
Caractérisation de l'hétérogénéité 3D des milieux riverains au sein des principaux biomes terrestres à l'aide de données satellitaires

Auteur : Plumacker, Antoine

Promoteur(s) : Michez, Adrien; Lejeune, Philippe

Faculté : Gembloux Agro-Bio Tech (GxABT)

Diplôme : Master en bioingénieur : gestion des forêts et des espaces naturels, à finalité spécialisée

Année académique : 2020-2021

URI/URL : <http://hdl.handle.net/2268.2/13195>

Avertissement à l'attention des usagers :

Tous les documents placés en accès ouvert sur le site le site MatheO sont protégés par le droit d'auteur. Conformément aux principes énoncés par la "Budapest Open Access Initiative"(BOAI, 2002), l'utilisateur du site peut lire, télécharger, copier, transmettre, imprimer, chercher ou faire un lien vers le texte intégral de ces documents, les disséquer pour les indexer, s'en servir de données pour un logiciel, ou s'en servir à toute autre fin légale (ou prévue par la réglementation relative au droit d'auteur). Toute utilisation du document à des fins commerciales est strictement interdite.

Par ailleurs, l'utilisateur s'engage à respecter les droits moraux de l'auteur, principalement le droit à l'intégrité de l'oeuvre et le droit de paternité et ce dans toute utilisation que l'utilisateur entreprend. Ainsi, à titre d'exemple, lorsqu'il reproduira un document par extrait ou dans son intégralité, l'utilisateur citera de manière complète les sources telles que mentionnées ci-dessus. Toute utilisation non explicitement autorisée ci-avant (telle que par exemple, la modification du document ou son résumé) nécessite l'autorisation préalable et expresse des auteurs ou de leurs ayants droit.

**CARACTÉRISATION DE L'HÉTÉROGÉNÉITÉ 3D
DES MILIEUX RIVERAINS AU SEIN DES
PRINCIPAUX BIOMES TERRESTRES À L'AIDE DE
DONNÉES SATELLITAIRES**

ANTOINE PLUMACKER

TRAVAIL DE FIN D'ÉTUDES PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME DE MASTER
BIOINGÉNIEUR EN GESTION DES FORÊTS ET DES ESPACES NATURELS

ANNÉE ACADÉMIQUE 2020-2021

CO-PROMOTEURS: DR. ADRIEN MICHEZ ET PR. PHILIPPE LEJEUNE

”Toute reproduction du présent document, par quelque procédé que ce soit, ne peut être réalisée qu’avec l’autorisation de l’auteur et de l’autorité académique de Gembloux Agro-Bio Tech.”

”Le présent document n’engage que son auteur.”

”Any reproduction of this document, by any means whatsoever, may only be made with the authorization of the author and the academic authority of Gembloux Agro-Bio Tech.”

”This document is the sole responsibility of its author.”

**CARACTÉRISATION DE L'HÉTÉROGÉNÉITÉ 3D
DES MILIEUX RIVERAINS AU SEIN DES
PRINCIPAUX BIOMES TERRESTRES À L'AIDE DE
DONNÉES SATELLITAIRES**

ANTOINE PLUMACKER

TRAVAIL DE FIN D'ÉTUDES PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME DE MASTER
BIOINGÉNIEUR EN GESTION DES FORÊTS ET DES ESPACES NATURELS

ANNÉE ACADÉMIQUE 2020-2021

CO-PROMOTEURS: DR. ADRIEN MICHEZ ET PR. PHILIPPE LEJEUNE

Préambule

Ce document est un travail de fin d'étude en vue d'obtenir le grade de Master en bioingénieur en gestion des forêts et des espaces naturels, à finalité spécialisée à Gembloux Agro Bio-Tech (Université de Liège). Les co-promoteurs du présent travail sont le Dr.Adrien Michez (Rennes2/Gx-ABT, ULiège) et le Prof.Philippe Lejeune (Gx-ABT, ULiège).

Ce travail de fin d'étude s'inscrit dans le projet Missyle de l'UMR CNRS 6554 LETG Rennes COSTEL et du département de Géographie de l'Université de Rennes2. Ce projet a pour objectif de développer une approche multicapteurs et multitemporelle de la production d'indicateurs de suivi des systèmes fluviaux à large échelle. Il est co-dirigé par le Dr.Adrien Michez (Rennes2/Gx-ABT, ULiège) et le Prof.Simon Dufour (Rennes2).

Le présent travail concerne plus précisément la section du projet Missyle qui évalue le potentiel de caractérisation de l'hétérogénéité 3D des milieux riverains à large échelle grâce à des données issues de capteurs satellitaires du programme Copernicus. Ce travail de fin d'étude est réalisé dans un format "article" qui implique de le séparer en deux parties :

- La première partie est l'article de recherche rédigé pour publication. Il est formulé de façon synthétique dans un format de littérature scientifique avec pour finalité le partage d'information succincte aux chercheurs intéressés par le domaine. L'auteur espère qu'il pourra contribuer à d'autres travaux de recherche et servir de référence.
- La seconde partie comprend des informations complémentaires à propos du travail réalisé pour faciliter la compréhension des enjeux décrits dans l'article par une entrée en matière progressive. Elles explicitent aussi de façon plus détaillée la construction des matrices d'indicateurs issues du satellite. Toutefois la construction de la matrice d'indicateurs Lidar de référence à la structure des milieux riverains n'y est pas mentionnée, car elle a été réalisée par Adrien Michez dans le cadre d'autres questions de recherche du projet Missyle.

