



HAL
open science

Cartographie de la diversité spécifique forestière des milieux tempérés à partir d'imagerie hyperspectrale

Marc Lang, Max Ferriere, Florian de Boissieu, Xavier Briottet, Sophie Fabre,
David Sheeren, Jean-Baptiste Féret

► To cite this version:

Marc Lang, Max Ferriere, Florian de Boissieu, Xavier Briottet, Sophie Fabre, et al.. Cartographie de la diversité spécifique forestière des milieux tempérés à partir d'imagerie hyperspectrale. Spatial Analysis and GEomatics 2023, GDR MAGIS Méthodes et Applications pour la Géomatique et l'Information Spatiale; Centre de Recherche en Données et Intelligence Géospatiales de l'Université Laval (Québec), Jun 2023, Québec, Canada. pp.107-121. hal-04440898

HAL Id: hal-04440898

<https://hal.inrae.fr/hal-04440898>

Submitted on 6 Feb 2024

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

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



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License



Actes de la conférence Spatial Analysis and GEOmatics (SAGEO) 2023.

Éditeurs : Thierry Badard, Jacynthe Pouliot, Matthieu Noucher, Marlène Villanova-Oliver

ISBN : 978-2-9822061-0-6

Conférence coorganisée par le Centre de recherche en données et intelligence géospatiales (CRDIG) de l'Université Laval et le groupement de recherche CNRS MAGIS



Préambule

La conférence Spatial Analysis and GEomatics (SAGEO) 2023 s'est tenue à Québec, Qc, Canada du 5 au 9 juin 2023, sur le campus de l'Université Laval. SAGEO est la conférence internationale francophone en géomatique soutenue par le groupe de recherche CNRS MAGIS (<https://gdr-magis.cnrs.fr/>). L'objectif de SAGEO est de présenter les derniers travaux de recherche en géomatique et en analyse spatiale.

Cette édition de SAGEO a été organisée par le Centre de Recherche en Données et Intelligence Géospatiales (CRDIG) de l'Université Laval.

En plus de conférences, SAGEO a permis la tenue de 7 ateliers thématiques et l'organisation de l'assemblée générale du GDR MAGIS. Des visites dans 2 institutions québécoises (Communauté Métropolitaine de Québec et Centre de simulation et d'expertise maritime) en lien avec les technologies géospatiales ont été organisées.

Thierry Joliveau était le conférencier invité de cette édition de la conférence et a présenté une synthèse des travaux qu'il a réalisés durant sa riche et intense carrière au sujet des « techniques, pratiques et imaginaires de la géo-numérisation. Les objets culturels en géomatique ».

La liste des thèmes d'intérêt pour cette édition de la conférence était :

- Capteurs et Internet des objets
- Acquisition de données spatiales : topographie, positionnement et navigation par satellites, géo-senseurs...
- Géographie participative (VGI), Collaboration, participation, médiation, modélisation d'accompagnement
- Modélisation conceptuelle de données spatiales et temporelles
- Structure de données spatiales et algorithmique géométrique, modélisation des relations spatiales
- Modélisation, représentations et dynamiques urbaines
- Modélisation et simulation de systèmes complexes, couplage de modèles
- Intégration, fusion multi-échelle, généralisation
- Incertitude, modélisation et gestion de l'incertitude, propagation des erreurs, analyse de sensibilité
- Web sémantique et ontologies spatio-temporelles
- Données spatiales massives, Spatial Big Data
- Bases et entrepôts de données spatiales, fouille/forage de données, (S)OLAP...
- Géospatial et apprentissage machine
- Indexation, traitement et optimisation de requêtes spatiales et temporelles
- Infrastructures de données spatiales, interopérabilité, métadonnées
- Services web géographiques
- Raisonnement spatial, raisonnement temporel

- Fouille de données spatiales et temporelles
- Extraction et recherche d'information géographique
- Calculs hautes performances en géomatique
- Algorithmes distribués et parallèles pour l'Information géographique
- Géo-informatique en nuage
- Géolocalisation et analyse des déplacements
- Référentiels spatiaux : géodésie, gravimétrie, projections cartographiques...
- Télédétection, photogrammétrie et traitement d'images, LiDAR, observation de la Terre
- Analyse d'images et de vidéos, traitement de flux d'informations géographiques
- Géo-visualisation et cartographie dynamique, langages visuels, Webmapping
- Cognition spatiale : perception et appropriation de l'espace
- Mobilité des personnes, des objets et des systèmes, analyse de trajectoires, transports et flux
- Applications mobiles spatio-temporelles et services géolocalisés
- SIG 3D, jumeaux numériques
- SIG temps réel
- Analyse spatiale, géo-statistiques, modélisation de surfaces...
- Analyse d'erreurs, d'incertitudes et de sensibilité des données spatiales et temporelles
- Aide à la décision spatiale
- Dynamiques spatiales et Interactions
- Observatoire territorial, observatoire scientifique, observatoire de l'information géographique
- Approches critiques des sciences de l'information géographique
- etc.

Les domaines d'application concernaient :

- Écologie du paysage, environnement, gestion des ressources naturelles
- Aménagement et Gouvernance du Territoire
- Villes et communautés intelligentes
- Développement durable
- Urbanisme
- Energie
- Transport et mobilité
- Société et usages de l'information géographique
- Planification et géo-prospective
- Mers et océans, Gestion des zones côtières et des littoraux
- Prévention des risques et vulnérabilités
- Santé, Épidémiologie
- Changements climatiques
- Enseignement de la géomatique et de l'analyse spatiale

Tenue en format hybride (en présence et accès à distance possible), la conférence a rassemblé 98 personnes (80 en présence, 18 à distance), ce qui est un beau succès pour une édition de la conférence organisée à l'étranger.

Le comité de lecture composé de 45 experts de France et de Québec a eu à évaluer les 30 articles qui ont été soumis. Chaque article a été évalué par 2 membres du comité de lecture et 18 articles ont finalement été acceptés (soit un taux de 60% d'acceptation).

Les auteurs des 8 meilleurs articles ont été invités à soumettre une version étendue de leur papier pour considération dans un volume dédié aux Sciences de l'information géographique et les mesures environnementales du Journal of Interdisciplinary Methodologies and Issues in Science (JIMIS) : <https://jimis.episciences.org/page/vol-12>.

Les détails et le programme de la conférence SAGEO 2023 sont disponible en ligne à l'adresse <https://crdig.ulaval.ca/sageo2023/>.

