i,j = index\ de\ la\ matrice\ de\ co-occurence\ des\ pixels$ $g(i,j) = fréquence$ $\mu_t = moyenne$ $\theta_t = écart-type$

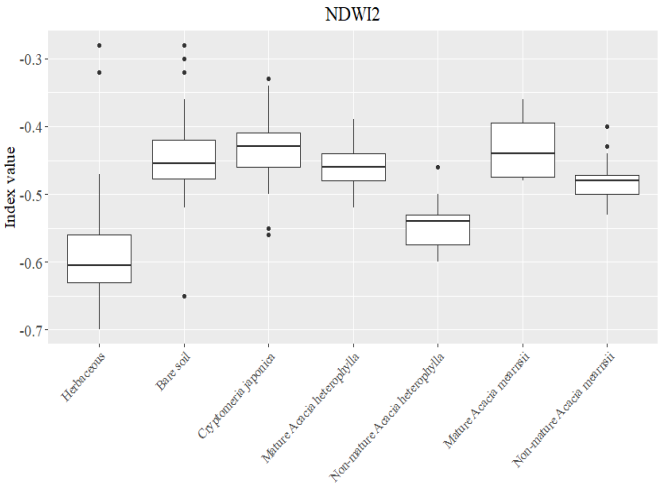
Annexe 9. Réponse spectrale des 7 classes dans les bandes RVB

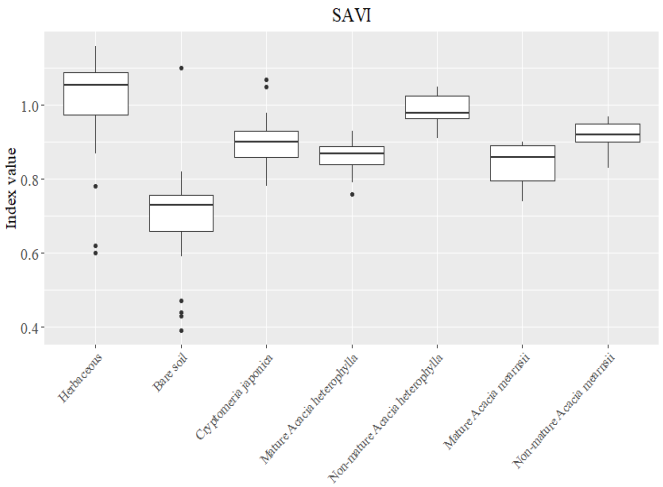


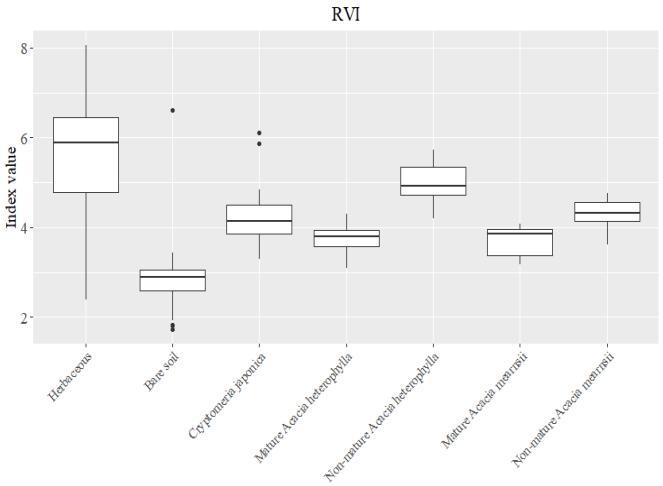
Annexe 10. Valeurs des indices de végétation et de texture pour les 7 classes

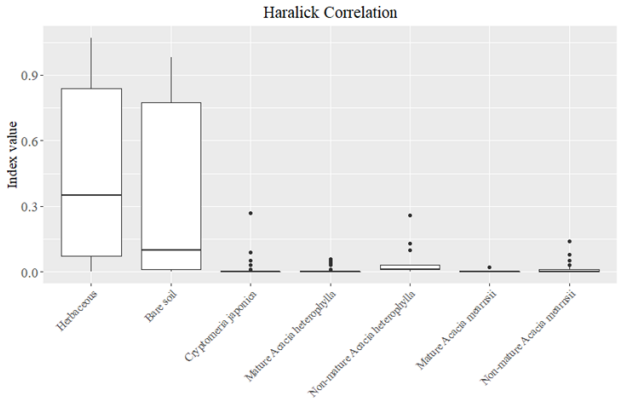


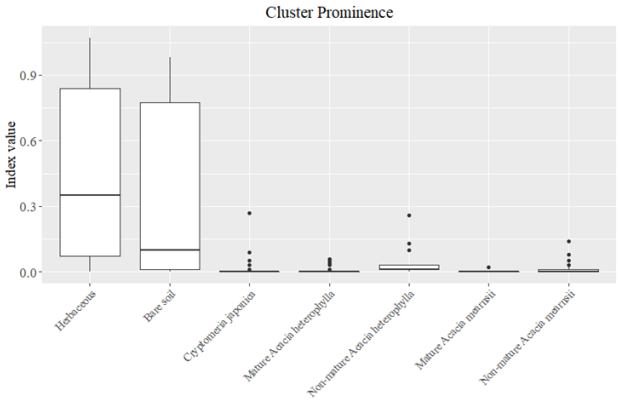


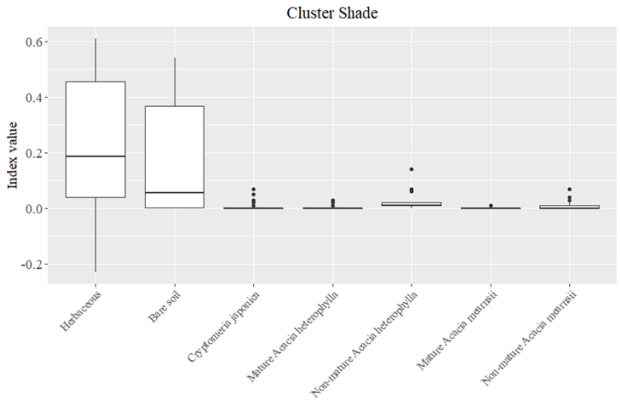


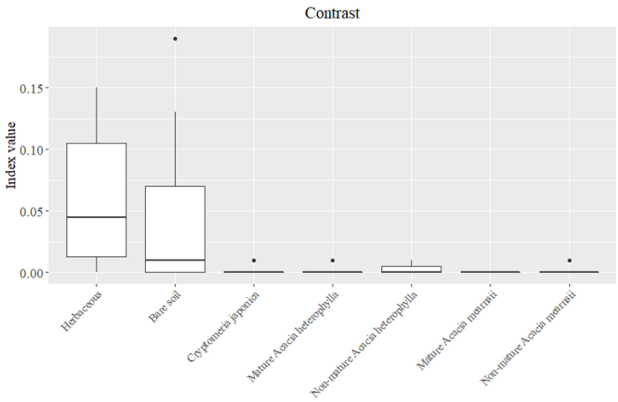


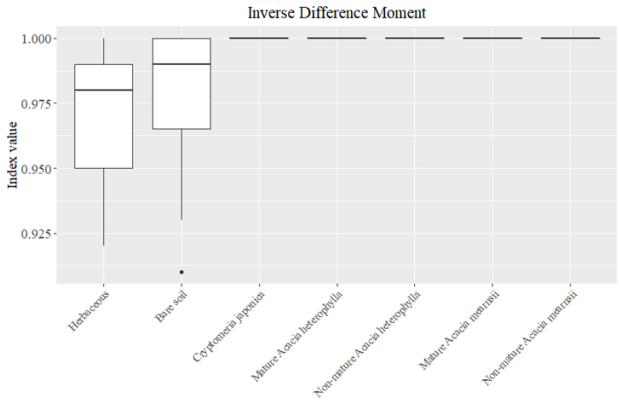


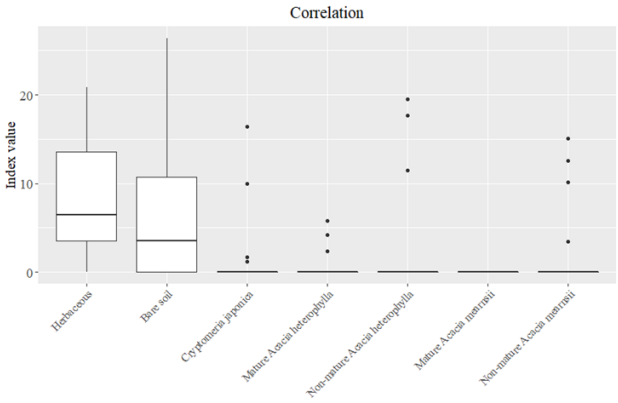

Haralick Correlation
Index value
0.9
0.6
0.3
0.0
Herbaceous
Bare soil
Cryptomeria japonica
Mature Acacia heterophylla
Non-mature Acacia heterophylla
Mature Acacia mearnsii
Non-mature Acacia mearnsii

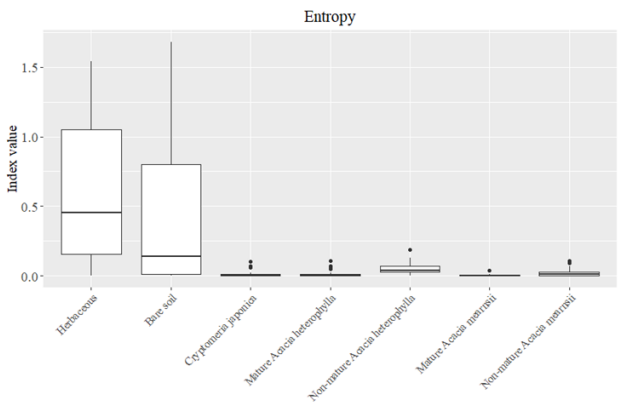

Cluster Prominence
Index value
0.9
0.6
0.3
0.0
Herbaceous
Bare soil
Cryptomeria japonica
Mature Acacia heterophylla
Non-mature Acacia heterophylla
Mature Acacia mearnsii
Non-mature Acacia mearnsii

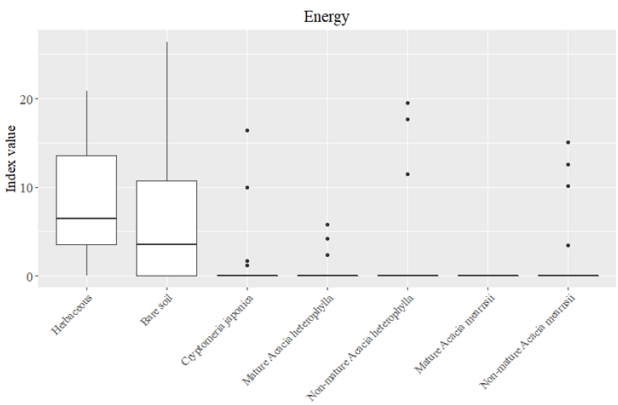

Cluster Shade
Index value
0.6
0.4
0.2
0.0
-0.2
Herbaceous
Bare soil
Cryptomeria japonica
Mature Acacia heterophylla
Non-mature Acacia heterophylla
Mature Acacia mearnsii
Non-mature Acacia mearnsii


Contrast
Index value
0.15
0.10
0.05
0.00
Herbaceous
Bare soil
Cryptomeria japonica
Mature Acacia heterophylla
Non-mature Acacia heterophylla
Mature Acacia mearnsii
Non-mature Acacia mearnsii


Inverse Difference Moment
Index value
1.000
0.975
0.950
0.925
Herbaceous
Bare soil
Cryptomeria japonica
Mature Acacia heterophylla
Non-mature Acacia heterophylla
Mature Acacia mearnsii
Non-mature Acacia mearnsii


Correlation
Index value
20
10
0
Herbaceous
Bare soil
Cryptomeria japonica
Mature Acacia heterophylla
Non-mature Acacia heterophylla
Mature Acacia mearnsii
Non-mature Acacia mearnsii


Entropy
Index value
1.5
1.0
0.5
0.0
Herbaceous
Bare soil
Cryptomeria japonica
Mature Acacia heterophylla
Non-mature Acacia heterophylla
Mature Acacia mearnsii
Non-mature Acacia mearnsii


Energy
Index value
20
10
0
Herbaceous
Bare soil
Cryptomeria japonica
Mature Acacia heterophylla
Non-mature Acacia heterophylla
Mature Acacia mearnsii
Non-mature Acacia mearnsii

Annexe 11. Comparaison aux données de références

Nous avons choisi de comparer la cartographie obtenue avec le référentiel de végétation de l'ONF car ce dernier est produit à partir des inventaires réalisés sur le terrain par les agents forestiers. Notre méthode a consisté à (i) établir une grille de concordance des nomenclatures des occupations du sol, en rassemblant les occupations du sol non végétales d'un côté, et, les occupations du sol végétales d'un autre côté, (ii) calculer les surfaces occupées par chaque classe dans le domaine public uniquement, car dans le domaine privé, les données cartographiées par l'ONF sont issues de sources différentes et peu documentées.

OCCUPATION DU SOL	CLASSIFICATION	REFERENTIEL DE VEGETATION
NON VEGETAL	Ombre	Ravine
	Route	Route
		Aire d'accueil du public
		Aménagements divers
		Ancien parefeu
		Batiment
	Sol nu	Culture de canne à sucre
		Autres cultures
		Pelouses altimontaines
		Pelouses amendées
		Pelouses secondaires
	Fourré	Branle Vert
		Ajonc d'Europe
		Fougère aigle
		Fourré secondaire hétérogène
		Fourré secondaire hétérogène humide de basse et moyenne altitude
		Fourré secondaire hétérogène semi-sec
VEGETAL	Cryptoméria	Cryptoméria planté
		Mélange Acacia
	Tamarin mature Tamarin non mature	Tamarin cultivé
		Tamarin mono-dominant
		Tamarin incendié
		Forêt de Tamarin
		Mélange Acacia
		Mélange bois de couleur
		Mélange Branle vert
	Acacia mature Acacia non mature	Forêt d'Acacia
	Autre	Eucalyptus planté
		Forêt reconstituée
		Forêt plantée de mélanges de bois de couleur
		Forêt semi sèche
		Forêt hétérogène

Grille de correspondance des nomenclatures (classifications vs autres méthodes)

Annexe 12. Description et analyse des confusions par secteur

Secteur 1 : Forêts de Tamarin et de bois de couleurs

L'absence d'Acacia est avérée par les forestiers mais la cartographie des incertitudes fournit différentes informations qui peuvent permettre de comprendre la classification. Ces peuplements se développent réellement dans ce secteur où le Cryptoméria forme un petit patch entouré de Tamarin. Les confusions avec ces classes peuvent donc s'expliquer par la présence de groupes de pixels dont les signatures spectrales se rapprochent aussi bien de ces classes forestières que de la classe AcM-2. Les confusions avec l'AcM-1 révèlent également la proximité des signatures spectrales des classes AcM-1 et AcM-2. Plutôt concentrées dans la zone forestière des bois de couleurs, on peut imaginer que ces classes désignent une autre classe forestière que celles identifiées.

Secteur 2 : Forêt de Cryptoméria et mélanges

Les classes d'AcM-2 sont notamment confondues avec le Cryptoméria. Les confusions peuvent s'expliquer concrètement par la hauteur des arbres et la présence de mélange. La classe AcM-2 caractérise des peuplements peu denses, dont la canopée est parfois ouverte et les arbres mesurent jusqu'à 15 m de hauteur. A l'inverse le Cryptoméria représente une essence forestière dont les arbres peuvent atteindre jusqu'à 25 m de hauteur et forment des peuplements assez homogènes. Les confusions entre les classes AcM-2 et Crypto signifient donc à la fois la présence de groupes de pixels dont les caractéristiques tendent vers l'une ou l'autre classe ; et aussi la proximité effective de peuplements de Cryptoméria.

Dans ce secteur, la classe AcM-1 est présente en très faible quantité et représente des patchs de petite taille particulièrement proche du secteur 3. La répartition des objets classés AcM-2 est inversée. La Figure 21.C illustre des peuplements plus grands et homogènes, présents aussi bien au cœur des peuplements de Cryptoméria qu'en frontière de leur secteur.