Dans la présente version intégrale du travail, les annexes sont référencées au fur et à mesure de l'article afin de s'accommoder des informations supplémentaires au besoin. Ce travail a vu le jour grâce à la réalisation d'un échange scientifique à l'UMR-6554 du CNRS: LETG Rennes COSTEL. Cet échange a été soutenu par une bourse du programme européen Converges COST Action. Il a permis de nombreuses discussions avec des experts du milieu riverain et de la télédétection ainsi qu'une participation en tant qu'intervenant au séminaire: " Télédétection pour le suivi de la végétation" organisé par le CNRS LETG – UMR6554. Je vous souhaite une bonne lecture et me tiens disponible pour répondre à toutes vos questions et recommandations.

Remerciements

Merci au COST Converge pour l'attribution d'une bourse dans le cadre d'un échange scientifique à l'université de Rennes 2 et la participation en tant qu'intervenant au séminaire : "Télé-détection pour le suivi de la végétation" organisé par le CNRS LETG – UMR6554.

Merci à Adrien pour l'encadrement de cette étude, pour ta grande disponibilité et pour les nombreux échanges toujours constructifs que ça soit derrière un écran ou autour d'un cocktail original en supportant nos diables à Rennes.

Merci à Simon pour les nombreux principes que tu m'as appris, pour l'intérêt que tu as porté à mon travail et le suivi assidu que tu as réalisé. Tu m'as ouvert les yeux sur de nombreux points de réflexion et de discussion grâce à ton approche interdisciplinaire.

Merci à Samuel Corgne pour m'avoir donné les cartes en mains afin de comprendre le radar, aka "The Dark Side of Remote Sensing".

Merci à JF pour m'avoir aidé dans mon apprentissage de Google Earth Engine en répondant à mes questions ou en utilisant ta liste infinie d'amis.

Merci à Pr. Philippe Lejeune pour m'avoir ouvert les portes de la télé-détection grâce à ses cours et pour avoir accepté d'être co-promoteur de ce travail.

Merci à Marie et Françoise d'avoir fait passer à ce travail l'ultime épreuve de la relecture orthographique. Il s'en sort sans trop de séquelles et pour ça je vous remercie.

Merci à Zoé d'avoir été à mes côtés durant tout ce travail. Tu m'en as fait voir avec tes renards. A tous nos moments, et tous ceux à venir.

Merci à Hugo pour notre bureau partagé, nos nombreuses discussions sur nos travaux, nos très (trop) nombreux afterwork. On va quitter les vieux murs de Gembloux ensemble pour les remplacer par ceux du Colisée.

Merci à Tom, Fanny, Laura pour cette aventure Gembloutoise partagée ensemble depuis nos premiers pas de petits Lapins. Vingt kg plus tard et la maîtrise du français dans la poche, je reste persuadé que ce n'est que le début.

Merci à mes cokoteurs, le comité AG covid édition, tous mes amis gembloutois et ceux du "pays d'nosse pitite fagne à mitan des bwès, k' a sovint stî rplantêye" pour ces nombreux souvenirs (ou pas) qu'on partage ensemble. Vivement la suite.

Merci aux Indiens du bout du monde qui sur youtube m'ont expliqué les maths et les stats.

Pour terminer ces remerciements, je veux exprimer toute ma gratitude à mes parents; eux, qui m'ont donné accès aux études, ont donné de leur temps aussi bien en travaillant, qu'en m'éduquant, m'apprenant et me donnant toutes les cartes en main pour avancer dans la vie. A ma maman qui m'a toujours soutenu, dont les paroles me donnent confiance et regonflent le cœur, une positivité à toute épreuve qui permet à toute une famille de sourire même dans les difficultés. A mon père qui par sa curiosité, m'a permis de me sentir valorisé, qui, par ses nombreuses connaissances, m'a aidé aussi bien dans ce travail que dans de nombreux autres et qui m'a ouvert l'esprit sur le monde qui m'entoure, qui est un exemple pour moi par sa résilience, sa motivation et même parfois un peu par ses jeux de mots. Merci aussi à mes sœurs pour les nombreux souvenirs partagés. On en a encore plein à vivre ensemble en escaladant de belles montagnes.

Résumé

Les écosystèmes riverains constituent un enjeu écologique majeur par les nombreux services écosystémiques qu'ils fournissent à travers le globe. Pour créer ou encourager des projets de préservation et de restauration écologiques, une caractérisation de ces milieux est nécessaire. Une prémisses à cette caractérisation est l'évaluation de la diversité structurelle et biologique de ces milieux qui définit leur fonctionnalité. Cette étude se focalise sur la modélisation de la diversité structurelle de ces écosystèmes. Pour cela, le développement continu de la télédétection peut jouer un rôle important. La technologie Lidar permet une visualisation et un traitement en trois dimensions du milieu. Cependant son coût élevé et son utilisation à échelle locale produit un déséquilibre dans la couverture des contextes biogéographiques existants et l'accessibilité au Lidar reste situationnelle. À l'inverse, la disponibilité en données satellitaires permet une couverture globale avec des résolutions spatiales et temporelles fines. Dans ce contexte, s'inscrivent les questions de recherches de ce travail :

- Dans quelle mesure les données satellitaires peuvent-elles capter la variabilité de la structure 3D des milieux riverains extraite à partir des données Lidar ?
- Quelle est l'influence du contexte biogéographique dans la captation de la structure 3D des milieux riverains et quelle est la variabilité de captation inter-contexte observée ?