Thierry Badard, Jacynthe Pouliot, Matthieu Noucher, Marlène Villanova-Oliver
Responsables du comité scientifique de SAGEO 2023

Comité d'organisation

- Éric Guilbert
- Frédéric Hubert
- Sonia Rivest
- Alexandre Gourret
- Guetchine Gaspard

Comité scientifique

- Thierry Badard, Université Laval
- Jacynthe Pouliot, Université Laval
- Matthieu Noucher, CNRS
- Marlène Villanova-Oliver, Université Grenoble Alpes

Comité de programme

- Nathalie Abadie (IGN, LATSIG)
- Mireille Batton-Hubert (LIMOS, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne)
- Yacine Bouroubi (Université de Sherbrooke)
- Carmen Brando (EHESS)
- Anne-Christine Bronner (CNRS, SAGE)
- Christophe Claramunt (Ecole navale de Brest, IRENav)
- Rodolphe Devillers (IRD, Espace-DEV)
- Jean Dubé (CRDIG, Université Laval)
- Bertrand Duménieu (EHESS)
- Pauline Dusseux (Université Grenoble Alpes, PACTE)
- Laurent Etienne (L@BISEN, Yncrea Ouest, Brest)
- Grégoire Feyt (Université Grenoble Alpes, PACTE)
- Pierre Gautreau (Université Paris 1 Panthéon Sorbonne, PRODIG)
- Jérôme Gensel (Université Grenoble Alpes, LIG)
- Mickaël Germain (Université de Sherbrooke)
- Marc Gervais (CRDIG, Université Laval)
- Charles Gignac (CRDIG, Université Laval)
- Arnaud le Guilcher (IGN, LATSIG)
- Françoise Gourmelon (CNRS, LETG)
- Baptiste Hautdidier (INRAE, ETTIS, Bordeaux)
- Pierre-Alexis Herrault (Université de Strasbourg, LIVE)
- Saeid Homayouni (INRS)
- Thierry Joliveau (Université St Etienne, EVS)
- Didier Josselin (CNRS, ESPACE, Avignon)

- Christian Larouche (CRDIG, Université Laval)
- Maud Loireau (IRD, Espace-DEV, Montpellier)
- Eric Masson (Université de Lille, TVES)
- Hélène Mathian (CNRS, EVS)
- Sehl Mellouli (CRDIG, Université Laval)
- Boris Mericskay (Univ. Rennes 2, ESO)
- André Miralès (INRAE, TETIS, Montpellier)
- Ludovic Moncla (INSA Lyon, LIRIS)
- Mir Mostafavi (CRDIG, Université Laval)
- Ana-Maria Olteanu-Raimond (IGN, LATSIG)
- Christine Plumejeaud (CNRS, Migrinter, Poitiers)
- François Pinet (INRAE, TSCF)
- Juste Rimbault (IGN, LATSIG)
- Sébastien Rey-Coyrehourcq (CNRS, IDEES)
- Stéphane Roche (CRDIG, Université Laval)
- Francis Roy (CRDIG, Université Laval)
- Anne Ruas (Université Gustave Eiffel, COSYS)
- Sylvie Servigne (INSA Lyon, LIRIS)
- David Sheeren (Institut National Polytechnique de Toulouse, DYNAFOR)
- Myriam Servières (Ecole centrale de Nantes, AAU)
- Brice Trouillet (Nantes Université, LETG)

Tables des matières

HedgeTools : une boîte à outils pour caractériser automatiquement les haies en milieu agricole. <i>David Sheeren, Gabriel Marques, Lewis Villierme, Jean-Baptiste Boissonnat, Guillaume Guebin, Marc Lang et Claude Monteil</i>	9
Caractérisation spatiale multiscalaire des agricultures contribuant à l’approvisionnement alimentaire de proximité. Propositions méthodologiques pour l’accompagnement de l’action publique de planification alimentaire. <i>Esther Sanz Sanz, Claude Napoléone et Michel Mouléry</i>	23
Proposition méthodologique pour identifier la limite spatiale ville-agriculture : Caractérisation de la rugosité du contour. <i>Michel Mouléry, Didier Josselin, Esther Sanz Sanz et Claude Napoléone</i>	38
ORL : une Ontologie des Relations de Localisation pour l’aide à la localisation de victimes en montagne lors d’un appel aux secours. <i>Mattia Bunel, Cécile Duchêne and Ana-Maria Olteanu-Raimond</i>	52
Qaujikairit, un outil d’information et d’alerte précoce sur les événements météorologiques pour les communautés nordiques du Nunavik. <i>Charles Gignac, Thierry Badard and Stéphane Voyer-Boutet, Jacynthe Pouliot et Richard Fortier</i>	64
Developing an Ontology-Based Framework to Select Geospatial Data for Natural Hazards Early Warning Systems (Case study: Nunavik, Québec, Canada). <i>Amirhossein Vahdat, Jacynthe Pouliot, Thierry Badard and Richard Fortier</i>	80
Cartographie lidar des biotopes terrestres, marins et intertidaux de l’atoll de Tetiaroa. <i>Benoit Stoll, Poeiti Tuheiava, Moana Badie and Lila De Oliveira</i>	95
Cartographie de la diversité spécifique forestière des milieux tempérés à partir d’imagerie hyperspectrale. <i>Marc Lang, Max Ferriere, Florian De Boissieu, Xavier Briottet, Sophie Fabre, David Sheeren and Jean-Baptiste Féret</i>	107
Cartographie des trajectoires maritimes incertaines du XVIIIème siècle. <i>Christine Plumejeaud-Perreau and Bernard Pradines</i>	122
Variation d’estimation de température selon les échelles administratives. <i>Didier Josselin, Matthieu Vignal, Nicolas Viaux, Delphine Blanke and Céline Lacaux</i>	137
Identifier le domaine public et son évolution : méthodologie d’analyse spatio-temporelle par traitements géomatiques en creux du cadastre. <i>Thibault Lecourt, Laure Casanova Enault and Didier Josselin</i>	152
Optimiser la localisation des services publics : Développement méthodologique et application à la Région SUD. <i>Quentin Godoye and Cyrille Genre-Grandpierre</i>	165
CentipedeRTK Le Real Time Kinematic collaboratif, low-cost et open source. <i>Ancelin Julien, Ladet Sylvie and Heintz Wilfried</i>	184

Unlocking Insights into Business Trajectories with Transformer-based Spatio-temporal Data Analysis. <i>Muhammad Arslan and Christophe Cruz</i>	198
Estimer un potentiel de regroupement de mobilité à partir de données spatio-temporelles. <i>Louissette Garcin, Didier Josselin, Sonia Chardonel, Mathilde Vernet and Jean-Baptiste Chesneau</i>	209
Cartographier pour le web avec la bibliothèque JavaScript `bertin`. <i>Nicolas Lambert, Timothee Giraud, Matthieu Viry and Ronan Ysebaert</i>	221
La partie immergée de l'information géographique : Analyse critique à travers le cas de la planification spatiale marine. <i>Juliette Davret and Brice Trouillet</i>	237
Pour un dialogue entre la géomatique et les humanités numériques : propositions pour contribuer à des pratiques géo-numériques critiques. <i>Juliette Morel and Baptiste Hautdidier</i>	251

Cartographie de la diversité spécifique forestière des milieux tempérés à partir d'imagerie hyperspectrale

Marc Lang¹, Max Ferriere², Florian de Boissieu², Xavier Briottet³, Sophie Fabre³, David Sheeren¹, Jean-Baptiste Féret²

1. DYNAFOR, Université de Toulouse, INRAe
24 chemin de Borde-Rouge - Auzeville, 31326 Castanet-Tolosane Cedex, France
marc.lang@toulouse-inp.fr

2. TETIS, Université de Montpellier, INRAe, CNRS, CIRAD
500 rue avenue Jean-François Breton, 34090 Montpellier

3. ONERA, Université de Toulouse, 2 avenue Edouard Belin, Toulouse, Cedex, France

RÉSUMÉ. Le développement de méthodes de suivi de la biodiversité est crucial pour endiguer l'érosion de la biodiversité en cours. Nous testons dans cette étude l'applicabilité d'une méthode d'estimation de la biodiversité non supervisée, basée sur l'hétérogénéité spatiale de l'information d'imagerie hyperspectrale. Des indices de diversité spectrale taxonomique α et β et de diversité spectrale fonctionnelle sont calculés et sont comparés à des indices de diversité issus d'inventaires terrain. Les indices de diversité spectrale taxonomique montrent globalement des corrélations élevées avec les indices mesurés sur le terrain pour la diversité α (ρ variant de 0.76 à 0.82) tandis que les corrélations pour les indices de diversité fonctionnelle sont plus variables (ρ variant de 0.45 à 0.63). Les cartes de diversité α montrent que la méthode permet bien de distinguer les peuplements en mélange des peuplements monospécifiques, tout en apportant une information à une échelle plus fine que la BD Forêt V2 de l'IGN. La méthode testée semble donc adaptée au suivi de la diversité taxonomique en milieu tempéré sans que toutefois le lien entre les informations spectrales et taxonomiques soit explicité.