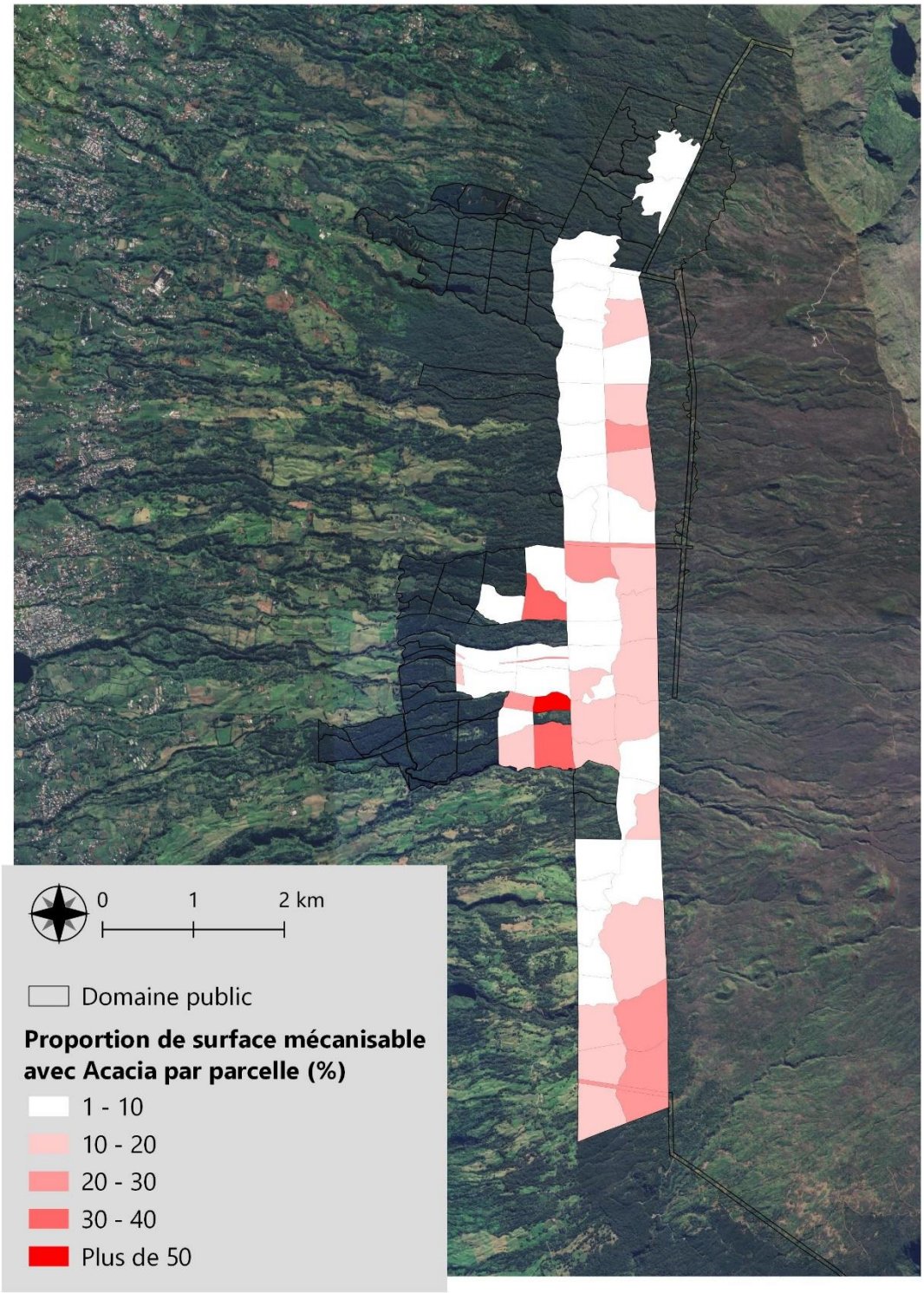
Secteur 3 : Forêts d'Acacia et mélanges

Dans le secteur 3, la classe AcM-2 est notamment confondue avec d'autres classes forestières que la classe AcM-1. Les confusions avec l'AcM-1 ont tendance à se localiser dans le nord du secteur et à proximité du Parc National et regroupent des objets de petite taille et très dispersés. Les confusions avec d'autres classes forestières, en revanche sont plus denses.

Domaine privé

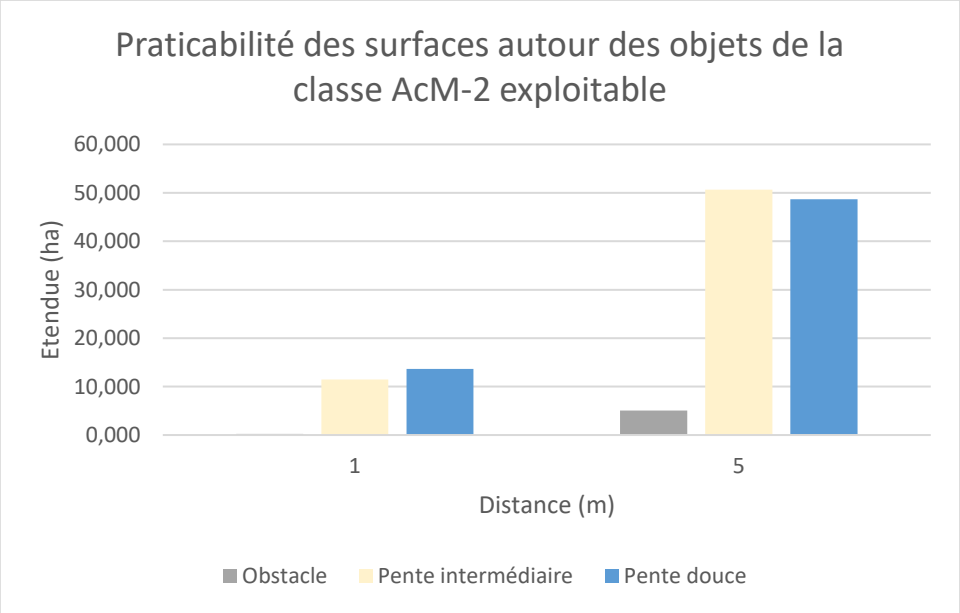
Dans le domaine privé, les objets classés AcM-2 sont notamment confondus avec les classes AcM-1, AcH-1 et 2, et Crypto. Les patchs ont une taille très variable et apparaissent plus petits et éparpillés en aval de la zone privée. En revanche, l'amont de cette zone contient davantage de patchs de grande taille, faisant ressortir la présence probable de plusieurs classes forestières et de mélanges entre ces classes. Les objets classés AcM-1 et AcM-2 forment des patchs de grande taille et assez homogènes à proximité des limites du domaine public. Dans le reste du secteur privé, à l'inverse, ces patchs sont plus petits et dispersés autour des espaces agricoles.

Annexe 13.Proportion de surfaces mécanisables (avec AcM-2) par parcelle



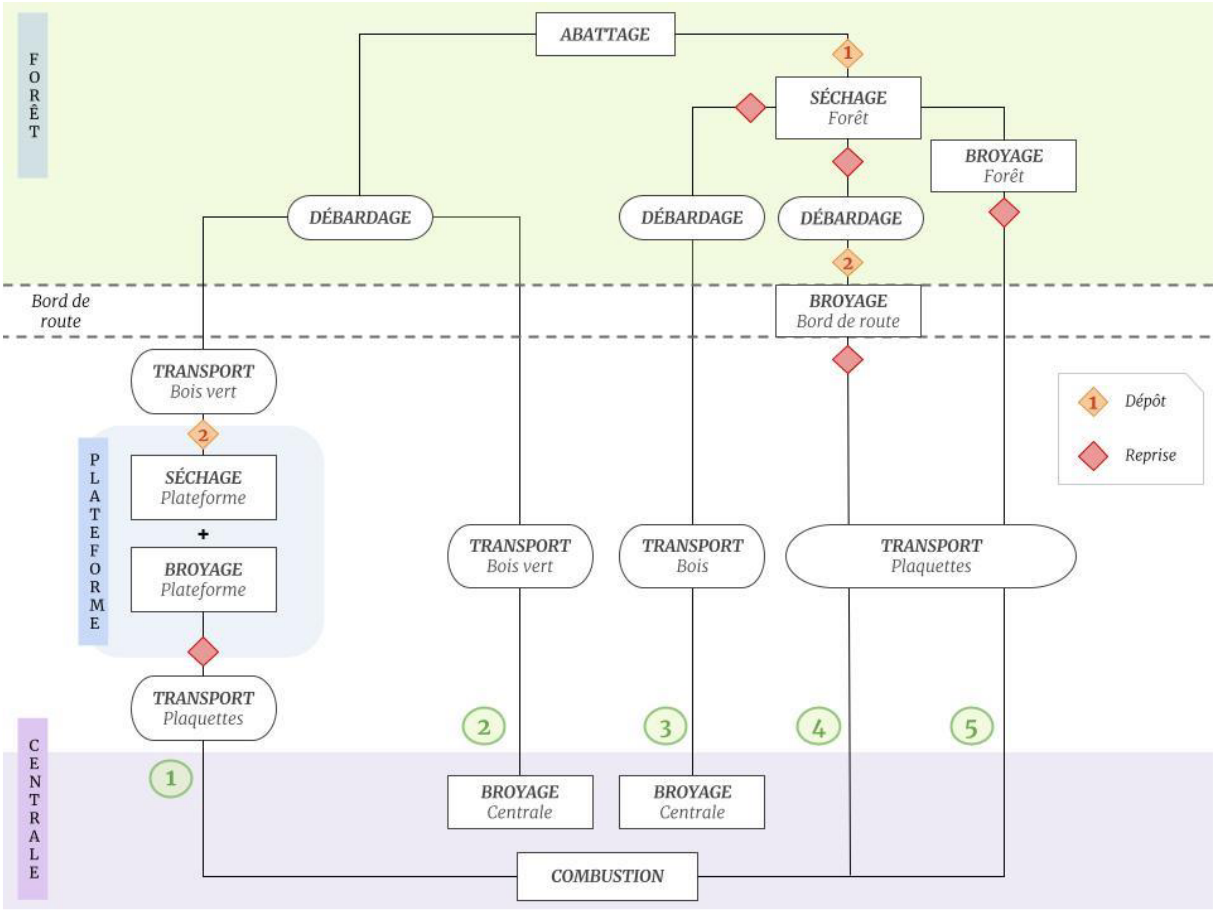
Annexe 14. Analyse de proximité des surfaces AcM-2 aux surfaces exploitables AcM-2

Nous avons généré deux buffers de 1 et 5 m autour des surfaces exploitables AcM-2 avant de caractériser les surfaces identifiées. Le graphique ci-dessous permet d'estimer la couverture spatiale des différentes occupations de l'AcM-2 dans ces zones tampons. La taille totale de ces occupations augmente logiquement en fonction de la taille de la zone tampon. Dans un rayon de 1 m, les obstacles sont inexistants et la principale limite est représenté par la présence de pente intermédiaire. Dans un rayon de 5 m, l'évaluation met en évidence une faible présence d'obstacles et une présence significative de pentes intermédiaires.



L'étude de ce cas met en avant la difficile conjugaison d'une vision terrain et informatique de l'exploitation. Si la géomatique facilite l'identification des surfaces exploitables, elle doit aussi tenir compte de considérations plus pragmatiques et propres à l'expérience du terrain pour assurer des évaluations précises et réalistes.

Annexe 15. Itinéraire technique d'exploitation



Explication des scénarios simplifiés (Veyssiere, 2022)

Le scénario 1 a pour particularité d'inclure une partie de la chaine de production sur plateforme. Cela permet un séchage plus efficace qu'en forêt et donc d'obtenir des produits avec un PCI plus élevé. De plus, la plateforme permet un stockage tampon du bois avant son acheminement à la centrale. Cependant, cette option génère un coût foncier supplémentaire difficilement rentabilisable (surcoût de 10 à 20€/t). Pour diminuer ce surcoût, on peut imaginer l'utilisation de plateformes conjointes avec les opérations de traitement des produits d'élagages (des investissements sont également à prévoir pour des plateformes pour le traitement de ces produits).

Le choix stratégique de l'emplacement de la plateforme est crucial. Il est plus cohérent de la placer dans les Bas et à proximité de la centrale afin de faciliter la reprise du transport depuis la plateforme jusqu'à cette-dernière. Il semble très contraignant de placer une plateforme à mi-hauteur, qui serait alors difficilement accessible aux camions FMA notamment. Une plateforme à Etang-Salé est envisagée.

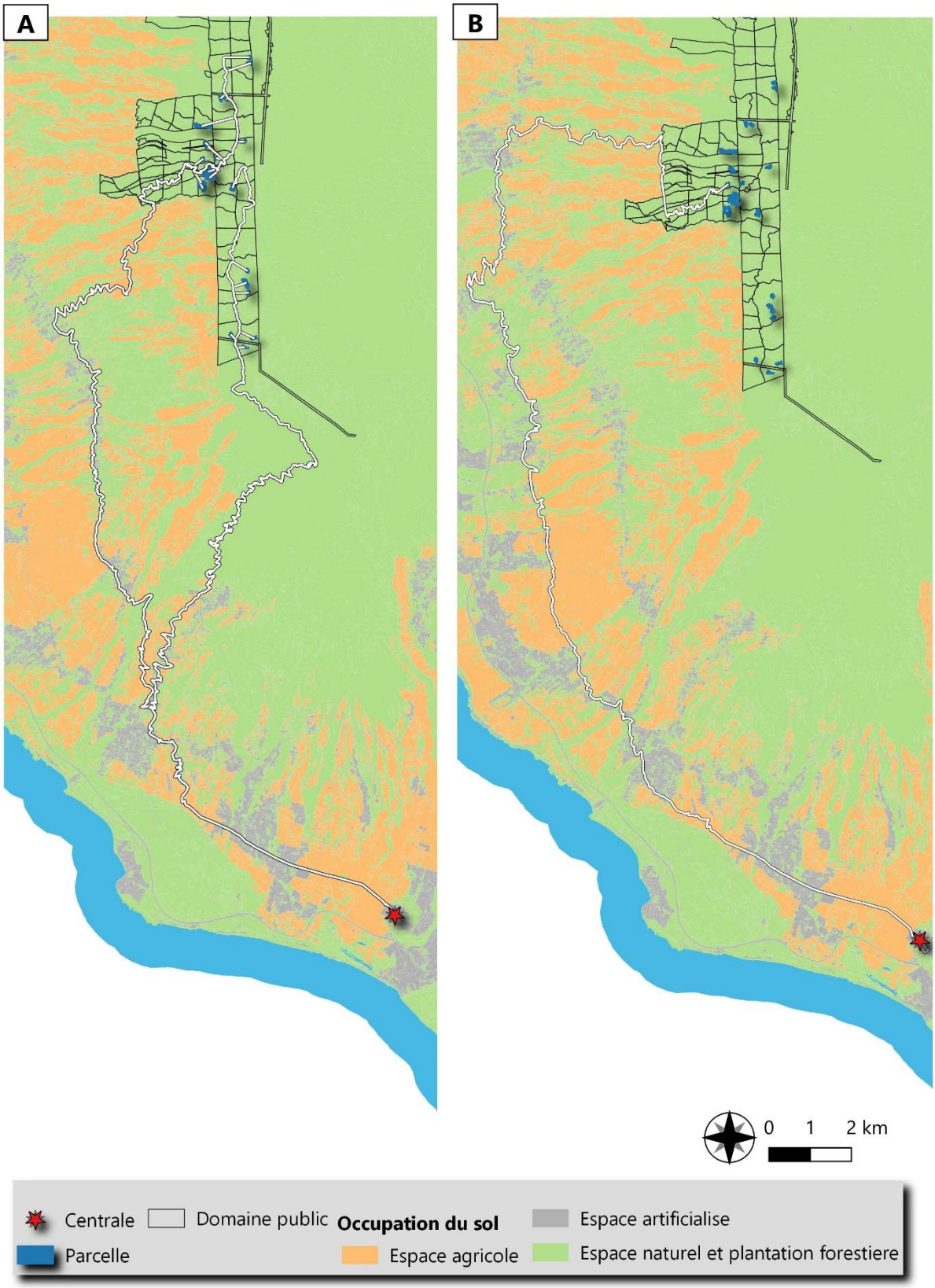
Le scénario 2 est à éviter. On peut toutefois y avoir recours s'il est impossible de laisser les bois sécher sur la coupe et en cas d'indisponibilité du broyeur mobile. Les produits issus de ce scénario n'auront pas été réessuyés et auront un PCI faible, peu propice à leur utilisation en bois energie par la centrale. De plus, le transport de produits foisonnants est plus coûteux que des plaquettes.

Le scénario 3 prévoit un séchage en forêt ce qui est moins coûteux qu'un séchage sur plateforme, mais moins contrôlé. Le broyage se fait directement à la centrale. Ce scénario peut être mis en place en cas d'indisponibilité du broyeur mobile ou s'il est impossible de déplacer le broyeur jusque sur la parcelle pour des raisons d'accessibilité. Pour le transport de bois foisonnant le problème est le même que pour le scénario 2.

Le scénario 4 est très similaire au scénario 4. L'unique différence est qu'au lieu d'être réalisé en forêt, le broyage se fait en bord de route. La logistique est plus complexe du fait de l'étroitesse de la route forestière et de son caractère touristique. La largeur des places de dépôt y est limitée et lors du broyage, la taille de la machine ainsi que les allers-retours des camions nécessitent de la fermer provisoirement. En effet, les plaquettes doivent être directement transportées jusqu'à la centrale dès leur sortie du broyeur.

Le scénario 5 est à privilégier lorsqu'il est possible d'acheminer le broyeur jusqu'à la parcelle. Le séchage et le broyage se faisant en forêt il n'y a pas de coût foncier supplémentaire. De plus, le transport de plaquettes est moins coûteux que le transport de bois foisonnant jusqu'à la centrale.