Pour répondre à ces deux questions, 424 milieux riverains provenant de 14 écorégions différentes ont été échantillonnés. À partir de ces échantillons, une matrice de référence d'indicateurs issus du Lidar 3D a été construite ainsi que quatre matrices d'indicateurs issus de divers capteurs et algorithmes satellitaires (indicateurs spectraux, texture, saisonnalité et radar). Ces matrices reflètent la diversité de l'imagerie spatiale disponible en accès libre et gratuit pour les opérateurs. La réalisation d'analyses de redondance (RDA) a pour objectif de capter la variabilité de la matrice d'indicateurs Lidar à partir des matrices issues des satellites pour répondre aux questions avancées. Les résultats expriment entre 15 % et 30 % de variabilité de la matrice Lidar 3D captée lorsque l'ensemble des milieux riverains est considéré. Ils sont supérieurs à 50 % dans tous les cas lorsque l'analyse de redondance est réalisée pour chaque contexte biogéographique. Dans cette seconde situation, certaines combinaisons de contexte et d'indicateurs mènent à 81 % de captation. Les meilleurs résultats sont obtenus à partir des indicateurs de saisonnalité. Cependant, ils possèdent également la plus grande variance inter-contexte. Les indicateurs de texture captent moins la variabilité du Lidar 3D, mais sont plus robustes aux changements de contexte. Les écorégions connaissant moins d'amplitude de saisonnalité (forêts sempervirentes / déserts) sont associées à de moins bonnes performances. La variation des résultats des RDA par écorégion selon les capteurs et les algorithmes utilisés témoigne de leur complémentarité.

Mots-clés:

Télédétection, Écosystèmes riverains, Hétérogénéité structurelle, Échelle globale, Random Forest, Analyse de Redondance, Lidar, Spectral, Texture, Saisonnalité, Radar, Sentinel-1, Sentinel-2

Abstract

Riparian ecosystems are a major ecological issue with the many ecosystem services they provide throughout the world. To create or encourage ecological preservation and restoration projects, a characterisation of these environments is necessary. A prerequisite for this characterisation is the assessment of the structural and biological diversity of these environments that define their functionality. This study focuses on modelling the structural diversity of these ecosystems. Therefore, the continued development of remote sensing can play an important role. Lidar technology allows three-dimensional visualisation and processing of the environment. However, its high cost and its use on a local scale produce an imbalance in the coverage of existing biogeographical contexts and the accessibility of Lidar remains situational. Conversely, the availability of satellite data allows global coverage with fine spatial and temporal resolutions. In this context, the research questions of this work are:

- To what extent can satellite data capture the variability of the 3D structure of riparian environments extracted from Lidar data?
- What is the influence of biogeographic context in capturing the 3D structure of riparian environments and what is the inter-contextual capture variability observed?

To answer these two questions, 424 riparian environments from 14 different ecoregions were sampled. From these samples, a reference matrix of indicators from 3D Lidar was constructed, as well as four matrices of indicators from various sensors and satellite algorithms (spectral, texture, seasonality and radar indicators). These matrices reflect the diversity of spatial imagery available to operators free of charge. Redundancy analysis (RDA) was performed to capture the variability of the Lidar indicator matrix from the satellite matrices to answer the questions posed. The results express between 15 % and 30 % variability of the 3D Lidar matrix captured when all the riparian environments are considered. They are greater than 50 % in all cases when the redundancy analysis is carried out for each biogeographical context. In this second situation, certain combinations of context and indicators lead to 81 % capture. The best results are obtained from the seasonality indicators. However, they also have the highest inter-context variance. Texture indicators capture less variability from the 3D Lidar, but are more robust to contextual changes. Ecoregions with less seasonality (evergreen forests/deserts) are associated with poorer performance. The variation in RDA results by ecoregion according to the sensors and algorithms used shows their complementarity.

Keywords:

Remote sensing, Riparian ecosystems, Structural heterogeneity, Global scale, Random Forest, Redundancy analysis, Lidar, Spectral, Texture, Seasonality, Radar, Sentinel-1, Sentinel-2