ABSTRACT. The development of biodiversity monitoring methods is crucial to stem the ongoing erosion of biodiversity. In this study, we test the applicability of an unsupervised biodiversity estimation method, based on the spatial heterogeneity of hyperspectral imagery information. α and β taxonomic spectral diversity indices and functional spectral diversity indices are computed and compared to diversity indices from field surveys. Taxonomic spectral diversity indices show overall high correlations with field-measured indices for α diversity (ρ ranging from 0.76 to 0.82) whereas correlations for functional diversity indices are more variable (ρ ranging from 0.45 to 0.63). The α diversity maps successfully allow the discrimination of mixed stands from monospecific stands, while providing information at a finer scale than IGN BD Forêt V2. Hence, the tested method seems to be adapted to the monitoring of taxonomic diversity in temperate environments, without however explaining the link between spectral information and taxonomic diversity.

MOTS-CLÉS : Hyperspectral, Télédétection, classes spectrales, biodiversité, forêt tempérée.

1. Introduction

L'érosion accélérée de la biodiversité est l'une des principales sources de risques environnementaux au même titre que le changement global (Rockström *et al.*, 2009). Il est donc important de mettre en place des outils et systèmes permettant de fournir des informations sur cette biodiversité et son évolution, pour aider à son suivi, mieux comprendre les facteurs impactant cette biodiversité, et proposer des solutions permettant de réduire cette érosion (Niemelä, 2000). La biodiversité est un concept complexe, multidimensionnel, qui nécessite de prendre en compte et intégrer plusieurs niveaux d'information : du fonctionnement des individus à l'étendue et la distribution spatiale des écosystèmes, en passant par la diversité d'une population, et la composition floristique (Pereira *et al.*, 2013).

La télédétection est un outil particulièrement adapté pour le suivi répété et à large échelle de plusieurs composantes de la biodiversité (Vihervaara *et al.*, 2017). Différentes approches de suivi de la biodiversité par télédétection ont en effet été développées ces dernières années (Wang et Gamon, 2019). L'analyse de données d'imagerie hyperspectrales aéroportées a notamment démontré un fort potentiel pour accéder à des informations taxonomiques des milieux forestiers, par l'identification des espèces d'arbres à l'aide de méthodes de classification supervisée (Féret et Asner, 2013; Fassnacht *et al.*, 2016; Laybros *et al.*, 2019), mais aussi par des méthodes non supervisées s'appuyant sur l'hétérogénéité spatiale de l'information spectrale mesurable selon différentes approches, mise en relation avec des indices de diversité taxonomique (Féret et Asner, 2014; Laliberté *et al.*, 2020; Schweiger *et al.*, 2022). Parmi les différentes méthodes qui existent pour relier l'information spectrale à la diversité taxonomique des forêts, certaines s'appuient directement sur une information spectrale continue et un partitionnement de variance (Laliberté *et al.*, 2020), alors que d'autres utilisent une information spectrale discrétisée à l'aide de méthodes de clustering pour en déduire des indicateurs de diversité spectrale analogues aux indicateurs de diversité taxonomique (Féret et Asner, 2014). Si ces dernières méthodes ont plusieurs fois été testées avec succès dans un contexte de forêt tropicale très riche en espèces d'arbre (Féret et Asner, 2014 ; Schäfer *et al.*, 2016), peu d'études à notre connaissance ont été réalisées sur des forêts tempérées moins riches en espèces.

Dans le cadre de ce travail, nous nous intéressons ainsi à l'applicabilité d'une méthode se basant sur la discrétisation de l'espace spectral pour l'estimation de la diversité des forêts tempérées (Féret et Asner, 2014). Bien que non supervisée, cette méthode nécessite de définir le nombre de classes lors de la discrétisation de l'espace spectral. Nous supposons que la valeur de cet hyperparamètre dépend du contexte (tropical ou tempéré) dans lequel est appliquée la méthode et qu'il dépend en particulier du nombre total d'espèces présentes. Nous évaluerons ainsi les performances des indices de diversité spectrale estimés en les comparant à des indices issus d'inventaires forestiers, tout en faisant une analyse de la sensibilité de la méthode au nombre de classes défini par l'utilisateur.

2. Site d'étude et données

2.1. Forêt de Fabas

Le site d'étude est la forêt de Fabas (831 hectares) qui se situe en France dans le département de la Haute-Garonne. Ce massif forestier se caractérise par une diversité importante d'espèces d'arbres. Les relevés de la BD Forêt Version 2 de l'IGN (2007) mentionnent des nombreuses espèces de résineux (douglas, pins divers, épicéa, mélèze et sapin blanc) et la présence de feuillus en mélange, principalement des réserves de chênes et de hêtres. La forêt de Fabas contient ainsi des zones de peuplement très hétérogènes et d'autres plus homogènes.

2.2. Inventaires terrain

Une campagne d'inventaire terrain a été réalisée au cours des mois de mars, avril et juillet 2019. Quarante-quatre placettes de 40 m par 40 m, réparties sur l'ensemble du massif de Fabas, ont été inventoriées. Un relevé sur une placette a consisté à identifier les espèces d'arbre de la strate verticale la plus haute et leur recouvrement dans la placette. Un total de 18 espèces d'arbre a été relevé sur l'ensemble des inventaires avec quatre espèces dominantes représentant plus de 80% de l'abondance cumulée de toutes les placettes : le chêne (*Quercus*), le pin Douglas (*Pseudotsuga menziesii*), le charme (*Carpinus betulus*) et le sapin (*Abies alba*).

2.3. Images hyperspectrales

Les images hyperspectrales aériennes ont été acquises au-dessus de la zone d'étude le 15 septembre 2015 à 8:07 TU (temps universel) à 1287 m d'altitude par ciel clair, à l'aide des instruments HySpex VNIR-1600 et SWIR-320 aéroportés (Norsk Elektro Optikk AS, Lørenskog, Norvège). Les résolutions spatiales des images sont de 1 m et 2 m et les résolutions spectrales sont respectivement de 4,32 et 9,00 nm dans les domaines spectraux Visible/Proche-Infrarouge (VNIR, 400 - 1000 nm) et Infrarouge à courtes longueurs d'ondes (SWIR, 1000 - 2500 nm). Les images ont été produites en luminance et géoréférencées. L'image SWIR a été coregistrée sur la base de l'image VNIR en utilisant l'algorithme Gefolki (Brigot *et al.*, 2016). La méthode de correction atmosphérique Cochise (Poutier *et al.*, 2002) a été appliquée à l'image de luminance résultante pour obtenir une image en réflectance. Les images SWIR et VNIR ont ensuite été ré-échantillonnées à une résolution spatiale de 4 m en utilisant un filtre de voisinage le plus proche, afin de réduire les distorsions géométriques et de préserver les informations spectrales. L'image finale obtenue est une image en réflectance avec 409 bandes spectrales couvrant le domaine de réflexion (400 - 2500 nm) et une résolution spatiale de 4 m.