Annexe 16. Exemples de sorties en appliquant un filtre sur la largeur (carte A) ou la sinuosité carte B) des tronçons



Annexe 17. Données environnementales acquises et adaptées pour les simulations

Les facteurs d'émissions relevés dans la BD EcoInvent

	OPERATION	MODE	FACTEUR D'EMISSION	UNITE	SOURCE
DONNEES	Coupe manuelle	Tronçonneuse	11	$kgCO_2$-eq/h	Ecoinvent
	Coupe mécanisée	Abatteuse	58,6	$kgCO_2$-eq/h	Ecoinvent
	Broyage	Broyeur mobile	274	$kgCO_2$-eq/h	Ecoinvent
	Chargement	Mécanique	54,2	$kgCO_2$-eq/h	ecoinvent v3, version cut-off
	Débardage	Tracteur benne	*0,358*	$kgCO_2$-eq/t.km	ecoinvent
	Transport	Camion benne	*0,172*	$kgCO_2$-eq/t.km	ecoinvent v3, version cut-off

Les données associées à ces facteurs d'émissions

	MODE	DONNEE	EMISSION DE GES	UNITE	SOURCE
DONNEES	Coupe manuelle	Capacité	0,000756	h/kgMS	Ecoinvent, doc
	Coupe mécanisée	Capacité	0,0000259	h/kgMS	Ecoinvent, doc
	Broyage	Capacité	0,0000423	h/kgMS	Ecoinvent, doc
	Chargement	Capacité	0,0000331	h/kgMS	Ecoinvent, doc
	Débardage	Volume benne	16	m^3	Vignes, 2022
		Consommation	0,406	L/km	Ecoinvent, doc
		Densité	0,86	kg/L	Vignes, 2022
		Vitesse moyenne	18	km/h	Vignes, 2022
		Facteur d'émission	3,6	$kgCO_2$/kg	Vignes, 2022
	Transport	Volume benne	30	m^3	Vignes, 2022
		Consommation	0,35	L/km	Vignes, 2022
		Densité	0,86	kg/L	Vignes, 2022
		Vitesse moyenne	ND	km/h	Vignes, 2022
		Facteur d'émission	3,73	$kgCO_2$/kg	Vignes, 2022

*Les données renseignées dans la BD environnementale apparaissent en **rouge**.*

OPERATION	MODE	DONNEE	VALEUR	UNITE
Coupe manuelle	Tronçonneuse	Capacité	1,323	tMS/h
		Emission GES	8,316	$kgCO_2$-eq/tMS
Coupe mécanisée	Abatteuse	Capacité	38,610	tMS/h
		Emission GES	1,518	$kgCO_2$-eq/tMS
Broyage	Broyeur mobile	Capacité	23,641	tMS/h
		Emission GES	11,590	$kgCO_2$-eq/tMS
Chargement	Porteur	Capacité	30,211	tMS/h
		Emission GES	1,79402	$kgCO_2$-eq/tMS

Débardage	Tracteur benne	Consommation de carburant	0,019	kgdiesel/km
		Charge plaquette d'une benne	4,000	tMS
		Consommation unitaire de carburant	0,005	kgdiesel/km/tMS
		Emission GES	0,017	$kgCO_2$-eq/(tMS.km)
Transport	Camion benne	Consommation de carburant	0,301	kgdiesel/km
		Charge plaquette d'une benne	7,5	tMS
		Consommation unitaire de carburant	0,040	kgdiesel/km/tMS
		Emission GES	0,150	$kgCO_2$-eq/(tMS.km)

Annexe 18. Données de caractérisation du bois

CARACTERISTIQUES DU BOIS	UNITE	VALEUR
Gisement bois sur pied	tMS/ha	120
Masse volumique	tMS/m3	0,6
Masse volumique vrac	tMS/m3	0,25
Masse volumique vrac	tMS/m3	0,04
Teneur en humidité bois à l'abattage	% sur matière brute	50
Teneur en humidité plaquettes	% sur matière brute	30

Annexe 19. Calcul des émissions de GES associées aux opérations de transformation et de transport

Emissions de GES liées aux postes de transformation

Soit $GES_{tf}(i)$, les quantités de GES émises par les postes de transformation suivant l'itinéraire *i*. Les modes de transformation ciblent $Q_b$la quantité de matière sèche exploitable sur la parcelle. Ils fonctionnent avec un certain type de carburant et pendant un certain temps. Ces paramètres déterminent ainsi FE_{tf} le facteur d'émission de GES pour l'exploitation d'une tonne de matière sèche.

$$GES_{tf}(i) = FE_{tf} * Q_b$$

Emissions de GES liées aux postes de transport

Soit $GES_{tp}(i)$, les quantités de GES émises par les postes de transport suivant l'itinéraire *i.* Les modes de transport comportent une benne dont le volume est exprimé par V_{tp}. Chaque benne a une capacité de chargement de bois qui dépend de MV_b la masse volumique du bois. Pour chaque itinéraire, le mode de transport circule avec une benne vide à l'aller et chargée d'une quantité $Q_b$de matière sèche au retour. La distance est exprimée par D_{tp}^2. Tout au long de cet itinéraire, il consomme une certaine quantité de carburant exprimée par C_{tp}, lequel contient une certaine quantité de CO_2 équivalent notée FC_{tp}.

$$GES_{tp}(i) = \frac{FC_{tp} * C_{tp} * D_{tp}^2 * Q_b}{MV_b * V_{tp}}$$

Articles

Bley Dalouman, H., F. Broust, J. Prevost and A. Tran (2021). "Use of Very High Spatial Resolution Imagery for Mapping Wood Energy Potential from Tropical Managed Forest Stands, Reunion Island." The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **XLIII-B3-2021**: 189-194.

Bley Dalouman, H., F. Broust and A. Tran (2023). "Combining Remote Sensing and a Geographic Information System to Map and Assess the Accessibility of Invasive Alien Species Forest Stands: Case of Acacia mearnsii on Reunion Island." Forests **14**(10): 2030.

USE OF VERY HIGH SPATIAL RESOLUTION IMAGERY FOR MAPPING WOOD ENERGY POTENTIAL FROM TROPICAL MANAGED FOREST STANDS, REUNION ISLAND

H. Bley-Dalouman [1,2,3,4,*], F. Broust [1,2], J. Prevost [5], A. Tran [3,4]

[1] CIRAD, UPR BioWooEB, F-97743 Saint-Denis, Réunion, France
[2] BioWooEB, Univ Montpellier, CIRAD, Montpellier, France
[3] CIRAD, UMR TETIS, F-97490 Sainte-Clotilde, Réunion, France
[4] TETIS, Univ Montpellier, AgroParisTech, CIRAD, CNRS, INRAE, Montpellier, France
[5] ONF, F-97400 Saint-Denis, Réunion, France
(helene.bley-dalouman, francois.broust, annelise.tran)@cirad.fr

Commission III, WG III/4

KEY WORDS: Managed forest stand, wood energy, Very high spatial resolution, supervised classification, Random Forest, Vegetation index

ABSTRACT:
The development of a sustainable wood energy chain is an essential part of ecological and energy transition in Reunion Island (Indian Ocean), where *Acacia mearnsii* is the main potential wood energy resource identified to date. In order to assess future wood biomass supply chain strategies, a major first issue is to gain knowledge of the spatial distribution of this species forest stands.
In this study, we assessed the potential of very high spatial resolution multispectral imagery for mapping the main forest stands in a study area located the Western Highlands region, where *Acacia mearnsii* expands alongside *Acacia heterophylla*, an endemic forest species and *Cryptomeria japonica*, an exotic forest stand. A reference database including 150 samples of seven classes (*Acacia mearnsii* (mature and non-mature), *Acacia heterophylla* (mature and non-mature), *Cryptomeria japonica*, 'herbaceous areas', and 'bare soils') was used to classify a Pleiades image acquired in May 2020. Spectral and textural indices were used in an incremental classification procedure using a random classifier.
The best results (Kappa = 0.84, global accuracy = 84%) were obtained for the classification using all spectral and textural bands. The resulting map enables analyzing the spatial distribution of the different forest stands.

INTRODUCTION

Biomass is one of the main available sources of renewable energy that may contribute to the energy transition of a country or a region. However, the economic and environmental sustainability of bioenergy systems is highly dependent on reliable assessments of biomass resources availability and of supply chains. Assessing wood energy potential from managed forest stands may be particularly challenging in tropical environments. [1]

In Reunion Island, a French overseas department located in Indian Ocean, *Acacia mearnsii* has been identified as the main potential resource for wood energy applications (ONF, 2018). This exotic species, introduced several decades ago, has expended to large areas of the territory due to its highly invasive dynamics. While control measures are still necessary to avoid further dissemination, future forest management plans expect to exploit this resource for wood energy but require additional assessments to refine its potential and the supply chain strategies. The main *Acacia mearnsii* stands are located at rather high altitude, next to other managed forests stands, in particular to endemic *Acacia heterophylla* species, which belongs to the same Fabaceae family. However, these stands are heterogeneous in terms of structure, dendrometric characteristics, maturity and accessibility. Therefore, a major first issue is to gain knowledge of the spatial distribution of this species forest stands.

Remote sensing offers technologies for assessing and mapping the feedstock nature and quantity over large areas and at moderate costs. Kumar et al. have provided a comprehensive review of the techniques and methodologies used for these applications (Kumar et al., 2015). Forestry characteristics, such as tree crown or Diameter at breast height (DBH), can be estimated by Synthetic Aperture Radar (SAR) and Light Detection And Ranging (LiDAR) techniques. On the other hand, optical remote sensing has the advantage of covering large areas at low cost, with frequent image acquisition that enables updating the resulting maps. Moreover, forest stands discrimination gains in accuracy by using spectral and textural indices derived from high or very high spatial resolution imagery.

* Corresponding author

In the present context, optical satellite remote sensing may be appropriate to provide updated high spatial resolution maps of the distribution of *Acacia Mearnsii* over Reunion Island and follow its dynamics.

Different studies based on optical remote sensing showed that supervised classification techniques gave satisficing results for mapping the invasive species *Acacia mearnsii* in Mediterranean (Paz-Kagan et al., 2019; Chekchaki et al., 2020) or subtropical (Piiroinen et al., 2017; Oumar et al., 2019; Masemola et al., 2020) environments. These studies highlighted the potential of optical imagery to map *Acacia mearnsii* stands based on vegetation indices (Oumar et al., 2019; Chekchaki et al., 2020; Piiroinen et al., 2017; Paz-Kagan et al., 2019). Vegetation characterization is also improved by the use of temporal series characterizing the vegetation phenology (Masemola et al., 2020).

In the present study, we explored the potential of very high spatial resolution multispectral imagery to locate *Acacia mearnsii* in Reunion Island. The challenge lies in determining the most relevant spectral and textural indices to discriminate this invasive forest stand from other forest stands using a supervised classification process.

2. MATERIALS AND METHOD

2.1 Study area

The study area was selected in the forests of the Western Highlands region of Reunion Island (Figure 1), where the major *Acacia mearnsii* stands are reported, with important biophysical diversity. The whole area extends over 4,300 ha located at altitudes ranging from 640 to 2,900 m above sea level and covers respectively 1,900 ha and 2,400 ha of public and private areas for forestry or agricultural use. According to French National Forest Office (ONF) the forest public area comprises three main species, distributed in several stands. The most abundant species is endemic *Acacia heterophylla*, which represents more than half of the forest plots area. About 10% of the forest area is occupied by planted stands of exotic *Cryptomeria japonica*, managed for timber production. Finally, exotic and invasive *Acacia mearnsii* may occupy about 15-25% of the forest area.

The *Acacia heterophylla* stands were severely affected by several forest fires during last two decades, in particular in 2010-2011. On the one hand, these events benefitted to *Acacia mearnsii* expansion due to its pyrophilous properties (seeds activation by fire contact). On the other hand, reforesting campaigns were applied on several forest plots affected by fire, in order to relaunch endemic development in public lands.

2.2 Data

2.2.1 Field reference data

Fieldwork was organized with forest experts, in October 2020 and February 2021, in order to collect GPS coordinates of the main forest species in the study area. Regarding *Acacia mearnsii* and *Acacia heterophylla*, we refined our observations by noting the maturity of the forest stands. In order to collect GPS coordinates of non-forestry species occupations and *Cryptomeria japonica*, we used photo-interpretation of the Pleiades image (§2.2.2). Regarding data acquisition we considered seven classes: herbaceous areas, bare soils, *Cryptomeria japonica*, non-mature *Acacia heterophylla*, mature *Acacia heterophylla*, non-mature *Acacia mearnsii*, mature *Acacia mearnsii*.

The dataset was constituted of 175 samples and was divided into training (70%) and validation (30%) data.

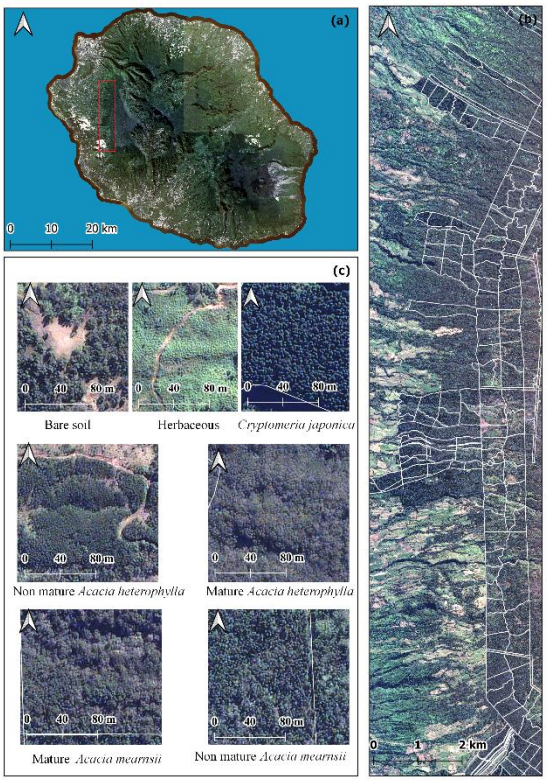


Figure 1. Study area, Western Highlands region, Reunion Island (a) Location of the study area (b) Pleiades image of the study area and delineation of public forest plots (in white) (c) Main land cover types and forest stands © Pleiades Image Copyright 2018/2020, CNES.

2.2.2 Remote sensing data

Pleiades images are composed of five spectral bands, four of which cover the visible and near-infrared spectrum with a resolution of 2 m, and one panchromatic band with a resolution of 50 cm. We used an image from series 1A, acquired in May 2020, ortho-rectified in the UTM 40 projection system, and radiance-corrected into Top of Atmosphere reflectance values.

2.3 Image pre-processing

To increase the discrimination of forest stands, we extracted radiometric indices of vegetation and water from the pansharpened image of multispectral and panchromatic bands (Table 1). Using the Soil Adjusted

Vegetation Index, we computed a mask covering water areas, roads and shades. Texture indices were also used to describe the image rugosity of forest patches. From the panchromatic band, we computed eight textural indices (energy, entropy, correlation, inverse difference moment, contrast, cluster shade, cluster prominence and Haralick correlation) derived from the grey-level scale matrix, as proposed by Haralick, 1973. As there is no consensus on the size of textural windows (Ferro, 2002), textural indices were computed on a sliding window of sizes ranging from 3x3 to 51x51 pixels, in order to determine which window size provides the most accuracy to the classification.

Indice	Formule	Reference
NDVI – Normalized Difference Vegetation Index	(PIR-R)/(PIR+R)	Tucker, 1979
NDWI2 – Normalized Difference Water Index	(G-PIR)/(G+PIR)	Mc Fleeters, 1996
SAVI – Soil Adjusted Vegetation Index	(PIR-R/PIR+R+L)*1+L	Huete, 1988
RGV – Red Green Vegetation	R/G	Gamon & al,, 1999
RVI – Ratio Vegetation Index	PIR/R	Krieger & al., 1979

Table 1. Vegetation and water indices computed from Pleiades image.

2.4 Input feature selection and classification

From the training dataset, an incremental classification was performed using a random forest (RF) classifier with the R caret package (Breiman, 2001; Rodriguez-Galiano et al., 2012). The classifier was first applied to the textural indices in order to identify the window size with the best accuracy. Then, the corresponding textural indices (n = 8) were stacked with the multispectral bands (n = 4) and radiometric indices (n = 5). Given the high number of bands (n = 17), we applied the Recursive Feature Selection (RFE) algorithm based on the RF classifier. The RFE algorithm aims at identifying the most important features for classification, by sequentially eliminating the less important feature for model prediction. At the end of the process, the features are ranked in order of importance. We used repeated k-cross validation, where k folds = 10 and r repetition = 3 in order to build a robust prediction model.

2.5 Validation and post-treatments

The accuracy of the classification obtained with the set of features identified through the RFE was assessed using the validation dataset. We use kappa index and the recall, giving information about producer and user accuracy.

Post classification with a 12x12 m majority filter was applied to the resulting classification to remove noise.

2.6 Forest stands cover evaluation and typology

In order to evaluate the forest stands cover on public lands, the post-classification image was vectorized and superimposed on the public land layer in a Geographic Information System (GIS). The public forest plots (Figure 1) were classified according to National Geographic Institute definitions: a parcel was called “monospecific” if more than 75% of its surface was covered by a unique forest species, and “mixed” otherwise. Each plot was assigned to the dominant stand species.

3. RESULTS

3.1 Texture analysis

The evaluation of the classifications derived from textural indices calculated on windows of various sizes showed that the classification accuracy increases with texture window size (Figure 2). The best classification results were obtained for the texture window size of 51x51 pixels (Kappa index = 0.47; overall accuracy OA = 56.1%).

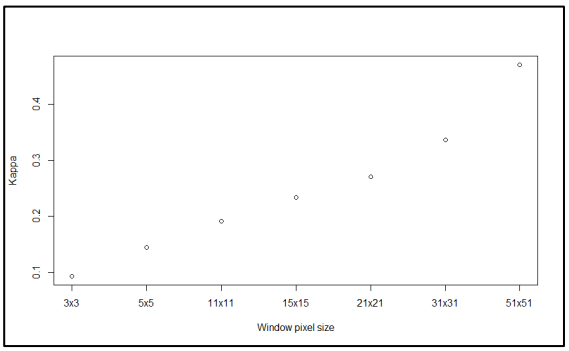


Figure 2. Comparison of classification accuracy based on texture windows sizes.

3.2 Importance of input features

The analysis of the RFE algorithm outputs showed an increase of the classification accuracy with the number of features, up to 17 features. RF classifier using the combination of all features performs significantly better (Kappa = 0.81, OA = 84.5%) than using only four features (Kappa = 0.73, OA = 77.9%).

The most important features identified by the RFE algorithm (vegetation index, followed by textural indices) are presented in Figure 3. The analysis of spectral and textural signatures showed that these indices largely contribute to discriminate forest stands. According to these results, the final classification was performed using all features.

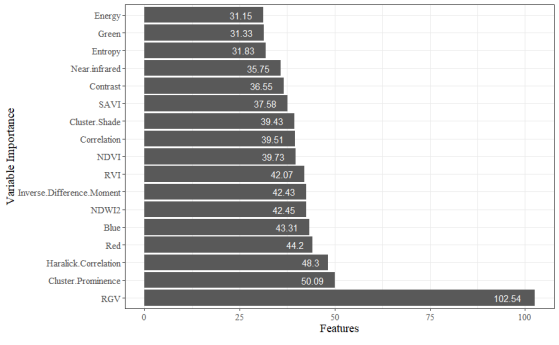


Figure 3. Features selected for classification, ranked by importance.

3.3 Assessment of the classification

By using all features, the global accuracy classification reaches 84.4% and kappa index 0.84 (Table 2). The classes with the best producer accuracy are Bare soil (98.3%), Herbaceous (97.1%), Mature *Acacia heterophylla* (89.9%), *Cryptomeria japonica* (87.1%) and Non-mature *Acacia heterophylla* (75%), while classes *Acacia mearnsii* obtain 71.2% for Mature *Acacia mearnsii* and 26.8% for Non-Mature *Acacia mearnsii*. Classes with best user accuracy are also *Bare soil* (99.5%) and *Herbaceous* (98%). This indicator is also better for classes of Non-mature *Acacia heterophylla* (88.7%) and *Cryptomeria japonica* (82.3%). Finally, it edges 71.9% for class of Mature *Acacia heterophylla*, 73.7% and 65.1% for classes of Non-mature *Acacia mearnsii* and Mature *Acacia mearnsii*. The confusion matrix (Table 2) indicates the discrimination capacity of the RF classifier for each class. Most of the confusions were observed between *Acacia mearnsii* and *Acacia heterophylla* classes. The resulting classification of the whole study area is presented in Figure 4.