Table des matières

Table des matières	i
Liste des Figures	iii
Liste des Tables	iv
1 Introduction	1
2 Matériels et méthodes	3
2.1 Ressources informatiques	3
2.2 Jeux de données et échantillonnage	3
2.2.1 Indicateurs Lidar de référence	4
2.2.2 Indicateurs spectraux	4
2.2.3 Indicateurs de texture	5
2.2.4 Indicateurs de saisonnalité	5
2.2.5 Indicateurs Radar	5
2.3 Évaluation descriptive des jeux de données constitués	6
2.4 Classification des tronçons de rivières dans les écorégions à partir des données Sentinel	6
2.5 Analyse du potentiel de captation d'hétérogénéité 3D à partir des données Sentinel à l'échelle globale et à l'échelle des écorégions	7
3 Résultats	9
3.1 Analyses en Composantes Principales	9
3.2 "Random Forest"	9
3.3 Analyse de Redondance	10
4 Discussion	11
4.1 Quel est l'état préalable du jeu de données établi et son potentiel en terme d'utilisation ?	11
4.2 Dans quelle mesure les données satellitaires peuvent-elles capter la variabilité de la structure 3D des milieux riverains extraite à partir des données Lidar ?	12
4.3 Quelle est l'influence du contexte biogéographique dans la captation de la structure 3D des milieux riverains et quelle est la variabilité de captation inter-contexte observée ? .	12
4.4 Perspectives	14
5 Conclusion	14
Références	14
A Annexe - L'écosystème riverain	I
A.1 Définition	I
A.2 Géomorphologie	I
A.3 Hydrologie	I
A.4 Géologie et pédologie	II
A.5 Processus biologiques	II
A.6 Services écosystémiques	III
B Annexe - Analyse multispectrale	V
C Annexe - Texture	VIII

D Annexe - Phénologie	XIII
D.1 Définition	XIII
D.2 Gradient latitudinal	XIII
D.3 Régression harmonique	XIII
E Annexe - Radar	XV
Annexes Références	XVII

Liste des Figures

1	Situation géographique des tronçons HydroSHEDS (Lehner <i>et al.</i> , 2008) échantillonnés appartenant à quinze écorégions définies par la WWF (Olson <i>et al.</i> , 2001), elles-mêmes réparties parmi huit des différents biomes terrestres. Chaque biome est représenté par une couleur et un numéro permet de différencier les différentes écorégions échantillonnées d'un même biome.	2
2	Analyses en composantes principales - Graphiques des individus pour la matrice d'indicateurs spectraux, la matrice d'indicateurs de texture, la matrice d'indicateurs de saisonnalité et pour la matrice d'indicateurs radar. L'appartenance aux écorégions (Olson <i>et al.</i> , 2001) des individus est visuellement mise en évidence par les ellipses. . .	8
3	Analyse de redondance - Boxplot des pourcentages de variance de la matrice d'indicateur 3D capté par les matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et radar pour chaque écorégion	12
4	Les entités de l'hydrosystème (Dufour & Piégay, 2004)	I
5	Diagramme de Venn - Position de la géomorphologie dans la diversité d'études la concernant.	II
6	Représentation graphique de l'hypothèse initiale de l'étude consistant à lier la fonctionnalité d'un milieu riverain à sa diversité structurale ainsi qu'à sa diversité biologique. Dans le cas de notre étude, la fonctionnalité est estimée grâce à la diversité structurale.	III
7	Représentation des positions des bandes spectrales du satellite Sentinel 2 ainsi que de leur résolution spatiale en mètre en fonction de la longueur d'onde en nanomètre Gatti & Bertolini, 2013.	V
8	Les quatre différents angles d'agencements entre les pixels utilisés chacun pour la construction d'une matrice de co-occurrence des niveaux gris. L'angle 0 degré va considérer les pixels numérotés 1 et 5 comme les plus proches voisins du pixel central. L'angle 45 degrés va considérer les pixels numérotés 4 et 8 comme les plus proches voisins du pixel central. L'angle 90 degrés va considérer les pixels numérotés 3 et 7 comme les plus proches voisins du pixel central. L'angle 135 degrés va considérer les pixels numérotés 2 et 6 comme les plus proches voisins du pixel central. Haralick <i>et al.</i> (1973)	VIII
9	Exemple de méthode de calcul d'une matrice de co-occurrence des niveaux gris pour une image de 4x5 pixels avec 8 valeurs de gris différentes. Singh <i>et al.</i> (2017)	IX
10	Graphique de la valeur réceptionnée par les capteurs radar satellitaires dépendants de la surface d'interception cible	XV
11	Illustration des différents effets du relief qui peuvent affecter le résultat final d'une imagerie radar satellitaire (Corgne, 2021)	XVI