3. Méthode

3.1. Approche générale

Des indicateurs de diversité ont été estimés directement à partir des données d'imagerie hyperspectrale en appliquant la méthode développée par Féret et Asner (2014) et implémentée dans le package biodivMapR (Féret et de Boissieu, 2020). L'ensemble des traitements et analyses réalisés pour cette étude est présenté en Figure 1.

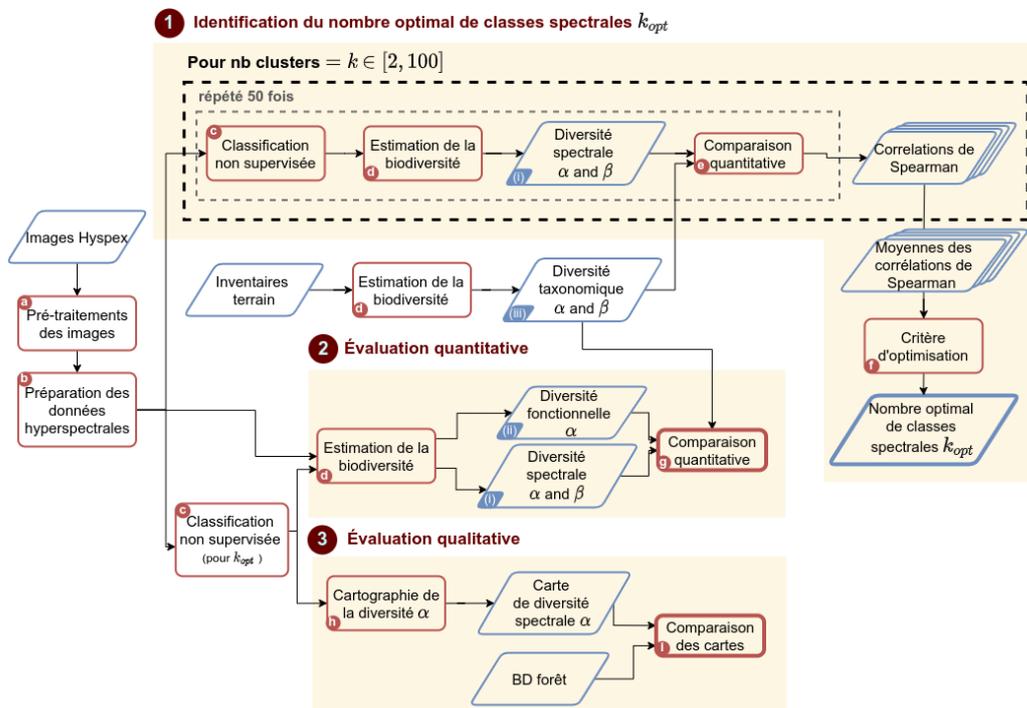


FIGURE 1. Diagramme de flux des traitements et analyses réalisés pour l'évaluation de la précision de l'estimation de la biodiversité forestière à partir d'imagerie hyperspectrale.

Plusieurs étapes de pré-traitement (traitements *a* et *b* dans la Figure 1) sont nécessaires avant le calcul des indicateurs de diversité spectrale (traitements *c* et *d* dans la Figure 1). Deux types d'indicateurs de diversité spectrale peuvent être calculés à partir de biodivMapR: i) les indicateurs associés aux composantes α et β de la diversité taxonomique décrits dans les publications présentant la méthode (annotés (i) dans la Figure 1), et ii) des indicateurs de diversité fonctionnelle décrits par Villeger *et al.* (2008) (annotés (ii) dans la Figure 1). Ces deux types d'indicateurs s'obtiennent à partir d'une séquence de traitement des données hyperspectrales commune, les indicateurs de diversité fonctionnelle se calculant directement à partir d'une information spectrale continue, alors que les indicateurs de diversité taxonomique

nécessitent une étape de clustering afin de déterminer des classes à partir de l'information spectrale continue. Ces classes sont appelées "espèces spectrales" dans l'article original de Féret et Asner (2014) et sont analogues aux "types optiques" définis par Ustin et Gamon (2010). Dans ce travail, nous nous référerons à la dénomination "classes spectrales" afin de ne pas causer une ambiguïté suggérant que la définition taxonomique d'une espèce puisse être associée directement à une classe issue du clustering de l'information spectrale.

Dans le cadre de ce travail, une première étape consiste à estimer le nombre de classes spectrales optimal associé à la classification non supervisée (Figure 1.1). Ensuite, nous comparons la diversité taxonomique α issue des données d'inventaire terrain (annotés *(iii)* dans la Figure 1) à la diversité spectrale α , et aux indicateurs de diversité fonctionnelle (richesse, équité et divergence fonctionnelles) (Figure 1.2). Enfin, la diversité α est cartographiée et la répartition spatiale de la diversité estimée est comparée avec la BD Forêt V2 afin d'étudier de manière qualitative la qualité des prédictions de diversité (Figure 1.3).

3.2. Estimation de la biodiversité à partir des inventaires terrain

Trois indices sont calculés pour décrire la diversité α et β :

- l'indice de diversité spécifique (S) qui comptabilise le nombre total d'espèces pour une surface considérée (d'un point de vue taxonomique ou spectral) ;
- l'entropie de Shannon (Shannon, 1948) (H) qui prend en compte le nombre d'espèces présentes et leur abondance relative dans une surface considérée ;
- l'indice de dissimilarité de Bray-Curtis (*BC*) (Bray et Curtis, 1957) qui décrit la dissimilarité de deux relevés terrain en prenant en compte le nombre et l'abondance des espèces en commun. L'indice *BC* varie de 0 à 1, 0 indiquant deux relevés ayant la même composition spécifique et dans les mêmes proportions et 1 indiquant deux relevés n'ayant aucune espèce en commun.

3.3. Estimation de la biodiversité à partir des données hyperspectrales

3.3.1. Préparation des images

Il est nécessaire d'appliquer plusieurs pré-traitements sur les images hyperspectrales avant le calcul à proprement parler des indices de diversité.

Premièrement, les pixels ne correspondant pas à de la végétation sont identifiés et masqués en utilisant un seuil sur le Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) tandis que les pixels correspondant à des ombres sont identifiés et masqués en utilisant un seuil sur la valeur de la réflectance d'une bande Infrarouge centrée autour de 800 nm.

Deuxièmement, l'information spectrale est normalisée afin de réduire la variabilité intracouronne liée aux différences d'exposition au rayonnement solaire incident. Cette normalisation est particulièrement pertinente pour des données à très haute résolution spatiale. La méthode de normalisation consiste ici à appliquer un « *continuum*

removal » aux données hyperspectrales. Ces traitements sont regroupés dans le traitement *b* dans la Figure 1.