3.4 Evaluation and typology of forest stand cover

The first results about forest stand evaluation shows that *Acacia mearnsii* was predominantly present in mixed forest stands on public forest plots (Figure 4). According to the classification results, monospecific plots either dominated by *Cryptomeria japonica* (n=11) or by *Acacia heterophylla* (n=18) were located in the western and northern parts of the study area, respectively.

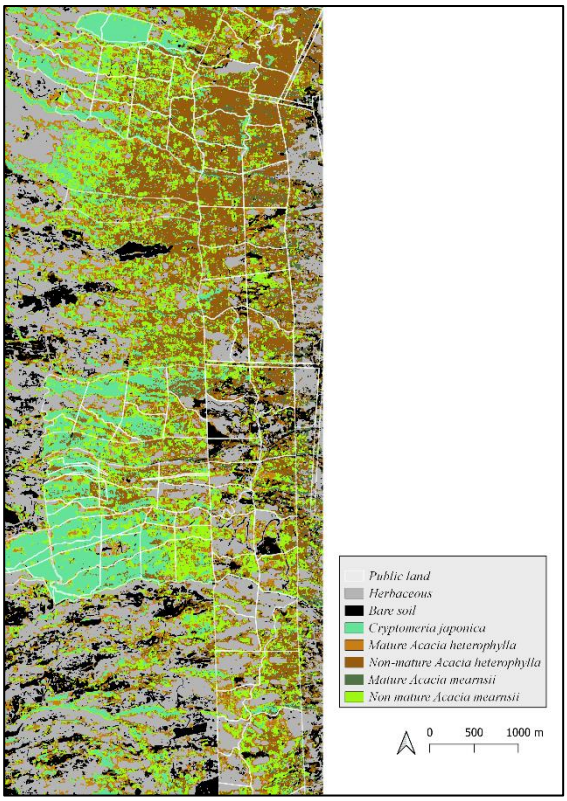


Figure 4. Map of forest species based on classification results, Western Highlands region, Reunion Island.

		REFERENCE								
		Herb	Bare soil	*Cryp. jap.*	Mature *Acacia heterophylla*	Non-mature *Acacia heterophylla*	Mature *Acacia mearnsii*	Non-mature *Acacia mearnsii*	Total	User accuracy
CLASS	Herb	21470	47	8	99	35	186	70	21915	0.98
	Bare soil	66	21865	0	23	0	22	1	21977	0.99
	Cryptomeria japonica	6	115	19004	659	520	740	2058	23102	0.82
	Mature *Acacia heterophylla*	305	136	1090	20160	136	3909	2287	28023	0.71
	Non mature *Acacia heterophylla*	43	0	98	10	4681	41	406	5279	0.88
	Mature *Acacia mearnsii*	87	39	139	533	22	2245	379	3444	0.65
	Non mature *Acacia mearnsii*	126	38	1458	919	824	1219	12872	17456	0.63
	Total	22103	22240	21797	22403	6218	8362	18073	121196	
	Producer accuracy	0.97	0.98	0.87	0.9	0.75	0.26	0.71		

Table 2. Confusion matrix and accuracy indicators

4. DISCUSSION

The overall performance of the RF classifier was very good (OA= 84%), confirming the performance of this algorithm for mapping land cover using optical remote sensing (Belgiu, 2016; Rodriguez-Galiano 2012). Regarding the discrimination of forest species, the overall performance of the RF classifier was satisfying, particularly for *Cryptomeria japonica*, whose spectral signature clearly differs from that of *Acacia* species. The classification accuracy was lower for *Acacia mearnsii*, although correct (recall = 26.8%. user accuracy = 65.1%). Of note, we obtained similar results than previous studies aiming at mapping *Acacia* species (e.g., Piiroinen et al., 2017).

The multispectral analysis showed that the radiometric signature of *Acacia mearnsii* is difficult to discriminate from that of mature *Acacia heterophylla* (Figure 5). To improve the classification of these two *Acacia* species, we therefore introduced textural indices in the classification, as the importance of texture indices was stressed for other forest species (Boukir et al., 2015; Lelong et al., 2020). Our results show that the use of these indices calculated on a large sliding window (51x51 pixels) allows improving the discrimination of classes with low spectral separability. Tests for identifying the best texture window size require large computation time, but our results stressed how forest species classification can be improved by using the appropriate textural window size.

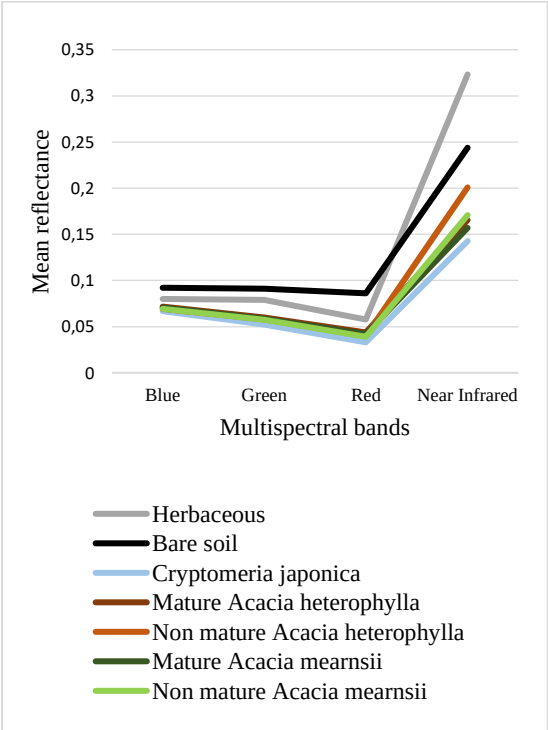


Figure 5. Multispectral signatures

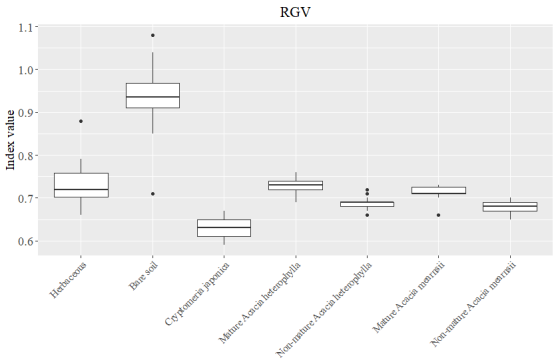


Figure 6. Values of the best spectral index (RGV) as selected by the RFE algorithm for different land cover types, Western Highland Region, Reunion Island.

The results of the RFE algorithm confirmed the importance of textural indices, in combination with a vegetation index, for optimizing the classification accuracy (Figure 3; Figure 6). Other indices, such as the near-infrared reflectance, were important features to improve discrimination between *Acacia mearnsii* and *Acacia heterophylla* (mature and non-mature stands). Therefore, all features were included in the classification process, as in our case, the number of features could not be reduced without strongly reducing the classification accuracy, unlike other research studies (Shi, 2016; Nguimdo, 2020).

CONCLUSION

The overall performance of the RF classifier applied on a very high spatial resolution image was very good, allowing mapping the different forest stands in our study area. Including textural indices combined with vegetation indices in the classification process significantly improved discrimination between forest species, in particularly for *Cryptomeria japonica*, Non-Mature *Acacia heterophylla* and Mature *Acacia mearnsii*, whose spectral signatures clearly differ from other forest species. Combining the remote sensing derived classification with GIS functionalities provided a first illustration on the use of satellite-derived information to quantify and qualify forest stands over the study area. This information will contribute to the spatial modelling of the wood energy chain in Reunion Island. Research perspectives include the comparison with the classification results obtained with Earth Observation image acquired at a lower spatial resolution (e.g Spot 6/7, Sentinel-2) but covering larger areas. The main issue will consist in looking for a compromise between spatial accuracy and spatial extent. In the future, the repeatability of multispectral image acquisitions will allow monitoring of forested resources over Reunion Island by updating the map used for the developed method.

This contribution has been peer-reviewed.
https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2021-189-2021 | © Author(s) 2021. CC BY 4.0 License.

AKNOWLEDGEMENTS

This work benefited from the Pleiades images of the Kalideos program funded by CNES.
We would like to thank the National Forestry Office (ONF) and teams of Cirad units (TETIS, BioWooEB) for sharing their data and participating in the creation of the training database.
We also thank the Conseil Départemental de La Réunion, the Conseil Régional de La Réunion, the French ministry of agriculture and food, the European Union (Feader program, grant n°AG/974/DAAF/2016-00096, and Feder program, grant n°GURTDI 20151501-0000735), and Cirad for funding the present work within the framework of the project 'Services et impacts des activités agricoles en milieu tropical' (Siaam).

REFERENCES

Belgiu, M., Drăguţ, L., 2016. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 114, 24–31. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011

Boukir, S., Regniers, O., Guo, L., Bombrun, L., Germain, C., 2015. texture-based forest cover classification using random forests and ensemble margin, in: IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2015. Milan, Italy, pp. 3072–3075.

Breiman, L., 2001. Random forests. Machine Learning 45 (1), 5–32.

Chekchaki, S., Beddiar, A., Zaafour, M., 2020. Cartographie par télédétection des milieux envahis par Acacia mearnsii De Wild. dans l'extrême Nord-Est algérien. BOIS & FORETS DES TROPIQUES 343, 5–16. https://doi.org/10.19182/bft2020.343.a31835

Ferro, C., Warner, T., 2002. Scale and Texture in Digital lmage Classification. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 68, 51–63.

Gamon, J.A., Surfus, J.S., 1999. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer. New Phytologist 143, 105–117. https://doi.org/10.1046/j.1469-8137.1999.00424.x

Huete, A.R., 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sensing of Environment 25, 295–309. https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X

Krieger, F., Malila, W., Nalepka, R., Richerdson, W., 1969. Preprocessing transformations and their effects on multispectral recognition. (Proc. Of the 6th Int. Symp. on Remote Sensing of Environment. University of Michigan, Ann Arbor) 97-131

Kumar, L., Sinha, P., Taylor, S., Alqurashi, A.F., 2015. Review of the use of remote sensing for biomass estimation to support renewable energy generation. JARS 9, 097696. https://doi.org/10.1117/1.JRS.9.097696

Lelong, C.C.D., Tshingomba, U.K., Soti, V., 2020. Assessing Worldview-3 multispectral imaging abilities to map the tree diversity in semi-arid parklands. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 93, 102211. https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102211

Masemola, C., Cho, M.A., Ramoelo, A., 2020. Sentinel-2 time series based optimal features and time window for mapping invasive Australian native Acacia species in KwaZulu Natal, South Africa. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 93, 102207. https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102207

McFeeters, S. K., 1996. The use of the normalised difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. International Journal of Remote Sensing 17, 1425–1432.

Nguimdo, C.A.M., Tiomo, E.D., 2020. Foret d'arbres aleatoires et classification d'images satellites : relation entre la precision du modele d'entrainement et la precision globale de la classification. RFPT 3–14.

Oumar, M., Peerbhay, K., Germishuizen, I., Mutanga, O., Oumar, Z., 2019. Detecting canopy damage caused by Uromycladium acaciae on South African Black Wattle forest compartments using moderate resolution satellite imagery. https://doi.org/10.4314/sajg.v8i1.5

Paz-Kagan, T., Silver, M., Panov, N., Karnieli, A., 2019. Multispectral Approach for Identifying Invasive Plant Species Based on Flowering Phenology Characteristics. Remote Sensing 11, 953. https://doi.org/10.3390/rs11080953

Piiroinen, R., Heiskanen, J., Maeda, E., Viinikka, A., Pellikka, P., 2017. Classification of Tree Species in a Diverse African Agroforestry Landscape Using Imaging Spectroscopy and Laser Scanning. Remote Sensing 9, 875. https://doi.org/10.3390/rs9090875

Rodriguez-Galiano, V.F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., Rigol-Sanchez, J.P., 2012. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 67, 93–104. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002

Shi, D., Yang, X., 2016. An Assessment of Algorithmic Parameters Affecting Image Classification Accuracy by Random Forests. Photogram Engng Rem Sens 82, 407–417. https://doi.org/10.14358/PERS.82.6.407

Tucker, C.J., 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. Remote Sensing of Environment 8, 127–150. https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0

forests

MDPI

Article

Combining Remote Sensing and a Geographic Information System to Map and Assess the Accessibility of Invasive Alien Species Forest Stands: Case of *Acacia mearnsii* on Reunion Island

Hélène Bley Dalouman [1,2,3,4,*], François Broust [1,2] and Annelise Tran [3,4]

1 UPR BioWooEB, French Agricultural Research Centre for International Development (CIRAD), F-97743 Saint-Denis, France; francois.broust@cirad.fr
2 BioWooEB, French Agricultural Research Centre for International Development (CIRAD), University of Montpellier, F-34398 Montpellier, France
3 UMR TETIS, French Agricultural Research Centre for International Development (CIRAD), F-34398 Montpellier, France; annelise.tran@cirad.fr
4 TETIS, AgroParisTech, French Agricultural Research Centre for International Development (CIRAD), French National Center for Scientific Research (CNRS), National Research Institute for Agriculture, Food and Environment (INRAE), University of Montpellier, F-34398 Montpellier, France
* Correspondence: helene.bley-dalouman@cirad.fr

Abstract: *Acacia mearnsii*, an invasive alien species, is the main resource identified for the energy transition initiated on Reunion Island. It is, therefore, critical to identify the existent forest stands within the island's large tropical forest area and to determine which of these stands are accessible for logging operations. In this study, a very high-spatial-resolution image was used to map forest (*Acacia mearnsii*, *Acacia heterophylla*, *Cryptomeria japonica*) and non-forest land cover. To identify the accessible forest stands, we developed a geographic information system (GIS) processing chain, accounting for barriers, the distribution of slopes, and the location of forest roads. User-defined parameters, such as the slope threshold and maximal distance to forest roads, allow different scenarios to be explored. The classification yields an overall accuracy of 88% and a Kappa index of 0.86 and highlights the areas occupied by the different types of Acacia. By applying the GIS processing chain for a standard scenario, the results show that only 19% of the initial study area of 637 ha of *Acacia mearnsii* patches is suitable for exploitation. In conclusion, our results demonstrate how remote sensing (RS) and GIS can be combined to provide valuable tools for forest managers to design management plans for invasive alien forest species.

Keywords: *Acacia mearnsii*; invasive alien species; remote sensing; object-based classification; confusion index; GIS; forest management; accessibility; wood energy

check for updates

Citation: Bley Dalouman, H.; Broust, F.; Tran, A. Combining Remote Sensing and a Geographic Information System to Map and Assess the Accessibility of Invasive Alien Species Forest Stands: Case of *Acacia mearnsii* on Reunion Island. *Forests* **2023**, *14*, 2030. https://doi.org/10.3390/f14102030

Received: 15 August 2023
Revised: 16 September 2023
Accepted: 26 September 2023
Published: 10 October 2023

Copyright: © 2023 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

1. Introduction

There is a growing demand for wood resources [1], which are used to meet both household and industrial needs. The harvesting of wood impacts forest landscapes while also affecting habitats and biodiversity. For invasive alien forest species, exploitation is one form of management that is a means to preserve forest habitats while valorizing a fast-growing resource for energy uses, such as firewood, wood chips, or charcoal [2,3]. However, this involves identifying whether the resource meets the biophysical and geographical criteria for exploitation.

On Reunion Island (2512 km^2), a French volcanic overseas department located in the Indian Ocean (Figure 1A), forest and woodland areas cover 48% of the entire altitudinal gradient of the territory, from the coast to the high mountains [4]. The wide gradients of temperature and rainfall lead to very diverse ecosystems, ranging from tropical lowland

forest to subalpine vegetation [5]. Native and exotic forests are mainly located in Reunion National Park, which covers 42% of the area of the island. Outside the National Park's limits, some endemic and exotic species are developing. Particular attention has been paid to *Acacia mearnsii* for several years, which is at the center of different forest management issues [6]. *Acacia mearnsii* (black wattle), native to Australia, was introduced several decades ago to the mid-altitude regions (600–1700 m) of Reunion Island. It is a Fabaceae, characterized by a nitrogen-retaining root system, rapid growth dynamics, and interesting firewood properties, promoting its spread [6,7]. Classified as an invasive alien species (IAS) [8], the black wattle establishes itself in a dominant way following fires or clearings, and it is practically impossible to eliminate, competing with other indigenous forest species. Since its introduction, *Acacia mearnsii* has spread over large areas of Reunion Island, not only across agricultural land but also in managed forests [4,9]. It, therefore, represents a potential risk for protected areas if an adapted control or forestry management strategy is not applied. While control measures are necessary along the borders of the protected areas to avoid further dissemination, several future forest management plans expect to manage and exploit *Acacia mearnsii* in other areas. The National Forestry Office has identified *Acacia mearnsii*, in addition to other forest resources, such as *Cryptomeria japonica*, as a key resource to supply a future wood energy sector, which is of major importance regarding the island's energy transition planned by the Reunion Island regulatory authorities [10,11]. However, to guide decisions on sustainable supply chain strategies, methods have to be developed to assess the resource potential, specifically its spatial distribution and accessibility for wood energy-compliant harvesting, taking into consideration specific local topographic constraints [12–14].