Liste des Tables

1	Présentation des quinze écorégions analysées, du code qui leur est associé dans le cadre de cette étude ainsi que du nom du biome auquel elles appartiennent.	3
2	Indicateurs Lidar extraits du modèle de hauteur de canopée (CHM) et du modèle numérique de terrain (DTM). Ces indicateurs sont utilisés comme variables d'une matrice d'indicateurs Lidar servant de référence pour représenter la diversité 3D des milieux riverains analysés.	4
3	Indicateurs spectraux extraits à partir des bandes du satellite Sentinel 2 et de combinaisons de ces bandes. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs spectraux. <i>CW = "Central Waves"</i>	4
4	Indicateurs de texture extraits à partir d'une matrice de co-occurrence des niveaux de gris réalisée sur la bande 8 du satellite Sentinel 2. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs de texture.	5
5	Indicateur de saisonnalité extrait à partir d'une régression harmonique ajustée sur les valeurs de NDVI de chaque pixel des milieux riverains observés. Les statistiques descriptives appliquées sur cet indicateur sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs de saisonnalité	5
6	Indicateurs radar extraits pour chaque mois de l'année à partir des bandes et du ratio des bandes du satellite Sentinel 1. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs radar	6
7	Statistiques descriptives appliquées aux indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et de radar extraits dans le cadre de cette étude. Les résultats de ces statistiques sont utilisés comme variables des matrices d'indicateurs.	6
8	Résultats issus des modèles de " <i>Random Forest</i> " appliqués aux matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et de radar. Les résultats présentés permettent d'estimer la capacité des matrices d'indicateurs à classer les tronçons de rivières sélectionnés dans l'écorégion (Olson <i>et al.</i> , 2001) correspondante. L'estimateur de la qualité du modèle utilisé est l'" <i>accuracy</i> ".	9
9	Résultats issus des modèles de " <i>Random Forest</i> " appliqués aux matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et de radar. Les résultats présentés permettent d'estimer la capacité des matrices d'indicateurs à classer des tronçons de rivières sélectionnés dans l'écorégion (Olson <i>et al.</i> , 2001) correspondante. Le tableau reprend la sensibilité des modèles de " <i>Random Forest</i> " pour chaque classe.	10
10	Résultats issus des modèles de " <i>Random Forest</i> " appliqués aux matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et de radar. Ces résultats permettent d'estimer la capacité des matrices d'indicateurs à classer des tronçons de rivières sélectionnés dans l'écorégion (Olson <i>et al.</i> , 2001) correspondante. Le tableau reprend la spécificité des modèles de " <i>Random Forest</i> " pour chaque classe.	10
11	Résultat du test de Levene utilisé pour vérifier l'homoscédasticité des résultats des analyses de redondance (RDA). Les RDA sont réalisées pour chaque écorégion avec pour but de capter la variabilité de la matrice Lidar sur base des matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et de radar.	10
12	Résultat du test de Kruskal-Wallis utilisé pour comparer les résultats des analyses de redondance (RDA). Les RDA sont réalisées pour chaque écorégion avec pour but de capter la variabilité de la matrice Lidar sur base des matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et de radar.	11

13	Analyse de redondance - Pourcentage de variance de la matrice d'indicateur 3D capté par les matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et radar lorsque l'ensemble du jeu de donnée est utilisé et pourcentage de variance médian de la matrice d'indicateur 3D capté par les matrices d'indicateurs lorsque l'analyse de redondance est réalisée sur chaque écorégion	12
14	Analyse de redondance - Pourcentage de variabilité de la matrice d'indicateurs 3D capté par les matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et radar pour chaque écorégion. La variance et l'écart-type de ce pourcentage par matrice sont également indiqués.	13
15	Indicateurs spectraux extraits à partir des bandes du satellite Sentinel 2 et de combinaisons de ces bandes ainsi que l'équation utilisée pour les calculer. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs spectraux. - Partie 1	VI
16	Indicateurs spectraux extraits à partir des bandes du satellite Sentinel 2 et de combinaisons de ces bandes ainsi que l'équation utilisée pour les calculer. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs spectraux. - Partie 2	VII
17	Classement en 3 catégories des indicateurs de texture de Haralick <i>et al.</i> (1973) et Connors <i>et al.</i> (1984) réalisé par Hall-Beyer (2017) afin de mieux interpréter la construction et le rôle de ces différents indicateurs.	IX
18	Indicateurs de texture extraits à partir d'une matrice de co-occurrence des niveaux de gris réalisée sur la bande 8 du satellite Sentinel 2 ainsi que l'équation pour les calculer. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs de texture. - Partie 1	X
19	Indicateurs de texture extraits à partir d'une matrice de co-occurrence des niveaux de gris réalisée sur la bande 8 du satellite Sentinel 2 ainsi que l'équation pour les calculer. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs de texture. - Partie 2	XI
20	Indicateurs de texture extraits à partir d'une matrice de co-occurrence des niveaux de gris réalisée sur la bande 8 du satellite Sentinel 2 ainsi que l'équation pour les calculer. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs de texture. - Partie 3	XII



ARTICLE

Caractérisation de l'hétérogénéité 3D des milieux riverains au sein
des principaux biomes terrestres à l'aide de données satellitaires

Caractérisation de l'hétérogénéité 3D des milieux riverains au sein des principaux biomes terrestres à l'aide de données satellitaires

Antoine Plumacker¹, Simon Dufour², Philippe Lejeune¹, Samuel Corgne² et Adrien Michez²

¹Gembloux Agro Bio-Tech, University of Liège, Belgium

²UMR CNRS 6554 LETG Rennes COSTEL/Département de Géographie, University of Rennes2, France

Antoine.Plumacker@student.uliege.be

1 Introduction

Érosion de la biodiversité, réchauffement climatique, pression anthropique, fragmentation des habitats, pollutions : les changements globaux n'épargnent pas les écosystèmes riverains (Capon *et al.*, 2013; Piégay *et al.*, 2020). Ces milieux constituent pourtant un enjeu écologique majeur pour l'avenir, en raison des nombreux services écosystémiques qu'ils fournissent. Ils sont au cœur de nombreuses politiques environnementales : la réduction des inondations, la création d'habitats et de réseaux écologiques pour la biodiversité, la production de bois ou encore la fonction récréative (Riis *et al.*, 2020). La description détaillée des écosystèmes riverains fait l'objet de l'Annexe 1.