3.3.2. Réduction de dimension

Une méthode de réduction de dimension (i.e. du nombre de variables spectrales) est ensuite appliquée au jeu de données hyperspectrales normalisé. Dans la méthode initialement proposée par Féret et Asner (2014), une analyse en composante principale (ACP) standardisée est appliquée au jeu de données et les composantes permettant de mettre en exergue les couronnes des arbres et l'hétérogénéité du paysage sont sélectionnées visuellement.

Dans cette étude, la méthode de fraction minimale de bruit (« minimum noise fraction » [MNF] en anglais) a été implémentée dans la package *biodivMapR* et est appliquée aux données d'imagerie hyperspectrale. De manière analogue à l'ACP, elle permet de produire un nombre réduit de variables décorréelées entre elles. Plusieurs études soulignent l'efficacité des méthodes MNF sur les données hyperspectrales (Green *et al.*, 1998). Les composantes sont ensuite sélectionnées à l'aide d'une méthode de sélection séquentielle incrémentale, pendant laquelle la corrélation entre H estimé et H calculé à partir des inventaires terrain est maximisée. Ces traitements sont regroupés dans le traitement *b* dans la Figure 1. Les composantes 1 et 6 sont celles qui ont été retenues dans le cadre de cette étude.

3.3.3. Calcul des indices de biodiversité

Deux types d'indice de diversité sont calculés à partir de l'espace spectral réduit précédemment obtenu :

- des indices de diversité analogues aux indices de diversité taxonomique qui requièrent une étape de segmentation de l'espace spectral pour obtenir des classes spectrales discrètes ;
- des indices de diversité fonctionnelle qui peuvent être calculés directement sur l'espace spectral continu.

Les indices de diversité taxonomique doivent être calculés à partir de données de présence ou abondance d'espèces. L'espace spectral issu de la MNF est donc segmenté à l'aide de l'algorithme de clustering k-means pour obtenir un nombre *k* de classes spectrales. Une classe spectrale peut alors être assignée à chaque pixel de l'image. Les indices S et H sont ensuite calculés sur une fenêtre correspondant à l'emprise des placettes de 40 m de côté des inventaires terrain, soit environ 100 pixels sur les données de résolution spatiale de 4 m. La diversité β est enfin calculée en calculant la dissimilarité de BC entre chaque paire de placettes.

Les indices de diversité fonctionnelle sont quant à eux directement calculés sur l'espace spectral continu. Trois indices ont été implémentés dans le package *biodivMapR*, d'après la définition initialement proposée par Villéger *et al.* (2008) pour un jeu de traits fonctionnels de végétation, remplacés ici par des traits spectraux correspondant aux composantes sélectionnées suite à la MNF:

- la richesse fonctionnelle correspondant au volume occupé par la communauté présente dans une surface donnée ;
- l'équitabilité fonctionnelle qui décrit la régularité de la distribution des abondances des espèces présentes dans une surface donnée ;
- la divergence fonctionnelle, définie comme la distance moyenne des espèces d'une surface donnée par rapport à leur centre de gravité dans l'espace fonctionnel.

Ces indices sont également calculés pour une surface correspondant à l'emprise des placette terrains.

3.4. Identification du nombre optimal de classes spectrales

Les indices de diversité taxonomique sont calculés à partir d'une segmentation de l'espace spectral. Le nombre de classes spectrales est un hyperparamètre de la méthode à définir par l'utilisateur. L'hypothèse derrière cette segmentation est que chaque classe spectrale obtenue est liée à une espèce d'arbre ou un groupe d'espèces d'arbre similaires spectralement. Dans le cas idéal d'une séparabilité spectrale parfaite des espèces présentes dans l'image, le nombre de classes spectrales devrait donc être défini en fonction du nombre d'espèces présentes sur le site d'étude. Cette hypothèse est testée ici et l'influence du nombre de classes spectrales sur la corrélation entre les indices de diversité estimés et mesurés est étudiée : la chaîne de traitements du package `biodivMapR` est exécutée pour un nombre de classes spectrales variant de 2 à 100 puis la corrélation entre les indices de diversité estimés et ceux mesurés est évaluée. La corrélation non paramétrique de Spearman (ρ) est utilisée pour les indices diversité α tandis que la corrélation de Pearson (r_p) issue d'un test de Mantel entre les matrices de dissimilarité de Bray-Curtis est utilisée pour la diversité β (traitement e dans la Figure 1.1). Cette opération est répétée 50 fois pour chaque nombre de classes spectrales (étant donné le caractère aléatoire de l'initialisation du `k-means`). Le nombre de classe qui maximise la moyenne des 50 valeurs de ρ est retenu comme nombre de classes optimal k_{opt} (traitement f dans la Figure 1.1).

3.5. Évaluation de la qualité des prédictions de la diversité

La qualité de l'estimation de la biodiversité à partir de données hyperspectrales est évaluée de deux manières. Les corrélations entre les indices de diversité estimés et les indices de diversité issus du terrain sont étudiées dans un premier temps (Figure 1.2), puis les indices de diversité sont spatialisés sous forme de carte de diversité et les patrons de diversité obtenus sont comparés à la BD Forêt V2 dans un deuxième temps (Figure 1.3).

3.5.1. Comparaison des données terrains avec les données prédites

Les indices de diversité taxonomique et fonctionnelle sont calculés pour le nombre optimal de classes spectrales déterminé précédemment. Les corrélations entre ces indices et les données des inventaires terrains sont calculées afin d'évaluer quantitativement la qualité des prédictions de diversité α et β du modèle. De manière analogue à l'étape d'identification du nombre optimal de cluster, la corrélation de

Spearman ρ est utilisée pour les indices diversité α . Chaque type d'indices est comparé avec les données des inventaires terrain dans un premier temps puis les indices taxonomiques et fonctionnels sont comparés entre eux pour déterminer s'ils contiennent une information similaire (traitement g de la figure 1.2).

3.5.2. Comparaison des cartes de diversité avec la BD Forêt

Les indices de diversité α sont ensuite spatialisés sous forme de carte à partir de la distribution des classes spectrales dans et entre les fenêtres individuelles de 10 pixels de côté (traitement h de la figure 1.3). Ces cartes sont particulièrement pertinentes pour l'analyse qualitative des modèles de diversité spatiale obtenus à l'échelle du site ou du paysage et complètent l'évaluation quantitative réalisée pour valider la méthode sur un ensemble limité de placettes inventoriées. Ici, les analyses qualitatives et quantitatives sont combinées et ces cartes d'indices de diversité estimés sont comparées avec les informations fournies par la BD Forêt Version 2 (traitement i de la figure 1.3).

Tout d'abord, les zones forestières correspondant aux espèces pures et aux espèces mixtes dans la BD Forêt Version 2 sont identifiées. Les valeurs H correspondant aux peuplements d'espèces pures et aux peuplements d'espèces mixtes sont ensuite extraites et leurs distributions comparées. Il est attendu que la distribution de H correspondant aux peuplements d'espèces pures soit significativement plus faible que celle correspondant aux peuplements d'espèces mixtes.

4. Résultats

4.1. Nombre optimal de clusters

L'évolution des corrélations entre les indices de diversité estimés et mesurés en fonction du nombre de classes spectrales est présentée sur la figure 2. Pour les deux types diversité α et β , il existe un nombre de classes spectrales pour lequel les corrélations entre diversité spectrale et mesurée sont maximisées.