Remote sensing (RS) offers a wide range of relevant techniques for locating and characterizing forest stands [15,16]. Airborne light detection and ranging techniques can be used to estimate forestry characteristics, such as the tree crown or diameter at breast height [17]. When applied to IAS, RS- and GIS-based spatial analysis techniques can be used to map and monitor species distribution [6], determine invasion factors [4,18], and assess abundance or diversity [19]. Several studies have stressed the importance of RS image characteristics, such as the spatial resolution and acquisition date, for the accuracy of the mapping process [19,20]. In order to locate forest stands, multispectral satellite images can be used, which enable large areas to be covered at low cost, and the resulting maps can be updated easily due to frequent image acquisition [19,21,22]. Regarding the invasive species *Acacia mearnsii*, different studies have shown that supervised classification techniques applied to multispectral images give satisfactory results with regard to discriminating *Acacia mearnsii* from other forest stands [17–20,23]. For instance, overall accuracy greater than 85% was obtained using a classification model based on a single multispectral Landsat 8 image [23,24]. Similar results were obtained using multitemporal analysis or a combination of optical data with lidar or radar data, with overall accuracies between 70 and 85% [25–27]. In a previous study, we used the pixel-based classification of a very high-spatial-resolution Pleiades image to detect *Acacia mearnsii* forest stands on Reunion Island [28]. The developed methodology, combining the original spectral bands with vegetation and textural indices, highlighted the potential of very high spatial imagery to distinguish *Acacia mearnsii* from other land cover types. However, confusion among classes with similar spectral signatures (e.g., between *Acacia mearnsii* stands and *Acacia heterophylla*, both belonging to the Fabaceae family) remained in the resulting map, which also showed a lot of noise ("salt and pepper effect") due to the spatial resolution of the image [29]. The object-based supervised classification approach has been proven effective in overcoming this effect [30]. By assigning a class to groups of pixels that share common spectral and spatial characteristics, the object-oriented approach allows for assigning a unique spectral value to each object [31], which leads to taking advantage of an image with fine spatial resolution and improving the discrimination of forest stands developing in heterogeneous environments or characterized by high species diversity.

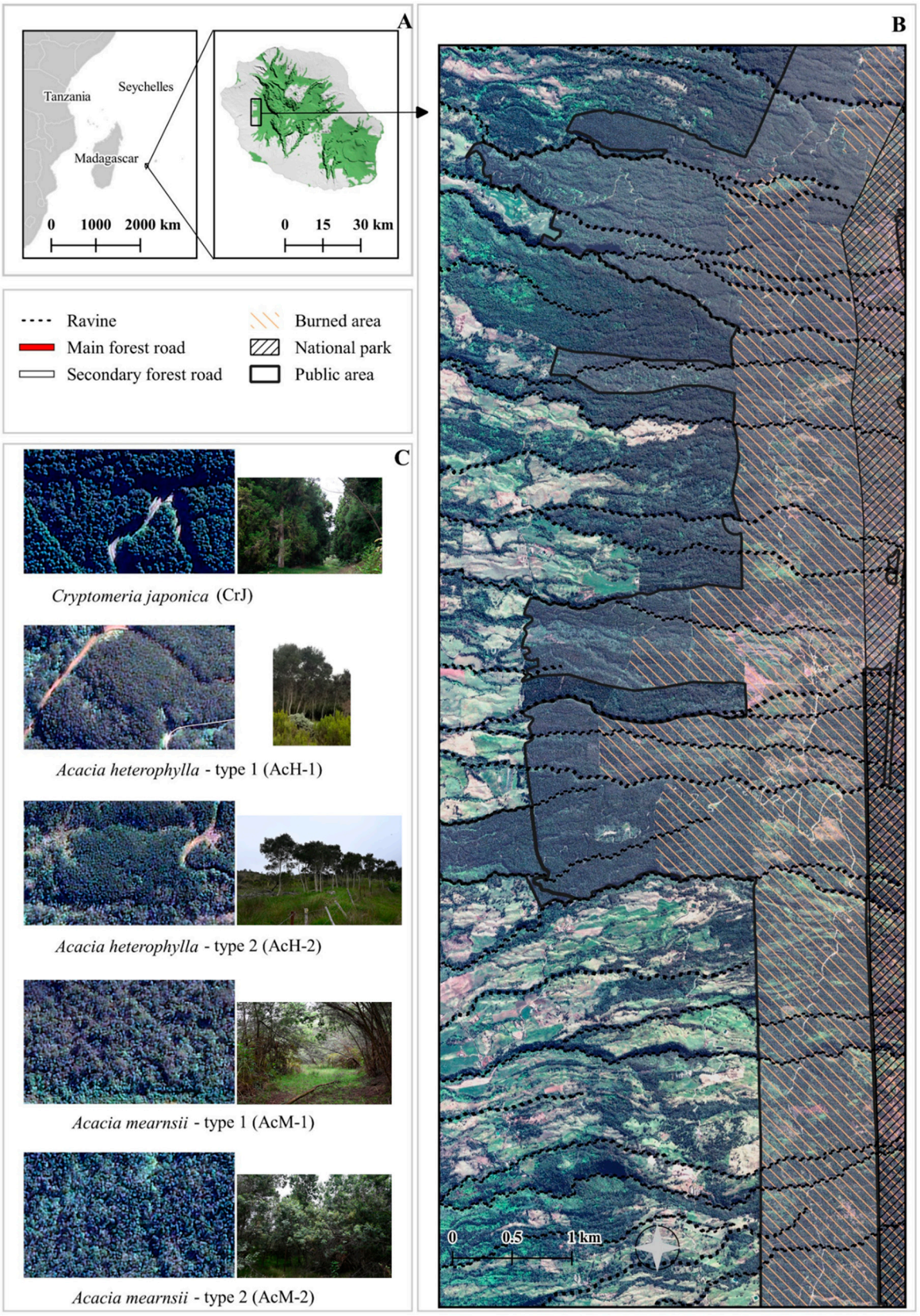


Figure 1. Location of Reunion Island (**A**) and the study area (**B**), with examples of the three main forest stands in the study area (**C**). Map background: Pleiades image acquired in May 2020. Pictures of the main forest stands were taken in October 2020 and February 2021.

Geographic information systems (GIS) are useful tools to address forestry issues. By providing an infrastructure for visualizing, managing, and combining spatial data, they are used to locate and evaluate available biomass, assess their accessibility, and determine the spatial organization of different harvesting sites [32]. To assess the accessibility of harvesting areas, models have been developed or interoperated with GIS to consider user choices and parameters essential for their identification. The slope and distance to the nearest road are the two main criteria used to assess suitable areas for exploitation [1]. Some methods have been made available as operational tools, such as the Free and Open Source Software for Geospatial applications (FOSS4G) framework, developed to assess biomass availability (https://sourceforge.net/projects/biomasfor/, accessed on 31 October 2021) [1], and Sylvaccess [33]. It should be noted that most of these applications were developed for temperate forests and their corresponding harvesting techniques. Moreover, even though the impact of data quality, particularly the spatial resolution, on the final result is recognized [33], few studies have used very high-spatial-resolution data as model inputs.

This paper aims to develop a methodology for mapping alien invasive forest species and assessing suitable areas for exploitation for wood energy use in tropical contexts. The originality of the approach consists of the combination of remote sensing and GIS spatial techniques, which have often been used individually or with only limited functionalities (visualization) but have rarely been combined to answer forest stand management and exploitation questions. As a case study, the methodology was applied to *Acacia mearnsii*, which is seen as a potential source of wood energy on Reunion Island. First, an object-based supervised classification was applied to very high-spatial-resolution satellite imagery to map different types of forest stands. Second, a GIS spatial tool was developed to investigate which forest stands would be suitable for exploitation, using the topographic and accessibility characteristics as the selection criteria.

2. Materials and Methods

2.1. Study Area

The study area (Figure 1B) lies in the forests of the Western Highland Region of Reunion Island, where the main *Acacia mearnsii* stands are reported. In this region, the elevation ranges from 640 to 2900 m above sea level, and the average annual precipitation ranges from 700 to 1600 mm. The rugged terrain is crisscrossed by steep ravines (120% inclination) and slopes, with an average gradient of 20% [4]. The road network consists of almost 300 km of roads.

Our study area (Figure 1B) is divided into public and privately owned areas, with protected areas included in the public area. It is covered by three main forest stands—endemic *Acacia heterophylla*, planted stands of exotic *Cryptomeria japonica* (managed for timber), and *Acacia mearnsii* (Figure 1C). Since the 1970s, large parts of these areas have been regularly affected by fires. The most recent fires (2010–2011) severely affected the *Acacia heterophylla* forest and some stands of *Cryptomeria japonica*. Reforestation campaigns have been tested on several plots, with varying results. However, the fires have mostly benefited *Acacia mearnsii* expansion over the entire area due to the pyrophilous properties of this species, despite complex control measures along the forest borders. In this paper, special attention is, therefore, paid to this burned area (mentioned below as the "test area"), where various stands of *Acacia mearnsii* are present.

2.2. Data

2.2.1. Remote Sensing Data

A cloudless, very high-spatial-resolution Pleiades image covering our study area was acquired on 31 May 2020 (Figure 1B). It is composed of a panchromatic image acquired at a spatial resolution of 0.70 m, bundled with a multispectral image acquired at a spatial resolution of 2.70 m in four spectral bands: blue (430–550 nm), green (500–620 nm), red (590–710 nm), and near-infrared (740–940 nm). The image was obtained from the CNES

Kalideos spatial database (https://www.kalideos.fr, accessed on 31 October 2021), after radiometric, atmospheric, and geometric corrections.

2.2.2. Land Cover Reference Dataset

Three surveys were conducted between October 2020 and February 2021 with the assistance of the French National Forestry Office [10]. During these campaigns, a global navigation satellite system (GNSS) receiver was used to locate several plots of the main forest stands with the following procedure: we recorded the geographic coordinates (GNSS point) at the center of a 5 m radius circle of a homogeneous plot. Each GNSS point was associated with a numerical identifier, which we used to record the stand characteristics, i.e., the species name, maturity, physical characteristics, and location.

The main forest stands were *Cryptomeria japonica* (CrJ), *Acacia heterophylla* (AcH), and *Acacia mearnsii* (AcM) (Figure 1C). For the latter two stands, we observed biophysical differences, globally related to the crown cover, tree height, and trunk inclination. For the *Acacia heterophylla*, we distinguished mature stands, either managed or natural forest, characterized by a high stand density (AcH-1), and recent plantations, characterized by a low stand density (AcH-2). For the *Acacia mearnsii*, we distinguished older stands, characterized by entangled trunks that render it difficult to access and progress through the forest stand, and thus, to harvest (AcM-1), and stands characterized by their rather straight trunks and easier harvesting potential (AcM-2).

We then collected the other main land cover samples (shrub and herbaceous areas, bare soils, roads and impervious surfaces, shaded areas) using photointerpretation of the Pleiades image. In total, our land cover dataset, therefore, consisted of nine classes (Tables 1 and S1).

Table 1. Land cover categories retained for the classification of the Pleiades image.

Land Cover Type	Main Characteristics	Denomination
Herbaceous	Mixed species, dense shrubs	Herb
Bare soil	Grassland, low vegetation cover	Soil
Road	Impervious area	Road
Shade		Sha
Cryptomeria japonica	Plantations homogenous	CrJ
Acacia heterophylla—Type 1	High stand density, natural or managed forest	AcH-1
Acacia heterophylla—Type 2	Low stand density, replantation	AcH-2
Acacia mearnsii—Type 1	Entangled trunks, difficult to penetrate	AcM-1
Acacia mearnsii—Type 2	Straight trunks, easily penetrable forest	AcM-2

2.2.3. GIS Dataset

To define obstacles to exploitation, we acquired a hydrographic network dataset. Produced by the National Institute of Geographic and Forest Information, this dataset is a vector layer that inventories ravines with permanent or temporary water flow (the ravines are represented in Figure 1B) and provides information on their potential width (https://geoservices.ign.fr/eau, accessed on 31 October 2021). The protected conservation area was also identified as an element that renders exploitation impossible. We, therefore, acquired the delineation of the National Park coverage available on OpenStreetMap, which takes the form of a vector layer (Figure 1B).

To assess areas suitable for exploitation, we based our analysis on slopes. We acquired a 1 m spatial-resolution digital elevation model (DEM, https://geoservices.ign.fr/rgealti, accessed on 31 October 2021) produced by the French National Geographic Institute (IGN). This DEM, which represents the terrain created from elevation data, was used to compute the slope information. The output was a 1 m spatial-resolution raster layer, where each cell represented the slope inclination, i.e., the rate of elevation change.

Finally, we assessed the accessibility of suitable areas using the road network. Taking the form of a vector layer, this dataset, updated by the National Forestry Office [10],

regroups a large forest road network extending over the Western Highland Region. This dataset inventories two types of forest roads (Figure 1B). There is the main road, which is a concrete road open to private traffic and, therefore, unsuitable for forestry use or the frequent passage of forestry machines. Then there is the secondary forest road network, which is connected to the main road, but unpaved and more suitable for forestry and logging access. Therefore, a filter was applied to the dataset in order to consider only the secondary roads as possible access to the forest areas suitable for exploitation.

2.3. Mapping Forest Land Cover

In this section, we describe the methodology developed for mapping forest land cover in our study area (Figure 2). OrfeoToolBox (OTB) tools were used for image pre-processing and segmentation (OrfeoToolbox version 6.6.1, CNES, https://www.orfeo-toolbox.org (accessed on 15 November 2021)), R packages for the classification process (https://cran.r-project.org, accessed on 15 November 2021), and QGIS for the preparation of the training and validation datasets and post-classification treatments (QGIS version 3.16, https://qgis.org, accessed on 15 November 2021).

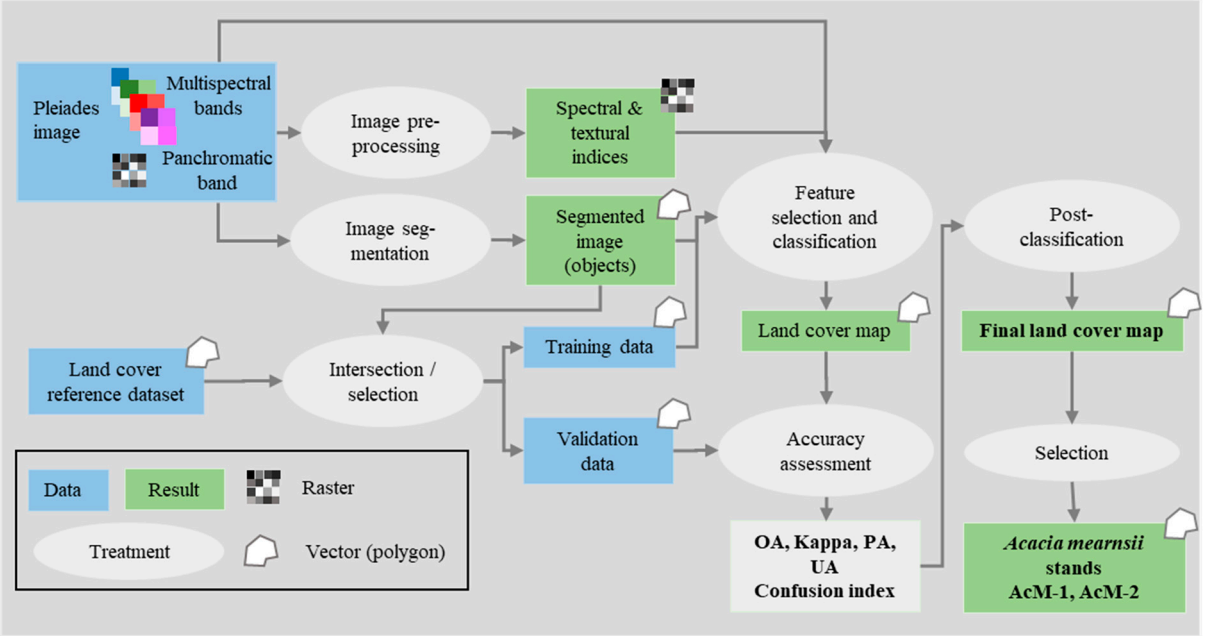


Figure 2. Workflow diagram for mapping forest land cover from the Pleiades image. Final results, in bold, are presented in Section 3.1.

2.3.1. Image Pre-Processing

The multispectral image was merged with the panchromatic image from the "Pan-sharpening" OTB algorithm to derive a multispectral pansharpened image at a resolution of 0.70 m. The radiometric indices were then computed from the Pleiades spectral bands to increase the discrimination of forest land cover using the "RadiometricIndices" OTB algorithm (Table 2).

Table 2. Radiometric indices computed with OTB (NIR: near-infrared, R: red; G: green).

Radiometric Indices	Notation	Equation	References
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	$NDVI = \frac{NIR-R}{NIR+R}$	[34]
Ratio Vegetation Index	RVI	$RVI = \frac{NIR}{R}$	[35]
Normalized Difference Vegetation Index 2	NDWI2	$NDWI2 = \frac{G-NIR}{G+NIR}$	[36]
Red/Green Ratio	RGR	$RGR = \frac{R}{G}$	[37]
Soil-Adjusted Vegetation Index	SAVI	$SAVI = \frac{NIR-R}{NIR+R} \times 1 + L$	[38]

In addition to these radiometric indices, we computed eight textural indices from the panchromatic band [39] using the "HaralickTextureExtraction" OTB algorithm on a sliding window of 51 × 51 pixels. This window size was identified as optimal for classifying forest cover in our study, according to [28].

2.3.2. Image Segmentation

The pansharpened Pleiades image was then segmented into objects using the "GenericRegionMerging" OTB algorithm with the Baatz and Shape criterion [40,41]. The segmentation parameters included (i) the threshold, which defines the segmentation scale; (ii) the weight of spatial homogeneity; and (iii) the weight of spectral homogeneity. We tested a series of parameter values on a small test area (~1/4 of the study area). A scale parameter of 50, spatial homogeneity of 0.9, and spectral homogeneity of 0.2 were finally retained, and the corresponding segmentation was applied to the entire study area, resulting in 704,005 objects, with a mean size of 61.249 m^2 (Table S1).

2.3.3. Feature Selection and Classification

For each delineated object obtained after image segmentation, the average and variance values of the multispectral bands (n = 4) and the spectral (n = 5) and textural (n = 8) indices were computed. The number of classification variables was, thus, increased to 34. We intersected the initial dataset with the classification variables. The resulting dataset was composed of 3281 objects, corresponding to 410,420 pixels. We then made a random selection, allocating 70% of the objects to training and 30% to validation.