La caractérisation des écosystèmes riverains est une nécessité préalable à tout développement d'outil de gestion, de conservation et de restauration de ces milieux (Gonzalez *et al.*, 2021; Feio *et al.*, 2021; Fremier *et al.*, 2015). L'utilisation d'indicateurs est devenue une approche courante dans l'évaluation d'écosystèmes. Généralement deux familles d'indicateurs sont à la base de méthodes d'évaluation :

- les indicateurs de présence (ex. largeur ; Riparian Quality Index (Gonzalez & Garcia de Jalon, 2011)).
- les indicateurs de structure (ex. structure des strates)

Notre étude se focalise sur cette seconde catégorie d'indicateurs. En effet, la littérature considère l'hétérogénéité structurelle des milieux riverains comme représentative de la diversité biologique et fonctionnelle de l'écosystème (Naiman *et al.*, 2005; Gonzalez *et al.*, 2021; Riedler *et al.*, 2015). Ainsi, la variabilité de la structure doit inclure, dans la mesure du possible la dimension verticale,

reconnue comme une caractéristique importante des forêts riveraines.

Une approche courante pour extraire des indicateurs caractérisant les écosystèmes est l'utilisation de données issues de la télédétection (Xue & Su, 2017; Hill, 2013; Liu *et al.*, 2020; Riedler *et al.*, 2015). Premièrement, le potentiel de la télédétection dans une optique de suivi et de réponses au besoin d'outils de suivi de ces milieux est bien établie (Huylenbroeck *et al.*, 2020). Ensuite, les indicateurs qui en sont extraits permettent d'appréhender le milieu dans sa diversité structurelle et fonctionnelle (Gonzalez & Garcia de Jalon, 2011; Goetz *et al.*, 2007). De plus, l'essor et l'amélioration continue des diverses technologies de la télédétection ouvrent une série de possibilités d'extraction de données :

- Le programme Copernicus de l'ESA, lancé en 2015 avec ses satellites Sentinel 1 et Sentinel 2. Il propose des imageries radar et multispectrales avec une résolution spatiale de 10 m et une résolution temporelle de 5 à 10 jours.
- Les satellites proposant de l'imagerie multispectrale à très haute résolution spatiale. Ils peuvent avoir une résolution ≈ 10 cm et l'acquisition des images à destination des particuliers peut avoir un coût élevé.
- La technologie Lidar issue de capteurs aéroportés. Elle permet une résolution spatiale 3D d'une très haute résolution. Cependant son prix et son utilisation restreinte à une couverture aérienne limitent sa disponibilité. La couverture LiDAR n'est complète que pour certains pays développés, et reste locale dans la majeure partie des cas.

Cette nouvelle diversité de données permet l'extraction d'indicateurs associés. Alors que

les données de télédétection ont déjà montré leur pertinence pour caractériser la continuité, la largeur, mais aussi la structure qui nous intéresse ici (Johansen *et al.*, 2010a; Johansen *et al.*, 2010b), il reste difficile de trouver des indicateurs applicables à large échelle dédiés aux écosystèmes riverains. Pourtant une conclusion issue de plusieurs synthèses de la littérature met en évidence un déséquilibre dans la couverture des contextes géographiques étudiés. En effet, la majorité des études sont réalisées dans les pays développés. Très peu couvrent une échelle d'étude largement multi-source et multi-temporelle pour élargir la connaissance des écosystèmes riverains dans l'ensemble des biomes (Huylenbroeck *et al.*, 2020; Dufour *et al.*, 2019; Bendix & Stella, 2013; Feio *et al.*, 2021; Wohl, 2017). Cependant, de nouveaux outils de traitement de télédétections tels que Google Earth Engine, ouvrent maintenant les portes de l'analyse à large échelle pour les particuliers grâce à l'accès aux performances de calcul des serveurs de Google (Gorelick *et al.*, 2017; Mutanga & Kumar, 2019).

Notre étude se situe donc dans un contexte où le Lidar a prouvé son potentiel pour évaluer l'hétérogénéité structurelle des milieux riverains grâce à la création de nuages de points en 3 di-

mensions avec une haute résolution spatiale. Mais ce dernier a un coût important, ce qui limite sa disponibilité à une échelle locale. D'autre parts la couverture de la surface terrestre par le satellite est bien développée, et présente une résolution temporelle de 5 jours et une résolution spatiale de 10 m pour le programme Copernicus. C'est dans ce cadre que s'inscrit notre étude, qui a pour objectif de répondre aux questions de recherche suivantes :

- Dans quelle mesure les données satellitaires peuvent-elles capter la variabilité de la structure 3D des milieux riverains extraite à partir des données Lidar ?
- Quelle est l'influence du contexte biogéographique dans la captation de la structure 3D des milieux riverains et quelle est la variabilité de captation inter-contexte observée ?