Les corrélations pour S et H augmentent fortement entre $k = 2$ ($\rho < 0.3$) et $k=6$ ($\rho = 0.68$). Les corrélations augmentent ensuite plus progressivement pour atteindre un maximum pour $k = 26$ ($\rho = 0.76$) pour S et $k = 23$ ($\rho = 0.82$) pour H . Enfin, les corrélations diminuent faiblement de manière quasi-linéaire jusqu'à $k = 100$ pour atteindre 0.63 et 0.68.

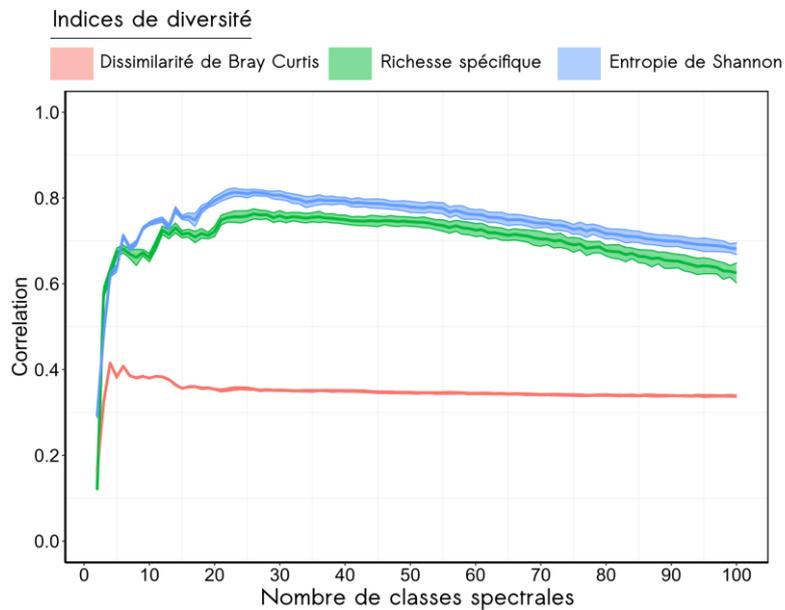


FIGURE 2. Moyenne des corrélations pour 50 répétitions entre les indices de diversité spectraux et les indices de diversité mesurés sur le terrain, en fonction du nombre de classes spectrales. L'enveloppe autour des courbes correspond à \pm l'écart-type des répétitions. La corrélation de Spearman est utilisée pour les indices de diversité α et la corrélation de Pearson de tests de Mantel est utilisée pour la dissimilarité de BC.

Les corrélations entre la diversité β spectrale et la diversité β mesurée sont globalement inférieures à celles obtenues pour la diversité α . La corrélation maximale est obtenue pour $k = 6$ ($r_p = 0.41$) puis diminue jusqu'à $k = 15$ ($r_p = 0.35$). Au-delà, le nombre de classe spectrale a une faible influence sur la corrélation qui diminue très légèrement jusqu'à 0.33 pour $k=100$.

4.2. Relation entre la biodiversité estimée et mesurée pour le nombre optimal de classes spectrales.

Les corrélations de Spearman entre les indices diversité spectrale taxonomique et fonctionnelle, et les indices de diversité issus des inventaires terrain sont présentés sur la figure 3.

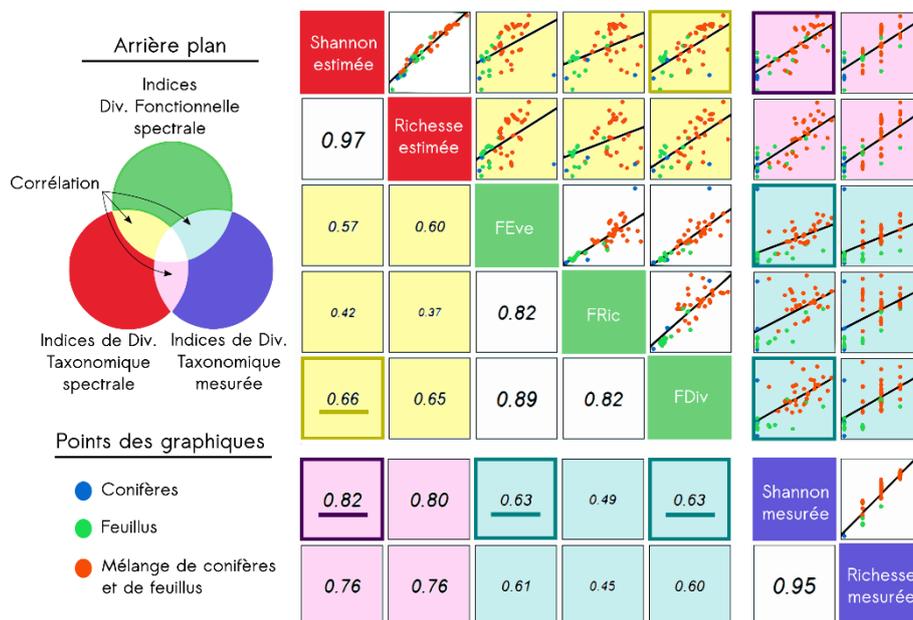


FIGURE 3. Scatter plot et matrice de corrélation entre les indices de diversité spectrale et les indices de diversité mesurée sur le terrain. Les corrélations les plus fortes sont soulignées et encadrées. Les corrélations entre les indices sont indiquées par des arrières plan de couleurs jaune, magenta et cyan.

La plus forte corrélation entre les indices de diversité spectrale et de diversité issue des inventaires terrain est obtenue entre la diversité de Shannon estimée et la diversité de Shannon mesurée ($\rho = 0.82$). Les corrélations des indices de diversité taxonomique (en magenta sur la figure 3) sont toutes supérieures aux valeurs de corrélation des indices de diversité fonctionnelles (en cyan sur la figure 3). Parmi les corrélations entre les indices de diversité fonctionnelle et les indices de diversité mesurée, les corrélations les plus fortes sont celles entre H mesurée (Shannon) et les indices de diversité fonctionnelle FEve et FDiv ($\rho=0.63$).

Parmi les indices de diversité spectrale, les corrélations entre les diversités taxonomiques et fonctionnelles sont faibles à modérées, avec des valeurs allant de 0.37 à 0.66 entre H estimé et la FDiv.

4.3. Cartographie de la biodiversité

La comparaison entre la carte de H estimé avec BiodivMapR et la distribution des peuplements forestiers purs et mélangés identifiés en tant que tel dans la BD Forêt Version 2 est présentée dans la Figure 4a.