We developed the classification model based on a random forest [42] classifier with repeated k-fold cross-validation (k-folds = 10 and r = 5), and the recursive feature elimination (RFE) function on the reference dataset using the "caret" package (https://github.com/topepo/caret, accessed on 15 November 2021). Random forest is an algorithm that aims to predict the membership of objects to a class [42,43]. In principle, it first constructs several decision trees from randomly selected subsets of the training data and randomly selected subsets of the classification variables. Then, it proceeds to build the training model, which is based on the majority voting method. Applied to classification, this method consists of defining the class of an object on the basis of the number of times that object has been associated with a class in the set of decision trees constructed by the algorithm. Therefore, the RF algorithm computes rules based on variable values and assigns a class to each object. Then, the RFE function ranks the variables by order of importance. We considered the Kappa index, which assesses the concordance rate between the predicted and actual classes of the reference objects, considering the possibility of agreement occurring by chance, as an indicator of the best-performing classification model. The latter was chosen for the object prediction of the segmentation (n = 704,005). A membership probability to a class was also computed for each object, and the highest probability was retained to assign a class membership to an object.

2.3.4. Accuracy Assessment

To assess the performance of the object-based classification, a confusion matrix was computed using the validation dataset. This matrix expresses the number of sample units (i.e., objects) assigned to a particular class relative to the actual class verified on the ground [44]. In order to compare the accuracy indices to those of the pixel-based classification, we converted the confusion matrix units into pixels. Then, we derived several indicators from the confusion matrix. The overall accuracy (OA), defined as the ratio of the number of correctly classified pixels (i.e., the sum of the major diagonal) to the total number of pixels in the confusion matrix, and the Kappa index were computed as global accuracy indicators. In addition, the producer accuracy (PA) and the user accuracy (UA) were computed for each class. The PA corresponds to the number of correctly classified samples of a given class divided by the total number of reference samples for that class. The

UA was calculated as the number of correctly classified samples of a given class divided by the total number of samples assigned to that class by the classifier.

2.3.5. Post-Classification

The post-classification treatments consisted of (i) merging the "bare soil" and "road" categories into a single "soil" class, and (ii) possibly reclassifying the objects that had a low probability of being a member of the class to which they were assigned. To conduct the latter operation, for each object *j*, we first identified the highest class membership (μ_j^1 and μ_j^2) and then calculated the value of the confusion index (CI), as defined in Equation (1) [45]:

$$CI = 1 - \left(\mu_j^1 - \mu_j^2\right) \quad (1)$$

Ranging from 0 to 1, the CI values express the minimal to maximal uncertainty related to the classification. The objects with high CI values (CI > 0.9) were reclassified first according to the majority class of the neighboring objects for the entire study area. A secondary reclassification was carried out based on the field knowledge of the public area: (i) in the test (burned) area presented in Section 2.1, "*Acacia heterophylla*" was reclassified as "*Acacia mearnsii*"; (ii) in the rest (unburned) of the public area, "*Acacia mearnsii*" objects were reclassified as "*other forest*" (presence of other wood species but no *Acacia mearnsii*).

2.4. Assessment of Accessible Forest Stands

In this section, we describe the methodology developed to assess the accessibility of areas suitable for exploitation, considering topography and distance as the main criteria of our analysis [1]. Our method is based on a processing chain composed of three modules (Figure 3), which may be replicable with other GIS software or freeware. The first module consists of excluding obstacles (natural barriers, restricted areas, steepest slopes) and classifying the remaining areas according to their slope in order to locate the areas suitable for exploitation. The second module measures the accessibility of these areas, considering their connectivity to the road network. Finally, in the third module, information on the slope and distance to roads is combined with the information on the forest species of interest (in our case, *Acacia mearnsii* AcM-1 and AcM-2) to map the accessible forest stands.

2.4.1. Barriers and Slope Characterization

To identify areas suitable for exploitation (Figure 3(1)), we first defined the obstacles. Protected areas (areas located within the National Park) and natural barriers (ravines, delineated as a buffer zone with a radius of 3.5 m around the hydrographic network) were considered as areas unsuitable for exploitation ("impassable areas"). Secondly, we considered the slope gradient as the main determinant of the suitability of an area, accounting for the types (mechanizable or non-mechanizable) of felling techniques. The requirements for these two felling types differ in effect: mechanizable felling can only take place in areas with low slope values (gentle slopes), whereas non-mechanizable felling is possible in areas with higher slope values. Therefore, a slope threshold was defined for each felling type, and the areas were classified into three categories according to their maximum slope s:

- Impassable areas correspond to areas with the highest slope values ($s \geq s_1$), where no felling is possible, protected areas, or natural barriers;
- "Gentle slope" areas are defined as the areas with the lowest slope values ($s \leq s_2$), where mechanized felling and skidding are possible;
- "Intermediate slope" areas are defined as areas with intermediate slope values ($s_2 < s < s_1$); in these areas, only non-mechanizable felling techniques can be considered.

2.4.2. Accessibility Assessment

The distance from a non-metaled road was considered the main determinant of accessibility (Figure 3(2)). Two different methods were tested: the calculation of the Euclidean distance ("as the crow flies" distance) and a cost analysis method. In the latter method,

the distance to the road was calculated by considering the costs associated with crossing spatial features. We considered that the "gentle slope" areas (as defined in the previous sub-section) and areas located within a buffer (the size of which can be parametrized—in our case, 5 m) around the road network can be easily moved across (cost = 1), whereas all other areas act as "barriers" for harvesting equipment (cost = 1000). For both methods, we implemented a d_{max} modulable parameter, allowing for the consideration of the distance traveled by forestry machines between the road and the felling area.

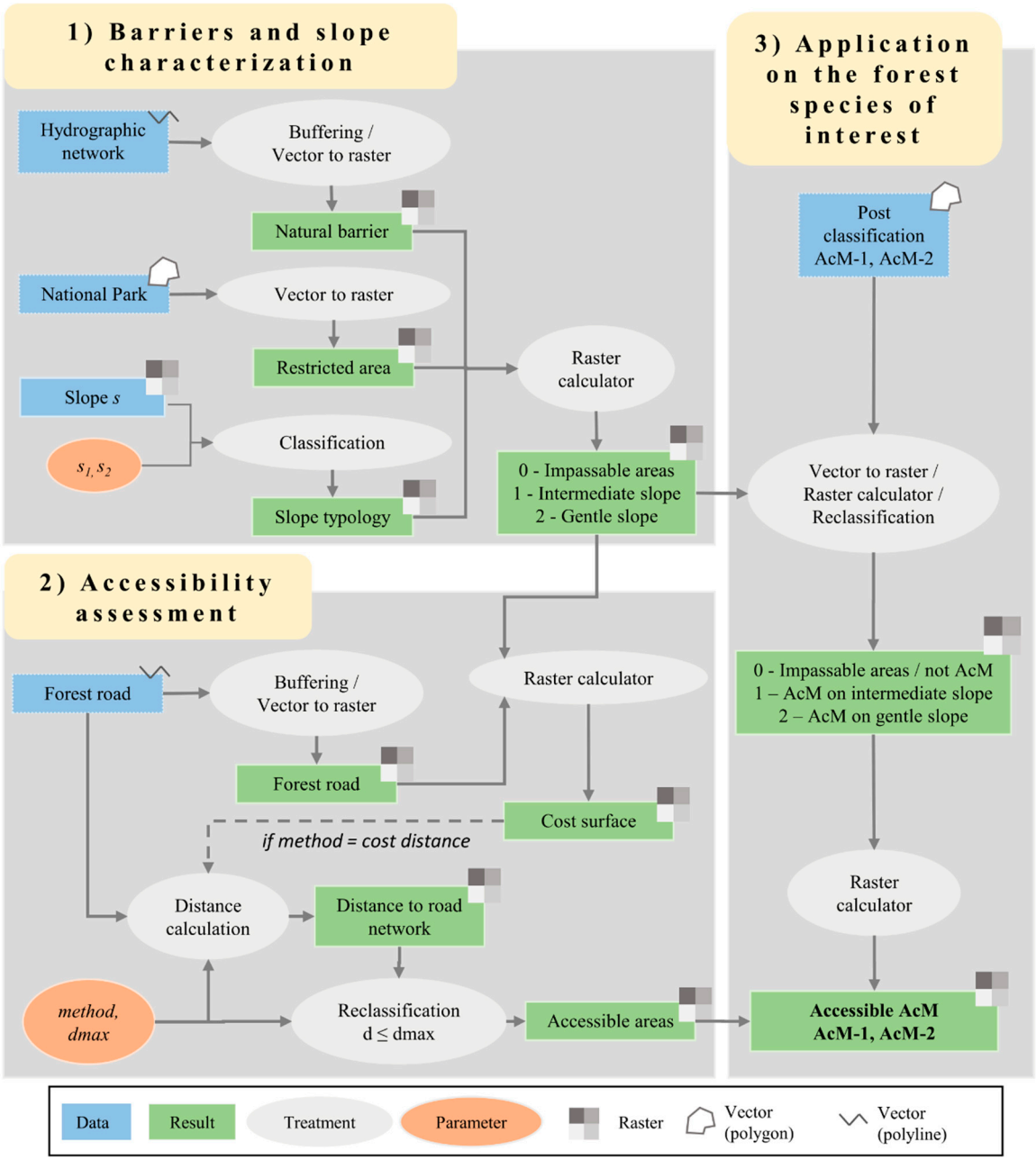


Figure 3. Workflow diagram for assessing the accessibility of forest stands. Step 1: Obstacles (including natural barriers, restricted areas) and slopes were the main criteria for the identification of areas suitable for exploitation. Step 2: The accessibility was assessed from the calculation of the distance to the nearest road, with different computation methods (Euclidean or cost distance). Step 3: Mapping of accessible forest stands.

2.4.3. Application to *Acacia mearnsii* Forest Stands

The accessibility of forest stands was assessed by combining information on the slope and distance to roads with the information on the location of the forest stands, in our case *Acacia mearnsii* AcM-1 and AcM-2 (Figure 3(3)).

In our case study, we applied this module in the test area. We used the data from the post-classification, extracting AcM-1 and AcM-2 objects. We ran a standard scenario, with s_1 = 50%, s_2 = 25% (maximum slope for mechanized felling and skidder according to forest expertise), and d_{max} = 1000 m (empirically set in order to assess the maximum accessible surfaces). Then, we ran different scenarios with different values of the slope threshold (s_2) and distance threshold (d_{max}) to assess the impact of these two parameters on the accessible surface areas of *Acacia mearnsii* stands.

3. Results

3.1. Map of Forest Land Cover

The following subsections present our classification and post-classification results, allowing the forest land cover to be mapped.

3.1.1. Importance of Spectral and Textural Information to Map Forest Stands

The results of the RF classifier and the RFE analysis show that the combined use of spectral and textural indices provided the classification with the best performance (Figures S1 and S2). The top five features include the mean variables of two vegetation indices (RV, RVI), the red reflectance band, and two textural indices (contrast and inverse difference moment).

3.1.2. Accuracy Assessment

The confusion matrix expressing object assessment is given in Table S3. Here, we present the results obtained with the confusion matrix, expressing the conversion of the objects to pixels, in order to compare the accuracy of our model to a previous one [28], based on a pixel-based approach (Table 3). The overall accuracy and the Cohen Kappa index were respectively 88% and 0.86, indicating very good agreement between the predicted and observed land cover classes. In detail, the PA values ranged between 0.71 and 1, and the UA values ranged between 0.40 and 1 (Table 3). Both accuracy indicators for the non-forest classes (road and bare soil, shade), herbaceous areas (Herb), and the *Cryptomeria japonica* (CrJ) stands were greater than 0.90, indicating that the classifier had an excellent discrimination ability and was reliable for these classes. According to the confusion matrix (Table 3), the classifier was slightly less performant for the *Acacia mearnsii* and *Acacia heterophylla* stands, with PA values between 0.71 and 0.87. The reliability of the classifier was high (UA > 0.8) for the AcH-1 and AcM-2 stands but less reliable for the AcH-2 (UA = 0.73) and AcM-1 (UA = 0.40) classes, likely due to the small number of samples.

Table 3. Confusion matrix computed from the random forest classifier, expressed in pixel units.

		Reference									
		Shade	**Road + Bare Soil**	**Herb**	**CrJ**	**AcH-1**	**AcH-2**	**AcM-1**	**AcM-2**	**Total**	**UA**
CLASS	Shade	853	0	0	0	0	0	0	0	853	1
	Road + Bare soil	0	24,991	59	0	0	0	0	33	25,083	1.00
	Herb	0	522	19,415	1	2	8	135	42	20,125	0.96
	CrJ	0	1	39	21,816	38	34	121	1385	23,434	0.93
	AcH-1	0	1	164	111	17,343	4	351	518	18,492	0.94
	AcH-2	0	0	595	149	24	3736	0	618	5122	0.73
	AcM-1	0	2	10	700	1364	0	3519	3120	8715	0.40
	AcM-2	0	1	52	1566	723	506	498	13,856	17,202	0.81
	TOTAL	853	25,518	20,334	24,343	19,494	4288	4624	19,572	119,026	
	PA	1.00	0.98	0.95	0.90	0.89	0.87	0.76	0.71		

The global indicators show only a slightly higher performance of the object-based classification compared to the pixel-based classification (Table S2). However, regarding the UA and PA indices for the forest classes, the object-based classification performed better, specifically for the AcM and AcH classes (Table 3).

3.1.3. Spatial Distribution of Forest Stands

The classification results of the entire study area are presented in Figure 4A. Most of the *Acacia mearnsii* stands are located in the public area. The results show that the AcM class covers almost 50% of the National Park area. The rest of the public area has a balanced distribution among the CrJ (18%), AcH (21%), and AcM (31%). These forest stands occupy distinct areas. In the western parts of the public area, at lower elevations, the resulting forest map shows large homogeneous patches of CrJ surrounded by AcM-1 or AcM-2 spots, while at higher altitudes (in the burned area), these patches tend to be mixed with AcM or AcH forest stands. The map also locates AcH replanting by illustrating the small isolated patches of AcH-2 and the high presence of herbaceous areas in the frequently burned area. It also confirms the strong presence of *Acacia mearnsii* in this area by illustrating both the strong presence of AcM-2 compared to AcM-1 but also the tendency for the former to be located in the south compared to the latter.

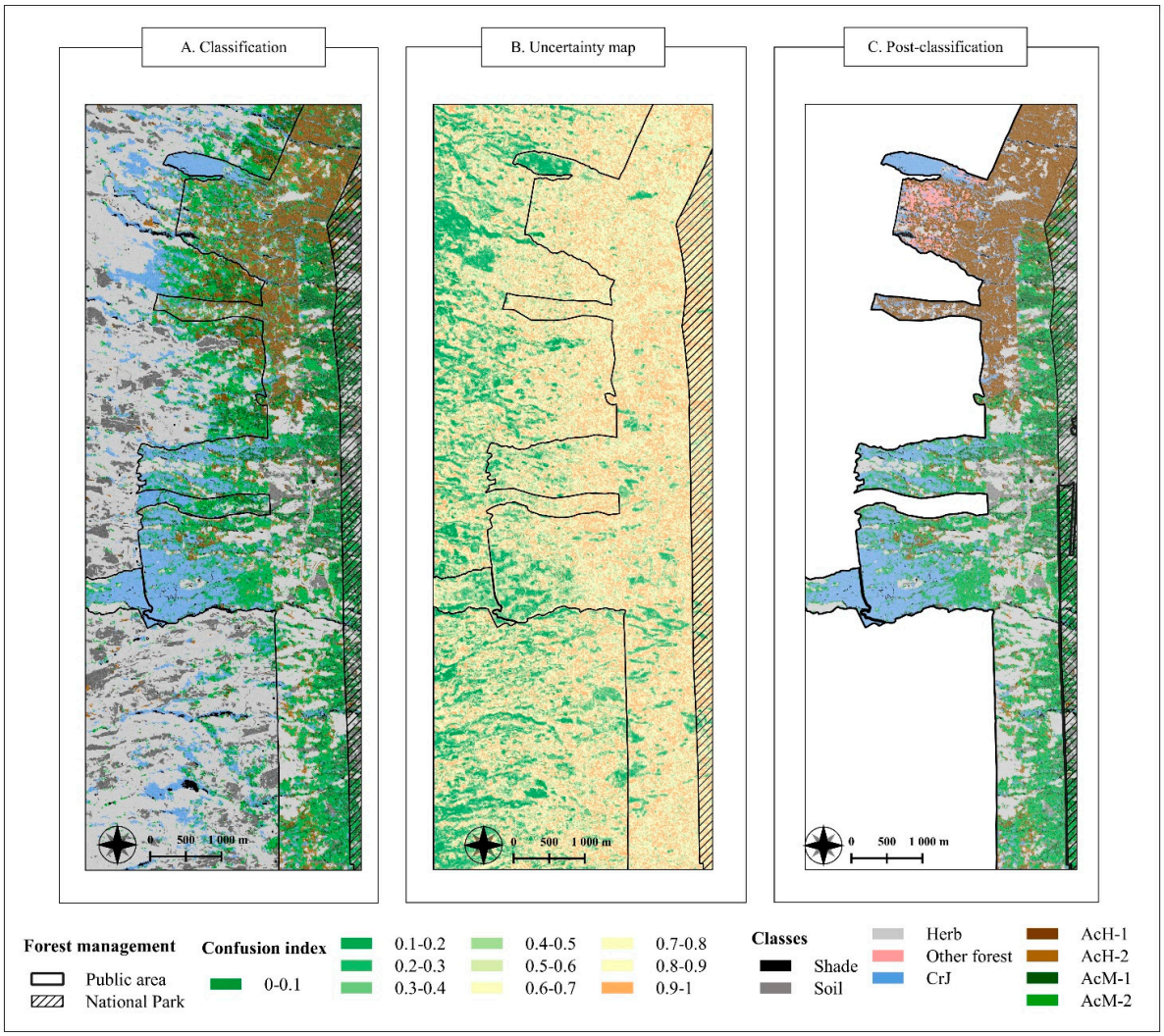


Figure 4. Confusion index (**A**) and forest land cover maps obtained from the classification (**B**) and post-classification (**C**) steps.