L'idée est d'obtenir des réponses quant au potentiel des différentes approches d'indicateurs satellitaires pour capter l'hétérogénéité des milieux riverains. Ainsi, cette étude pourra servir d'appui pour de futures recherches sur le type d'indicateurs à favoriser pour capter

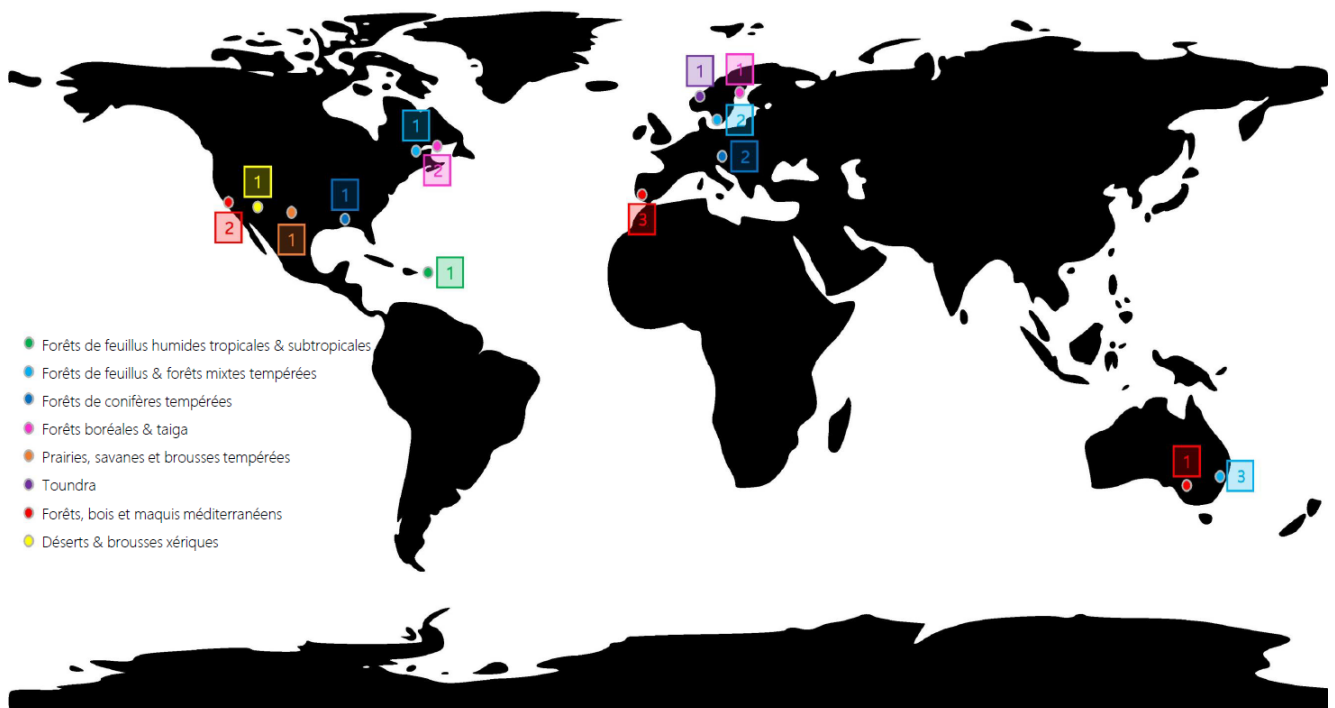


Figure 1: Situation géographique des tronçons HydroSHEDS (Lehner *et al.*, 2008) échantillonnés appartenant à quinze écorégions définies par la WWF (Olson *et al.*, 2001), elles-mêmes réparties parmi huit des différents biomes terrestres. Chaque biome est représenté par une couleur et un numéro permet de différencier les différentes écorégions échantillonnées d'un même biome.

l'hétérogénéité des milieux riverains en l'absence de donnée Lidar 3D.

2 Matériels et méthodes

Afin de répondre aux objectifs du travail, un échantillonnage a été réalisé sur une collection de sites (Figure 1). L'hypothèse sur laquelle se base cette étude est que l'hétérogénéité des indices Lidar permet de capter l'hétérogénéité fonctionnelle des milieux riverains (Seavy *et al.*, 2009; Goetz *et al.*, 2007).

$$\begin{aligned} Heterogeneite_statistique^{Lidar} &\approx \\ Heterogeneite_structurelle^{Milieux} &\approx \\ Heterogeneite_fonctionnelle^{Milieux} &\approx \end{aligned}$$

Une première matrice servant de référence de la structure verticale des milieux riverains issue de données Lidar (Lim *et al.*, 2003; Lesak *et al.*, 2011) a été construite avec pour variables les indicateurs issus du Lidar et pour observations les écosystèmes riverains. Ensuite, différentes matrices d'indicateurs ont été établies à partir de divers capteurs et approches algorithmiques issues de la télédétection satellitaire. Ces matrices ont pour variables les indicateurs Sentinel établis pour chacune d'elles et pour observations les écosystèmes riverains. La matrice de référence et les matrices issues du satellite ont été évaluées par des analyses en composante principales et

des modèles de "Random Forest" pour estimer leur capacité à appréhender la variabilité inter-contextes biogéographiques. L'analyse statistique principale pour répondre aux questions de recherche a été une analyse de redondance. Elle a pour but de mesurer la capacité des matrices à capter la structure 3D des milieux riverains à l'échelle globale et à l'échelle des écorégions.

2.1 Ressources informatiques

L'extraction des données est réalisée grâce à Google Earth Engine. Le choix s'est porté sur cet outil pour utiliser la puissance de calcul des serveurs, et pour limiter le téléchargement de données à large échelle sur les machines personnelles (Gorelick *et al.*, 2017). Le traitement des données est réalisé grâce au langage R (R Core Team, 2019) via Rstudio (RStudio Team, 2019). Les bibliothèques FactorMiners (Lê *et al.*, 2008), randomForest (Liaw & Wiener, 2002) et vegan (Dixon, 2003) ont permis de mener à bien les diverses analyses statistiques.