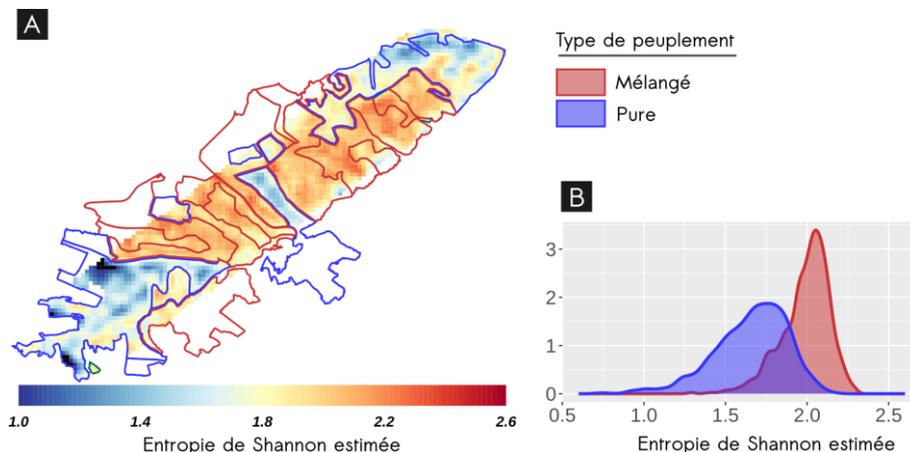


FIGURE 4. (A) Carte de l'entropie de Shannon estimée par BiodivMapR sur le site de Fabas. Un filtre spatial médian a été appliqué sur la carte. Les peuplements mélangés et purs issus de la BD forêt sont superposés en rouge et bleu sur la carte. (B) Distribution des valeurs de l'entropie de Shannon des peuplements purs et mélangés.

Ces cartes montrent que la distribution spatiale des peuplements forestiers purs et mélangés correspond à la distribution de H : les valeurs les plus faibles de H correspondent aux peuplements identifiés comme purs, tandis que les valeurs les plus élevées de H correspondent aux peuplements identifiés comme mélangés. La distribution de H correspondant aux peuplements forestiers purs et mélangés est affichée dans la figure 4b et montre en effet une distribution significativement différente entre les deux types de forêts.

5. Discussion

5.1 Faut-il adapter le nombre de classes spectrales de la méthode au site d'étude ?

Dans cette étude, nous avons émis l'hypothèse que le nombre de classes spectrales avait une influence sur les performances dans l'estimation des indices de diversité en phase de validation. Les résultats montrent que le nombre de classes spectrales a bien une influence sur la précision de l'estimation de la diversité. Cette influence est particulièrement importante pour un faible nombre de classes, que ce soit pour les indices de diversité α ou β . Les valeurs des corrélations entre les indices de diversité spectrale et les indices de diversité taxonomique issus des inventaires terrain augmentent très fortement de $k = 2$ à $k = 5$. Les variations sont ensuite moins importantes voire sont très faibles pour $k > 15$ dans le cas de la diversité β .

Nous avons supposé que le nombre de classes spectrales devait être choisi en lien avec le nombre d'espèces d'arbre présentes sur le site étudié. Les résultats indiquent qu'il existe bien un nombre de classes spectrales pour lesquelles la corrélation entre

les indices de diversité spectrale estimée et les indices issus des inventaires terrain est maximisée. Ce nombre est de $k_{opt}=23$ pour H et de $k_{opt}=26$ pour S. Si ce nombre de classes spectrales est bien inférieur au nombre de classes spectrales utilisé dans les milieux tropicaux par Féret et Asner (2014) ($k=40$) ou Schäfer *et al.* (2016) ($k=55$), il reste supérieur au nombre total d'espèces présentes sur le site de Fabas (18 d'après les relevés). Par ailleurs, les corrélations obtenues pour ces valeurs de k définies dans un contexte tropical, même si non optimales, restent très élevées : pour H, $\rho=0.79$ et $\rho=0.77$ pour ces deux valeurs de k .

Finalement, ce qui semble être déterminant est de discrétiser suffisamment l'espace spectral pour que les classes spectrales puissent rendre compte de la l'hétérogénéité spectrale liée à la diversité taxonomique α . Cette étude suggère un minimum de cinq à six classes. Quant au nombre précis à choisir, s'il existe un nombre optimal de classes spectrales qui permette de maximiser les corrélations des indices spectraux avec les indices issus des inventaires terrain, il n'est pas évident que ce nombre soit lié au nombre total d'espèces présentes sur le site. Le choix d'un nombre de classes similaire aux milieux tropicaux permet en effet d'obtenir des relations similaires.

5.2 L'estimation de la diversité à partir de classes spectrales est possible pour les milieux forestiers tempérés.

5.2.1 Corrélations avec les inventaires terrain

La méthode d'estimation de la biodiversité par imagerie hyperspectrale produit des indices de diversité α ayant une forte corrélation avec les indices issus des inventaires terrain. Après optimisation du nombre de classes spectrales, la corrélation de Spearman obtenue entre mesure et estimation était de 0.76 pour S et de 0.82 pour H. En revanche, la corrélation entre l'indice de diversité β estimé et mesuré à partir des inventaires terrain était plus faible ($r_p = 0.41$). Cela suggère que les classes spectrales ne correspondent pas strictement aux espèces taxonomiques des inventaires terrains. L'estimation de la diversité taxonomique α à l'aide d'indicateurs de diversité produits par `biodivMapR` apparaît donc pertinent dans le contexte de forêts de milieux tempérés, même si l'hypothèse de classes spectrales correspondant à des unités taxonomiques (espèces ou groupes d'espèces) n'est pas vérifiée lors de notre expérience.

5.2.2 Des variations spatiales à l'échelle du massif bien identifiées

La méthode implémentée dans le package `biodivMapR` permet de spatialiser la diversité α sous forme de carte. Au-delà de leur relation quantitative avec les données des inventaires terrain, les cartes produites montrent que la diversité issue de la discrétisation de l'information spectrale correspond spatialement aux peuplements décrits par la BD Forêt. Les zones supposées comme ayant une forte diversité en espèces d'arbre correspondent en effet aux zones avec des fortes valeurs de H. Ces cartes permettent par ailleurs de décrire des variations de la diversité α à une échelle plus fine que celles des peuplements décrits par la BD Forêt.

5.3 Diversité spectrale fonctionnelle et diversité spectrale taxonomique

En plus des indices de diversité α et β initialement calculés dans la méthode développée par Féret et Asner (2014), des indices de diversité fonctionnelle ont également été calculés dans cette étude. Un avantage de ces indices est que leur calcul ne requiert pas de discrétisation de l'espace et qu'ils rendent directement compte de l'hétérogénéité spectrale d'une placette dans l'espace spectral.

Ces indices permettent eux aussi de mettre en évidence un lien entre l'hétérogénéité spectrale et la diversité taxonomique dans les milieux forestiers tempérés. Cependant, même si des corrélations relativement élevées ont été obtenues ($\rho=0.63$ pour FEve et FDiv), elles sont inférieures aux corrélations obtenues avec les indices utilisant les classes spectrales. Par ailleurs, les corrélations entre les deux types d'indices sont modérées (ρ compris entre 0.37 à 0.66). Ces résultats suggèrent ainsi que les deux types d'indices ne caractérisent pas l'hétérogénéité spectrale de la même manière et capturent des composantes complémentaires de la diversité. Il est également possible que les indices de diversité fonctionnelle soient plus sensibles à une hétérogénéité spectrale plutôt liée à des facteurs abiotiques comme c'est le cas dans d'autres études (ex. Wang *et al.*, 2018).

Il est toutefois important de noter que la quantité de données disponibles pour la validation restant relativement modérée (44 placettes), les performances obtenues lors de la comparaison entre les différents indices de diversité spectrale et les indices de diversité taxonomique ont montré une forte sensibilité à l'erreur associée à un nombre limité de parcelles. Une analyse intégrant une plus grande quantité de parcelles inventoriées pour validation permettrait de mieux caractériser la robustesse des performances rapportées sur cet ensemble de validation.