Regarding the private areas, the soil and herbaceous classes cover large areas due to the presence of agricultural land, meadows, and pastures. The spatial distribution of forest (mainly located near the border of the public area) and non-forest objects is globally relevant and confirmed by the accuracy indicators. Patches of CrJ may be representative of small private plantations, and patches of AcM close to herbaceous areas may be representative of *Acacia mearnsii* dissemination by the agricultural lands. However, the detailed distribution of the forest stand from the classification should be considered with caution since there has been no field validation of the private domain.

3.1.4. Uncertainty Map and Post Classification

Figure 4B shows the uncertainty map, as defined by the calculation of the CI. As identified in the confusion matrix, the AcM and AcH classes have the highest CI values in both the private and public areas, whereas the non-forest classes and the CrJ class have low CI values. Objects classified with high uncertainty (CI > 0.9) represent 5% of the classification objects. They are mainly located in the northern part of the public area (Figure 4B), where the absence of *Acacia mearnsii* forest stands was confirmed by foresters. *Acacia mearnsii* objects with high uncertainty (CI > 0.9) in this area, therefore, were reclassified as "other forest" (Figure 4C). For the AcM-2 class in the public area, objects with high uncertainty (CI > 0.9) were also present in the western part of the public area, where confusion with the CrJ class occurred.

The post-classification map (Figure 4C) is linked to the uncertainty map since the decisions were made (see Section 2.3.5) according to the confusion indices. The rules used to reclass the objects with high CI values allowed us to better distinguish the sectors dominated by *Acacia heterophylla* (in the northern part of the public area), *Cryptomeria japonica* (in the western part of the area), and *Acacia mearnsii* (in the eastern and southern parts of the area).

3.2. Accessibility of Acacia mearnsii Forest Stands

In this section, we present the results obtained by applying the processing chain on a single test area where the main *Acacia mearnsii* stands were confirmed (AcM-1 and AcM-2), first according to a standard scenario, then with different values of the slope threshold (s_2) and distance threshold (d_{max}) for defining the accessible areas suitable for exploitation.

3.2.1. *Acacia mearnsii* Accessible Areas According to a Standard Scenario

The results allow one to measure the distribution of areas occupied by AcM in the burned area, according to a standard scenario that refers to the conventional technical operating constraints (Table 4). Among the 637 ha of AcM patches located in the burned area, 34% are located in areas that are not suitable for exploitation, namely in the National Park, in ravines, or on steep slopes (i.e., greater than 30%). The remaining areas are equally divided between intermediate slope and gentle slope areas. The latter areas (*Acacia mearnsii* on gentle slope, i.e., suitable areas with slopes under 25%) represent 204 ha (32% of the initial area) and are all considered accessible (at a distance d_{max} less than 1 km from forest tracks) when the distance calculation was based on the Euclidean distance method. However, when the cost distance calculation method that considers ground obstacles (barriers, high slopes) was applied, only 121 ha (19% of the initial surface), mostly composed of AcM-2 stands, are considered accessible for forestry operations. This difference in the results between the two distance calculation methods is discussed further in the next section.

The different steps followed to assess the accessibility are illustrated in Figure 5. When applying the Euclidian distance method, all areas appear as accessible for exploitation. When applying the cost distance method, the topographic constraints (barriers and steep slopes) result in increased distances separating the suitable areas for exploitation from the forest roads. Consequently, the difference in the areas assessed by these two methods (as illustrated in Table 4) corresponds to areas potentially suitable for exploitation but isolated due to the topographic constraints. At the end of the process, the map obtained allows for

Acacia mearnsii stands accessible for mechanized exploitation to be located. In the test zone, the distribution of these stands is heterogeneous, with the most important stands being located in the south and in the central part of the zone.

Table 4. Estimation of *Acacia mearnsii* surface areas according to stand types, location of barriers, slope, and accessibility.

		Barriers and Slope Characterization s_1 = 50%; s_2 = 25%			Accessibility Assessment d_{max} = 1000 m	
Acacia mearnsii **(AcM)**	**Burned Area (ha)**	**Barrier and Steep Slope (ha)**	**Intermediate Slope (ha)**	**Gentle Slope (ha)**	**Euclidean Distance (ha)**	**Cost Distance (ha)**
AcM-1	221	112	60	49	49	22
AcM-2	416	102	159	155	155	99
Total	637	214 (34%)	219 (34%)	204 (32%)	204 (32%)	121 (19%)

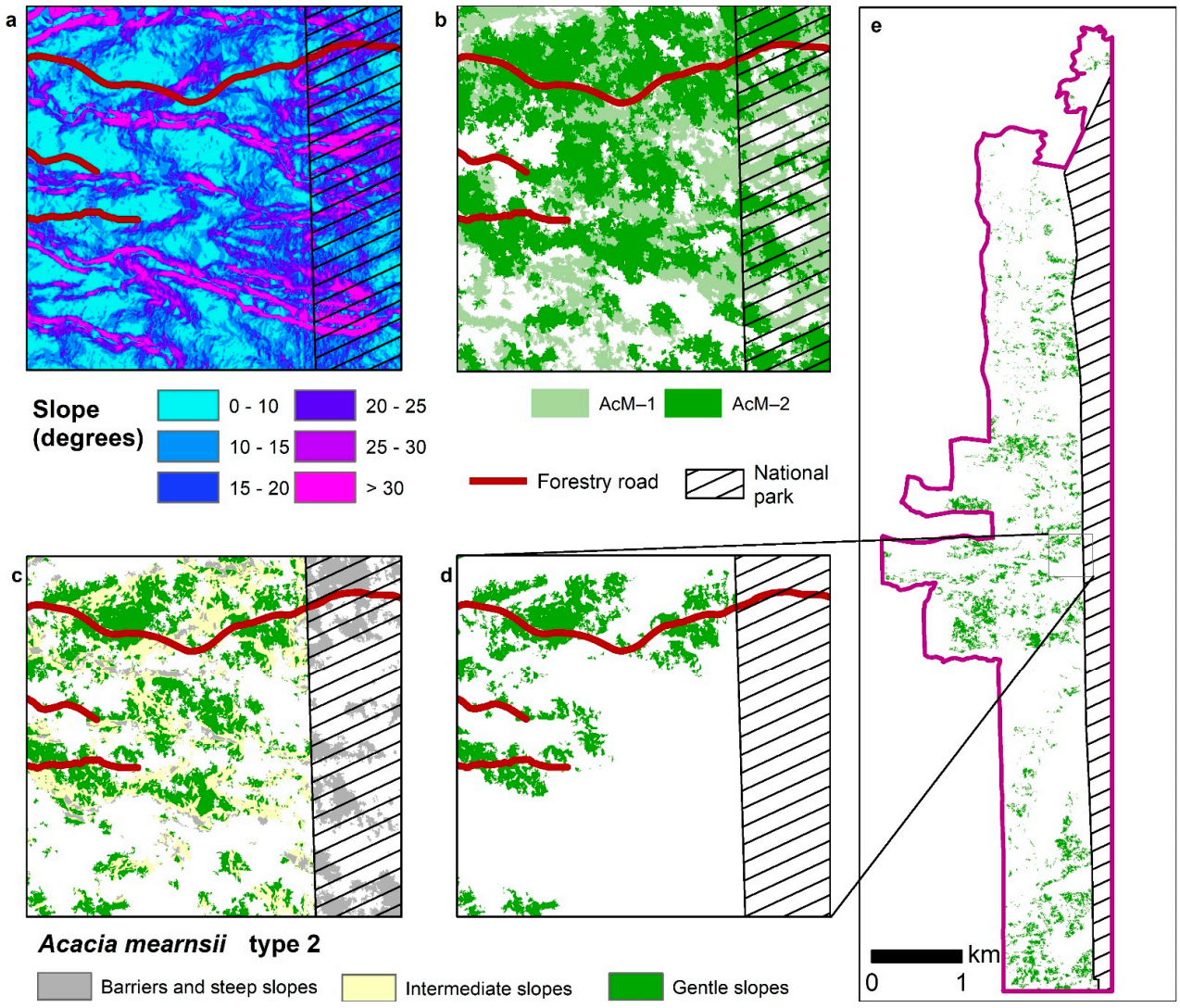


Figure 5. Mapping *Acacia mearnsii* areas suitable for mechanized exploitation. Based on barriers and slope values (**a**), *Acacia mearnsii* stands (**b**) are classified to identify AcM-2 stands on gentle slopes (**c**), and accessible from forestry roads (**d**). In the entire test zone (**e**), *Acacia mearnsii* suitable for mechanized exploitation represents 15.5% of the original forest surface areas.

3.2.2. Assessment of Mechanizable Areas: Distance to Existing Roads and Sensitivity to Slope Threshold

Depending on economic constraints, the maximum distance over which forest stands can be harvested may vary. The developed processing chain allows one to evaluate the areas occupied by *Acacia mearnsii* stands by considering different exploitation scenarios, namely with different values of d_{max}. It also highlights the impact of the distance calculation method (Euclidean or cost distance) on the estimations of the surface areas, as illustrated in Figure 6.

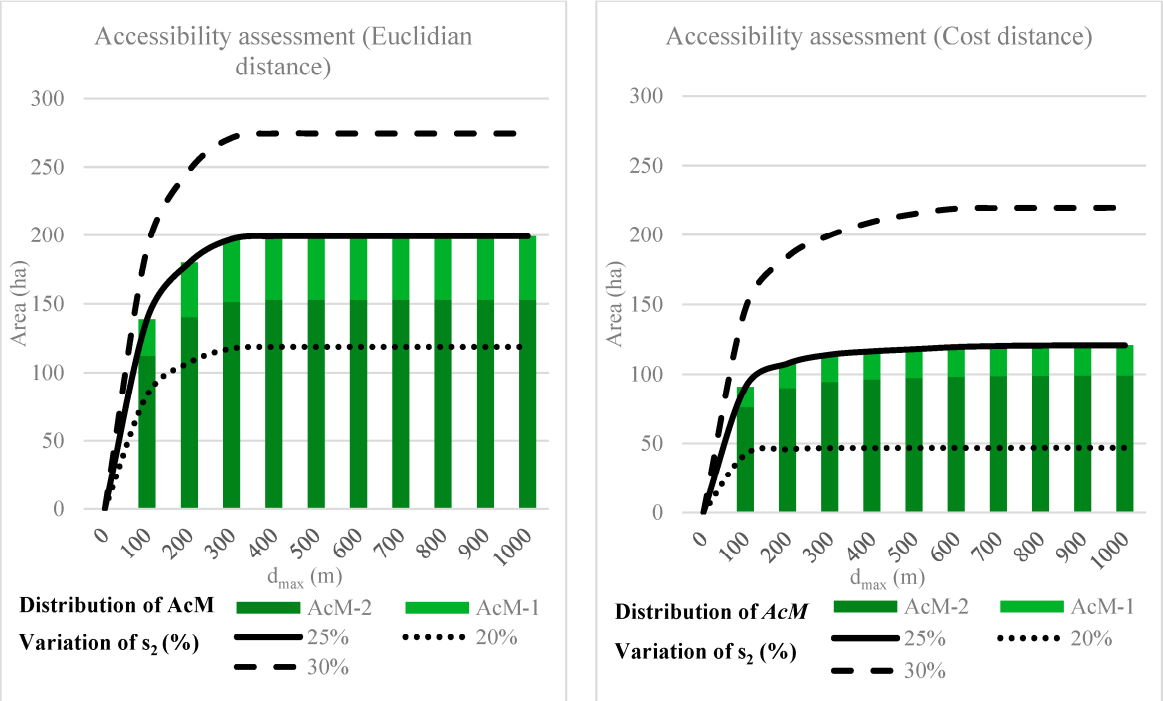


Figure 6. Accessibility of *Acacia mearnsii* stands estimated by the GIS processing chain, with as slope parameters s_1 = 50% and the variation of s_2 between 20 and 30%. The accessible areas were assessed using the Euclidian distance calculation method (**left panel**) and the cost distance method (**right panel**).

The Euclidian distance assessment located almost all of the *Acacia mearnsii* stands within 400 m of the forest road. It also identified 90% of these forests stands within 200 m of the road. At this distance, 86% of the suitable area with AcM-1 and 92% of the suitable area with AcM-2 are accessible. For a given d_{max}, the surface areas of AcM ($d < d_{max}$) calculated with the cost distance method are logically lower than those calculated with Euclidean distance, since obstacles were taken into account and increased the real distance to roads. The difference observed (as mentioned in the previous section) is significant. This proves that, in such a rugged terrain context, the Euclidian distance method is not relevant and may result in assessment errors. With the Euclidian method, 58% of the suitable area with AcM is accessible within 400 m, and the entire accessible forest stand is located within 700 m of the forest road.

Figure 6 also shows the sensitivity of the accessibility assessment, using either the Euclidian or cost distance approach, to the s_2 slope parameter. With the Euclidian approach, all of the AcM-1 and AcM-2 stands are accessible within 400 m of the roads, while there are almost half as many with the cost method. With the latter, the variation of s_2 from 20% to 30% changes the accessibility assessment. With s_2 = 20%, 39% of the areas suitable for exploitation are located at a cost distance of less than 400 m from the secondary roads. With s_2 = 30%, this concerns 76% of the area suitable for exploitation, and the maximum accessible area is 600 m from the secondary roads.

4. Discussion

In order to adapt forest stand management strategies, it is necessary to have precise knowledge of their spatial distribution [24]. In our study, we proposed a general framework to generate this knowledge by combining remote sensing and GIS techniques. Often used but rarely combined to assess the accessibility of deposits and answer management and exploitation questions, our approach aims to use these techniques to locate and characterize the exploitable cover of *Acacia mearnsii* in the Western Highland Region.

4.1. Detection of Acacia mearnsii Using Remote Sensing

Among the remote sensing techniques available, we chose to use object-oriented classification of a Pleiades image using the RF method and performed a post-classification based on an uncertainty indicator. In addition to mapping the main forest stands, the objective was to highlight the existing areas occupied by *Acacia mearnsii*.

In our study, we used an image captured by the Pleiades 1B satellite. This choice has the advantage of developing methods for very high-spatial-resolution remote sensing. However, various disadvantages also arise. These may include acquisition costs, the image swath, or the dimensionality of the spectral bands. Other sources of satellite imagery can help overcome these limitations. Sensors such as the Landsat 8 and Sentinel 2 have the advantage of providing open and freely available data for various regions of the world. However, their spatial and temporal resolution may also be inadequate, especially in tropical environments where cloud cover can hinder the quality of image acquisition. Therefore, we can say that the choice of image relies on compromises between the costs and acquisition conditions, and it is particularly important to develop protocols tailored to input data to create relevant and reliable classification models.

The classification model gave satisfactory results, both statistically and cartographically. The model effectively produced an overall accuracy of 88% and gave rise to a spatial distribution of the different classes that is broadly in line with reality. The RFE algorithm played an essential role in the classification. By analyzing the weight of each of the variables used in the classification model, it identified the most relevant ones. From the different groups of indices, this selection of channels raised the importance of combining spectral and textural information in the classification of the different objects in our study area.

However, the object-oriented approach contributed to the performance of the classification model. Although the segmentation involved a division of the study area into four sub-areas and required a long computation time, it made it possible to delimit homogeneous and small pixel groups while avoiding the noise induced by a pixel-oriented approach. When compared to a pixel-oriented approach carried out in the same study area [28], the object-oriented approach gave better results both globally and locally.

In addition to producing a classification of the main forest stands, we also produced a classification uncertainty map. Although rarely highlighted in the literature [45], this intermediate step to classification and post-classification provided the opportunity to identify features that were unlikely to be classified, and by extension, to visualize the areas where uncertainties are most pronounced. By facilitating the correction of the classification, this approach also presented the advantage of identifying points of uncertainty between the field and the maps generated.

By enabling us to locate the main forest stands, our protocol lays the foundations for monitoring the evolution of different land uses, and in particular, *Acacia mearnsii*. Identified as the main resource for a future wood energy industry, straight stands (AcM-2) are more easily managed by foresters than tangled stands (AcM-1). The main challenge was, therefore, to distinguish these two types of stands. The object-oriented method, supplemented by post-classification, thus, gave interesting results in distinguishing these classes faithfully locating their spatial distribution and giving a total area close to that quantified by the foresters. However, these maps are perfectible and might be improved, with adequate data, by testing other classification schemes based on multi-temporal analysis [20,41] or classification algorithms as deep learning methods [46].

4.2. Assessing the Accessibility of an Invasive Alien Species to Be Exploited in a Wood Energy Chain

In order to distinguish forest stands suitable for exploitation from existing stands, it is necessary to consider factors related to accessibility. Hence, there is a need to use several data sources and process them in a GIS.

In our study, we identified two constraints of exploitation. First, exploitation is prohibited in biodiversity conservation areas, i.e., the National Park. For *Acacia mearnsii* in particular, other management methods are envisaged in order to prevent invasion and preserve the surrounding endemic forests. However, these management methods do not apply to the public domain outside of the National Park. In this area, where exploitation is allowed, the main limitation is the topography of the terrain. Exploitation of forest stands located in ravines or on steep slopes requires special forestry equipment for cutting and skidding [47]. In order to distinguish existing stands from those located in areas unsuitable for exploitation, we, therefore, considered constraints related to forest management and topography. However, other exploitation constraints, and in particular, constraints related to IAS, could have been considered, such as the presence of private domains, watercourses, or urban or agricultural objects.

To cope with the variability in the data reflecting the exploitation factors, we developed a processing chain that can be modulated by users. In our applications, the hydrographic network and forest roads are datasets whose entities take the form of polylines. To consider the width of these spatial objects, we implemented a buffer zone tool whose distance is parameterizable by users of the processing chain. In this way, users can set a value according to their knowledge of the terrain and use their own study data in the place of ours. This approach is also essential for slope characterization. In the processing chain, we implemented the scalable parameters s_1 and s_2, differentiating among steep, intermediate, and gentle slopes. In this way, it was possible to characterize the exploitation areas and their access, depending on the values assigned to s_1 and s_2. We carried out two applications of our processing chain. With the parameterization set out in Table 4, we observed an additional 21 ha of AcM distributed on gentle slopes. Figure 6 shows that these patches follow a linear trend and that they are mostly distributed on slopes with gradients between 20 and 25%. These results, therefore, highlight the importance of observing the spatial distribution of the forest stand in order to measure the areas suitable for exploitation.

Our approach also aimed to assess the accessibility of areas suitable for exploitation. Instead of choosing time as a measure of proximity, we opted for distance, and compared two calculation methods. Our results show, first, that the amount of accessible surface stabilizes at 500 m, regardless of the calculation method. Second, the surface areas calculated by the cost-based calculation approach the surface areas reached by the Euclidean calculation when s_2 was fixed at 30%. These results raise the question of the quality of the data sources since they are sensitive to the slope data, as shown by Dupire et al. [33] in their study. From a spatial resolution of 1 m, the cartographic precision allowed us to test the slope values corresponding to the capacity of the exploitation equipment, whereas data with less fine spatial resolution would have led us to decrease the slope values tested to assess the areas suitable for exploitation. The results also show that the majority of the accessible areas are close to forest roads, despite the obstacles to exploitation, and that the remaining accessible areas are small. They also indicate that the slope and the constraints applied to the processing chain are sufficient to identify the areas accessible for exploitation. In particular, the processing chain developed in GIS offers the possibility of simply varying the values of the parameters. Other accessibility criteria linked to topography and/or forest management could also be integrated to provide other elements for characterizing accessible areas.

Our approach led us to evaluate the accessibility of areas occupied by AcM-1 and AcM-2. These forest stands respond to two distinct exploitation methods. Manual exploitation is recommended for AcM-1 stands, as their structure is so entangled that it requires gradual penetration of the stand to implement exploitation procedures. On the other hand,

mechanized exploitation is recommended for AcM-2 stands, whose structure facilitates the movement and stabilization of forestry machines. By enabling the accessibility of these two types of stands to be assessed, our processing chain can thus locate and quantify the accessible areas according to the parameters given by the user.

5. Conclusions

This article presents the results obtained to (i) highlight the existing forest stands in the Western Highland Region and (ii) distinguish these forest stands from the accessible forest stands within the framework of the development of a wood energy sector. Our methodology consisted of mapping the main forest stands using object-oriented remote sensing techniques, and then mapping the accessible forest stands while taking into account the criteria favorable and unfavorable for their exploitation, i.e., restrictions, ravines, slopes, and proximity to the road, using techniques developed under GIS. In particular, we focused on the forest stands of *Acacia mearnsii*, an invasive alien species, spread over private, public, and protected areas. The originality of our methodology is combining remote sensing and GIS techniques to locate and quantify existing and accessible *Acacia mearnsii* forest stands for the implementation of a wood energy chain. The main challenge was processing spatial data from different sources. Particular attention was paid to the cartographic accuracy of the classification and post-classification products, as well as the spatial resolution of the input and output data of the processing chain we developed. In the future, the availability of satellite images with very high spatial resolution and the integration of other spatial data characteristic of the exploitation could contribute to the identification of accessible forest stands in a wood sector, alongside the learning and evaluation models developed in this study.

Supplementary Materials: The following supporting information can be downloaded at: https://www.mdpi.com/article/10.3390/f14102030/s1, Table S1: Characteristics of training and validation datasets; Table S2: Confusion matrix of the pixel-based classification (source: 2021 [28]); Table S3: Accuracy indicators of the post-classification; Figure S1: Accuracy for *n* selected variables of the classification model; Figure S2: Variables of the classification model ranked by importance.

Author Contributions: H.B.D.: Methodology, software, validation, formal analysis, investigation, writing—original draft, writing—review and editing, visualization. F.B.: Methodology, investigation, writing—review and editing, supervision. A.T.: Methodology, investigation, writing—review and editing, supervision. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: We thank the Conseil Départemental de La Réunion, the Conseil Régional de La Réunion, the French Ministry of Agriculture and Food, the European Union (FEADER program, grant n°AG/974/DAAF/2016-00096, and FEDER program, grant n°GURTDI 20151501-0000735), and Cirad for funding the present work within the framework of the project "Services et impacts des activités agricoles en milieu tropical" (Siaam/CAPTerre).

Data Availability Statement: All data (georeferenced database, forest maps, confusion matrix) can be accessed via the Dataverse data repository (http://dataverse.cirad.fr, accessed on 26 September 2023).

Acknowledgments: The work was based on Pleiades images provided by the Kalideos program (funded by CNES) and DEM data provided by the AWARE web platform of CIRAD. We would like to express our gratitude to the National Forestry Office and CIRAD unit teams (BioWooEB, TETIS) for their contributions to the methods and results presented in this article.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest. The funders had no role in the design of the study; in the collection, analyses, or interpretation of data; in the writing of the manuscript; or in the decision to publish the results.

References

1. Zambelli, P.; Lora, C.; Spinelli, R.; Tattoni, C.; Vitti, A.; Zatelli, P.; Ciolli, M. A GIS decision support system for regional forest management to assess biomass availability for renewable energy production. *Environ. Model. Softw.* **2012**, *38*, 203–213. [CrossRef]
2. UICN. *La Valorisation Socio-Économique Des Espèces Exotiques Envahissantes Établies en Milieux Naturels: Un Moyen de Régulation Adapté? Première Analyse et Identification de Points de Vigilance*; UICN: Fontainebleau, France, 2018; p. 84.
3. FAO. *Le Bois-Énergie Dans la Région de la CEE: Données, Tendances et Perspectives en Europe, Dans la Communauté d'États Indépendants et en Amérique du Nord*; Etudes de Genève sur le Bois et la Forêt de la CEE/FAO; Nations Unies: Genève, Switzerland, 2019.
4. Tassin, J. *Dynamique et Conséquences de l'Invasion des Paysages Agricoles des Hauts de la Réunion par Acacia mearnsii de Wild*; Université Toulouse III—Paul Sabatier: Toulouse, France, 2002.
5. Cadet, T.; Quézel, P. *La Végétation de l'île de la Réunion: Étude Phytoécologique et Phytosociologique*; University of Aix-Marseille: Marseille, France, 1977; 147p.
6. Souza-Alonso, P.; Rodríguez, J.; González, L.; Lorenzo, P. Here to stay. Recent advances and perspectives about Acacia invasion in Mediterranean areas. *Ann. For. Sci.* **2017**, *74*, 55. [CrossRef]
7. Searle, S.D. Acacia mearnsii de Wild (Black Wattle) in Australia. In *Black Wattle and Its Utilisation*; Rural Industries Research and Development Corporation: Canberra, Australia, 1997.
8. Benoist, A.; van de Steene, L.; Broust, F.; Helias, A. Enjeux environnementaux du développement des biocarburants liquides pour le transport. *Sci. Eaux Territ.* **2012**, *7*, 66–73. [CrossRef]
9. Tassin, J.; Balent, G. Le Diagnostic d'invasion d'une essence forestière en milieu rural: *Acacia mearnsii* à la Réunion. *Rev. For. Française* **2004**, *56*, 132–142. [CrossRef]
10. ONF. Evaluation de la ressource mobilisable en bois energie. In *Le Bois Energie sur l'île de la Réunion*; Albioma, Office Nationale des Forets: Saint-Denis, Reunion, France, 2018.
11. PPE. *Programmation Pluriannuelle de l'Energie Pour la Réunion*; Region Reunion, Prefecture de la Réunion: Saint-Denis, Reunion, France, 2016.
12. Frombo, F.; Robba, M.; Rosso, F.; Sacile, R. Planning woody biomass logistics for energy production: A strategic decision model. *Biomass Bioenergy* **2009**, *33*, 372–383. [CrossRef]
13. Vis, M.; Berg, D. *Harmonization of Biomass Resource Assessments, Volume I, Best Practices and Methods Handbook*; Biomass Energy Europe: Friburg, Germany, 2010.
14. Woo, H.; Acuna, M.; Cho, S.J.; Park, J. Assessment Techniques in Forest Biomass along the Timber Supply Chain. *Forests* **2019**, *10*, 1018. [CrossRef]
15. White, J.C.; Coops, N.C.; Wulder, M.A.; Vastaranta, M.; Hilker, T.; Tompalski, P. Remote Sensing Technologies for Enhancing Forest Inventories: A Review. *Can. J. Remote Sens.* **2016**, *42*, 619–641. [CrossRef]
16. Kumar, L.; Sinha, P.; Taylor, S.; Alqurashi, A. Review of the use of remote sensing for biomass estimation to support renewable energy generation. *J. Appl. Remote Sens.* **2015**, *9*, 097696. [CrossRef]
17. Piiroinen, R.; Heiskanen, J.; Maeda, E.; Viinikka, A.; Pellikka, P. Classification of Tree Species in a Diverse African Agroforestry Landscape Using Imaging Spectroscopy and Laser Scanning. *Remote Sens.* **2017**, *9*, 875. [CrossRef]
18. Paz-Kagan, T.; Silver, M.; Panov, N.; Karnieli, A. Multispectral Approach for Identifying Invasive Plant Species Based on Flowering Phenology Characteristics. *Remote Sens.* **2019**, *11*, 953. [CrossRef]
19. Joshi, C.; De Leeuw, J.; Van Duren, I. Remote sensing and GIS applications for mapping and spatial modeling of invasive species. *Proc. ISPRS* **2004**, *35*, B7.
20. Masemola, C.; Cho, M.A.; Ramoelo, A. Sentinel-2 time series based optimal features and time window for mapping invasive Australian native Acacia species in KwaZulu Natal, South Africa. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2020**, *93*, 102207. [CrossRef]
21. Anaya, J.A.; Chuvieco, E.; Palacios-Orueta, A. Aboveground biomass assessment in Colombia: A remote sensing approach. *For. Ecol. Manag.* **2009**, *257*, 1237–1246. [CrossRef]
22. Helmer, E.H.; Ruzycki, T.S.; Benner, J.; Voggesser, S.M.; Scobie, B.P.; Park, C.; Fanning, D.W.; Ramnarine, S. Detailed maps of tropical forest types are within reach: Forest tree communities for Trinidad and Tobago mapped with multiseason Landsat and multiseason fine-resolution imagery. *For. Ecol. Manag.* **2012**, *279*, 147–166. [CrossRef]
23. Oumar, M.S.; Peerbhay, K.Y.; Germishuizen, I.; Mutanga, O.; Oumar, Z. Detecting canopy damage caused by Uromycladium acaciae on South African Black Wattle forest compartments using moderate resolution satellite imagery. *S. Afr. J. Geomat.* **2019**, *8*, 69–83. [CrossRef]
24. Chekchaki, S.; Beddiar, A.; Djalil Zaafour, M. Cartographie par télédétection des milieux envahis par *Acacia mearnsii* de Wild. dans l'extrême Nord-Est algérien. *Bois For. Trop.* **2020**, *343*, 5–16. [CrossRef]
25. Masemola, C.; Cho, M.A.; Ramoelo, A. Assessing the Effect of Seasonality on Leaf and Canopy Spectra for the Discrimination of an Alien Tree Species, *Acacia mearnsii*, From Co-Occurring Native Species Using Parametric and Nonparametric Classifiers. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2019**, *57*, 5853–5867. [CrossRef]
26. Arasumani, M.; Singh, A.; Bunyan, M.; Robin, V.V. Testing the efficacy of hyperspectral (AVIRIS-NG), multispectral (Sentinel-2) and radar (Sentinel-1) remote sensing images to detect native and invasive non-native trees. *Biol. Invasions* **2021**, *23*, 2863–2879. [CrossRef]

27. Peerbhay, K.Y.; Mutanga, O.; Ismail, R. Investigating the Capability of Few Strategically Placed Worldview-2 Multispectral Bands to Discriminate Forest Species in KwaZulu-Natal, South Africa. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* **2014**, *7*, 307–316. [CrossRef]
28. Bley-Dalouman, H.; Broust, F.; Prevost, J.; Tran, A. Use of very high spatial resolution imagery for mapping wood energy potential from tropical managed forest stands, Reunion Island. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* **2021**, *XLIII-B3-2021*, 189–194. [CrossRef]
29. Wang, D.; Wan, B.; Qiu, P.; Su, Y.; Guo, Q.; Wu, X. Artificial Mangrove Species Mapping Using Pléiades-1: An Evaluation of Pixel-Based and Object-Based Classifications with Selected Machine Learning Algorithms. *Remote Sens.* **2018**, *10*, 294. [CrossRef]
30. Blaschke, T. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2010**, *65*, 2–16. [CrossRef]
31. Massetti, A.; Sequeira, M.M.; Pupo, A.; Figueiredo, A.; Guiomar, N.; Gil, A. Assessing the effectiveness of RapidEye multispectral imagery for vegetation mapping in Madeira Island (Portugal). *Eur. J. Remote Sens.* **2017**, *49*, 643–672. [CrossRef]
32. Vainio, P.; Tokola, T.; Palander, T.; Kangas, A. A GIS-based stand management system for estimating local energy wood supplies. *Biomass Bioenergy* **2009**, *33*, 1278–1288. [CrossRef]
33. Dupire, S.; Bourrier, F.; Monnet, J.-M.; Berger, F. Sylvaccess : Un modèle pour cartographier automatiquement l'accessibilité des forêts. *Rev. For. Française* **2015**, *70*, 111–126. [CrossRef]
34. Tucker, C.J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sens. Environ.* **1979**, *8*, 127–150. [CrossRef]
35. Kriegler, F.J.; Malila, W.A.; Nalepka, R.F.; Richardson, W. Preprocessing Transformations and Their Effects on Multispectral Recognition. *Proc. VI Int. Symp. Remote Sens. Environ.* **1969**, *2*, 97.
36. McFeeters, S.K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *Int. J. Remote Sens.* **1996**, *17*, 1425–1432. [CrossRef]
37. Gamon, J.A.; Surfus, J.S. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer. *New Phytol.* **1999**, *143*, 105–117. [CrossRef]
38. Huete, A.R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sens. Environ.* **1988**, *25*, 295–309. [CrossRef]
39. Haralick, R.M.; Shanmugam, K.; Dinstein, I. Textural Features for Image Classification. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* **1973**, *SMC-3*, 610–621. [CrossRef]
40. Crespin-Boucaud, A.L.V.; Lo Seen, D.; Castets, M.; Bégué, A. Agriculturally consistent mapping of smallholder farming systems using remote sensing and spatial modelling. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* **2020**, *XLII-3/W11*, 35–42. [CrossRef]
41. Dupuy, S.; Gaetano, R.; Le Mezo, L. Mapping land cover on Reunion Island in 2017 using satellite imagery and geospatial ground data. *Data Brief* **2020**, *28*, 104934. [CrossRef]
42. Breiman, L. Random Forests. *Mach. Learn.* **2001**, *45*, 5–32. [CrossRef]
43. Cutler, A.; Cutler, D.; Stevens, J.R. Random forests. *Mach. Learn* **2011**, *45*, 157–176.
44. Congalton, R.G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sens. Environ.* **1991**, *37*, 35–46. [CrossRef]
45. Prasad, M.S.G.; Arora, M.K. Representing Uncertainty in Fuzzy Land Cover Classification: A Comparative Assessment. *J. Remote Sens. Technol.* **2015**, *3*, 34–45. [CrossRef]
46. Ienco, D.; Gaetano, R.; Dupaquier, C.; Maurel, P. Land cover classification via multitemporal spatial data by deep recurrent neural networks. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* **2017**, *14*, 1685–1689. [CrossRef]
47. Enache, A.; Kühmaier, M.; Visser, R.; Stampfer, K. Forestry operations in the European mountains: A study of current practices and efficiency gaps. *Scand. J. For. Res.* **2016**, *31*, 412–427. [CrossRef]

Disclaimer/Publisher's Note: The statements, opinions and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of MDPI and/or the editor(s). MDPI and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions or products referred to in the content.

Résumé

Dans le cadre de sa transition énergétique et écologique, l'Ile de La Réunion souhaite développer une filière bois énergie. *Acacia mearnsii* est l'un des principaux gisements identifiés. Cette espèce exotique envahissante forme de vastes peuplements inégalement répartis sur l'île, dont les modalités d'exploitation posent encore question du fait des fortes contraintes du territoire. La thèse a pour objectif global de développer un cadre méthodologique qui combine des approches spatiales (télédétection, SIG, modélisation) pour mieux évaluer la ressource mobilisable et les performances d'une future filière bois énergie. Dans un premier temps, une méthode de classification supervisée d'une image satellitaire à THRS a été développée et appliquée à l'échelle du massif des Haut Sous le Vent. Renforcées par une analyse des indicateurs de précision et d'un indice de confusion, les cartographies obtenues sont satisfaisantes à l'échelle du massif pour distinguer deux catégories d'*Acacia mearnsii*. Ensuite, une chaîne de traitement SIG a été appliquée à ces sorties cartographiques pour caractériser les principales contraintes d'exploitabilité des gisements. Enfin, une première ébauche de modèle, développée sous le langage OCELET, a permis d'identifier et caractériser les itinéraires d'approvisionnement d'une centrale électrique en bois énergie issu de ce massif. A titre exploratoire, ce modèle conduit à une première estimation d'impacts environnementaux (émissions GES) d'une chaîne d'approvisionnement.

As part of its energy and ecological transition, Réunion intends to develop a wood energy sector. Acacia mearnsii *is one of the main species identified. This invasive exotic species forms large stands that are unevenly distributed across the island, but the way in which they are exploited is still a matter of debate due to the severe constraints in the area. The overall aim of the thesis is to develop a methodological framework that combines spatial approaches (remote sensing, GIS, modelling) to better assess the mobilizable resource and the performance of a future wood energy sector. Initially, a method of supervised classification of a THRS satellite image was developed and applied to the* Haut Sous le Vent *forest. Reinforced by an analysis of precision indicators and a confusion index, the maps obtained are satisfactory at the scale of the massif for distinguishing two categories of* Acacia mearnsii*. A GIS processing chain was then applied to these map outputs to characterise the main constraints on the exploitability of the stands. Finally, an initial draft model, based on the OCELET language, was used to identify and characterise the supply routes for a power station using wood energy from this forest. On an exploratory basis, this model has led to an initial estimate of the environmental impact (GHG emissions) of a supply chain.*