6. Conclusion

Le développement de méthodes opérationnelles pour la caractérisation et le suivi de la biodiversité par télédétection est crucial pour obtenir des informations sur de grandes étendues de manière répétée et standardisée. La méthode initialement développée par Féret et Asner (2014) dans un contexte de forêt tropicale s'avère également pertinente pour caractériser la diversité taxonomique dans un contexte tempéré. De plus, les résultats de cette étude montrent qu'au-delà d'un nombre minimum de classes spectrales, les performances lors de la mise en relation entre indices de diversité spectrale et taxonomique sont modérément impactées, ce qui suggère qu'il n'est pas nécessaire d'adapter précisément le nombre de classes spectrales en fonction du nombre d'espèces présentes sur le site étudié. Cela incite à analyser de manière plus approfondie le lien entre les classes spectrales identifiées par la méthode et les espèces taxonomiques afin de mieux identifier le potentiel et les limites de cette approche. Les corrélations modérées entre les indices de diversité β mesurée et estimée soutiennent par ailleurs une correspondance limitée entre classes spectrales et espèces taxonomiques. Ainsi, si la discrétisation de l'espace spectral et l'utilisation de classes spectrales semble nécessaire pour obtenir les plus fortes relations entre la diversité taxonomique mesurée et la diversité spectrale, la nature de

ce lien reste encore mal décrite. Plus de recherches étudiant spécifiquement cet aspect sont encore nécessaires pour bien comprendre dans quelles conditions le concept de classes spectrales peut être utilisé comme descripteur de la diversité taxonomique.

Bibliographie

- Bray, J. R., & Curtis, J. T. (1957). An Ordination of the Upland Forest Communities of Southern Wisconsin. *Ecological Monographs*, 27(4), 325-349. <https://doi.org/10.2307/1942268>
- Brigot, G., Colin-Koeniguer, E., Plyer, A., & Janez, F. (2016). Adaptation and Evaluation of an Optical Flow Method Applied to Coregistration of Forest Remote Sensing Images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(7), 2923-2939. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2578362>
- Fassnacht, F. E., Latifi, H., Stereńczak, K., Modzelewska, A., Lefsky, M., Waser, L. T., Straub, C., & Ghosh, A. (2016). Review of studies on tree species classification from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 186, 64-87. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.08.013>
- Féret, J., & Asner, G. P. (2013). *Mapping the geographic distribution of canopy species communities in lowland Amazon rainforest with CAO-AToMS (Invited)*. 2013, B52D-01.
- Féret, J., & Boissieu, F. (2020). biodivMapR: An R package for α - and β -diversity mapping using remotely sensed images. *Methods in Ecology and Evolution*, 11(1), 64-70. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13310>
- Féret, J.-B., & Asner, G. P. (2014). Mapping tropical forest canopy diversity using high-fidelity imaging spectroscopy. *Ecological Applications*, 24(6), 1289-1296. <https://doi.org/10.1890/13-1824.1>
- Green, A. A., Berman, M., Switzer, P., & Craig, M. D. (1988). A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26(1), 65-74. <https://doi.org/10.1109/36.3001>
- Laliberté, E., Schweiger, A. K., & Legendre, P. (2020). Partitioning plant spectral diversity into alpha and beta components. *Ecology Letters*, 23(2), 370-380. <https://doi.org/10.1111/ele.13429>
- Laybros, A., Schläpfer, D., Féret, J.-B., Descroix, L., Bedeau, C., Lefevre, M.-J., & Vincent, G. (2019). Across Date Species Detection Using Airborne Imaging Spectroscopy. *Remote Sensing*, 11(7), 789. <https://doi.org/10.3390/rs11070789>
- Mirkin, B. (2011). Choosing the number of clusters. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 1(3), 252-260. <https://doi.org/10.1002/widm.15>
- Niemelä, J. (2000). Biodiversity monitoring for decision-making. *Annales Zoologici Fennici*, 307-317.
- Pereira, H. M., Ferrier, S., Walters, M., Geller, G. N., Jongman, R. H. G., Scholes, R. J., Bruford, M. W., Brummitt, N., Butchart, S. H. M., Cardoso, A. C., Coops, N. C., Dulloo, E., Faith, D. P., Freyhof, J., Gregory, R. D., Heip, C., Hoft, R., Hurtt, G.,

- Jetz, W., ... Wegmann, M. (2013). Essential Biodiversity Variables. *Science*, 339(6117), 277-278. <https://doi.org/10.1126/science.1229931>
- Poutier, L., Miesch, C., Lenot, X., Achard, V., & Boucher, Y. (2002). COMANCHE and COCHISE: two reciprocal atmospheric codes for hyperspectral remote sensing. *2002 AVIRIS Earth Science and Applications Workshop Proceedings*, 1059-0889.
- Rockström, J., Steffen, W., Noone, K., Persson, Å., Chapin III, F. S., Lambin, E. F., Lenton, T. M., Scheffer, M., Folke, C., & Schellnhuber, H. J. (2009). A safe operating space for humanity. *nature*, 461(7263), 472.
- Schäfer, E., Heiskanen, J., Heikinheimo, V., & Pellikka, P. (2016). Mapping tree species diversity of a tropical montane forest by unsupervised clustering of airborne imaging spectroscopy data. *Ecological Indicators*, 64, 49-58. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.12.026>
- Schweiger, A. K., & Laliberté, E. (2022). Plant beta-diversity across biomes captured by imaging spectroscopy. *Nature Communications*, 13(1), 2767. <https://doi.org/10.1038/s41467-022-30369-6>
- Shannon, C. E. (1948). (1948), "A Mathematical Theory of Communication", *Bell System Technical Journal*, vol. 27, pp. 379-423 & 623-656, July & October.
- Ustin, S. L., & Gamon, J. A. (2010). Remote sensing of plant functional types. *New Phytologist*, 186(4), 795-816. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8137.2010.03284.x>
- Vihervaara, P., Auvinen, A.-P., Mononen, L., Törmä, M., Ahlroth, P., Anttila, S., Böttcher, K., Forsius, M., Heino, J., Heliölä, J., Koskelainen, M., Kuussaari, M., Meissner, K., Ojala, O., Tuominen, S., Viitasalo, M., & Virkkala, R. (2017). How Essential Biodiversity Variables and remote sensing can help national biodiversity monitoring. *Global Ecology and Conservation*, 10, 43-59. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2017.01.007>
- Villéger, S., Mason, N. W. H., & Mouillot, D. (2008). NEW MULTIDIMENSIONAL FUNCTIONAL DIVERSITY INDICES FOR A MULTIFACETED FRAMEWORK IN FUNCTIONAL ECOLOGY. *Ecology*, 89(8), 2290-2301. <https://doi.org/10.1890/07-1206.1>
- Wang, R., & Gamon, J. A. (2019). Remote sensing of terrestrial plant biodiversity. *Remote Sensing of Environment*, 231, 111218. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111218>
- Wang, R., Gamon, J. A., Schweiger, A. K., Cavender-Bares, J., Townsend, P. A., Zyguelbaum, A. I., & Kothari, S. (2018). Influence of species richness, evenness, and composition on optical diversity : A simulation study. *Remote Sensing of Environment*, 211, 218-228. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.010>