2.2 Jeux de données et échantillonnage

Cette étude a été basée sur un jeu de données Lidar échantillonné préalablement et servant de référence à l'évaluation de l'hétérogénéité 3D des milieux riverains. Les jeux de données satellitaires sont échantillonnés à partir de la

Table 1: Présentation des quinze écorégions analysées, du code qui leur est associé dans le cadre de cette étude ainsi que du nom du biome auquel elles appartiennent.

NOM ECOREGION	CODE	NOM BIOME
Forêts humides de Porto Rico	1.1	Forêts de feuillus humides tropicales et subtropicales
Transition forêt-boréale orientale	4.1	Forêts de feuillus et forêts mixtes tempérées
Forêts mixtes sarmatiques	4.2	Forêts de feuillus et forêts mixtes tempérées
Forêts tempérées d'Australie orientale	4.3	Forêts de feuillus et forêts mixtes tempérées
Forêts de conifères du sud-est	5.1	Forêts de conifères tempérées
Forêts alpines de conifères et mixtes	5.2	Forêts de conifères tempérées
Taïga scandinave et russe	6.1	Forêts boréales et taïga
Forêts de l'est du Canada	6.2	Forêts boréales et taïga
Prairies occidentales à herbes courtes	8.1	Prairies, savanes et brousses tempérées
Forêts de bouleaux et prairies des montagnes scandinaves	11.1	Toundra
Forêts et mallee de la Murray-Darling	12.1	Forêts, bois et maquis méditerranéens
Chaparral et bois de l'intérieur des terres californiennes	12.2	Forêts, bois et maquis méditerranéens
Forêts sclérophylles et semi-décidues ibériques	12.3	Forêts, bois et maquis méditerranéens
Plateau de brousse du Colorado	13.1	Déserts et brousses xériques

disponibilité de données Lidar sur des tronçons de rivières et l'écosystème riverain associé. Ainsi 424 tronçons de rivières HydroSHEDS (Lehner *et al.*, 2008) ont été sélectionnés au sein de 14 écorégions définies par la WWF (Olson *et al.*, 2001), elles-mêmes réparties parmi 8 des différents biomes terrestres (Figure 1, Table 1). Pour déterminer la zone riveraine, une zone tampon de 50 m autour de la rivière a été sélectionnée (Dufour & Rodríguez-Gonzalez, 2019). L'échantillonnage des tronçons a suivi une sélection stricte selon plusieurs critères : sur base de la photo-interprétation, les rivières de notre échantillon sont situées hors zone urbaine et agricole ; elles doivent être de faible largeur et appartenir à des bassins versants de petite échelle entre 20 km² et 100 km². Les biomes et écorégions représentés dans l'échantillonnage sont repris dans la Table 1. Ce jeu de données couvre une grande diversité de contextes biogéographiques, des milieux désertiques et tropicaux jusqu'aux milieux boréaux en passant par les zones méditerranéennes et montagnardes. Les huit biomes sélectionnés représentent 71 % des terres émergées.

2.2.1 Indicateurs Lidar de référence

Table 2: Indicateurs Lidar extraits du modèle de hauteur de canopée (CHM) et du modèle numérique de terrain (DTM). Ces indicateurs sont utilisés comme variables d'une matrice d'indicateurs Lidar servant de référence pour représenter la diversité 3D des milieux riverains analysés.

Indicateurs Lidar		
H - Hauteur	H_mn	Minimum
	H_sd	Ecart-type
	H_cv	Coefficient de variation
	H_QuadraticMean	Moyenne quadratique
	H_Skewness	Skewness
	H_Kurtosis	Kurtosis
	H_VDR	Ratio de distribution verticale (Goetz <i>et al.</i> , 2007)
	H_p10	Percentile 10
	H_p30	Percentile 30
	H_p50	Médiane
	H_p70	Percentile 70
	H_p90	Percentile 90
	H_p100	Maximum
DTM - Digital Surface Model	DTM_srtm_mn	SRTM minimum
	detrDTM_mn	Minimum
	detrDTM_sd	Ecart-type
	detrDTM_cv	Coefficient of variation
	detrDTM_p95	Percentile 95
	detrDTM_p05	Percentile 05
	DTM_slope	Pente
	DTM_TRI	Indice de rugosité du terrain

L'extraction des indicateurs Lidar de référence a été réalisée grâce aux bibliothèques R LidR (Roussel *et al.*, 2018) pour la génération de deux modèles rasters. Le modèle de hauteur de canopée (CHM) et le modèle numérique de terrain (DTM) à minimum 1 m de résolution spatiale. L'utilisation de ces deux modèles comme ressources initiales permet de standardiser les données entre les diverses écorégions couvertes et les divers capteurs ou plans de vols mis en oeuvre lors de l'extraction de données. La manipulation des produits rasters a été effectuée avec la bibliothèque raster (Hijmans *et al.*, 2021). La Table 2 reprend les différents indicateurs Lidar extraits de la manipulation de ces modèles. Les indicateurs de hauteur sont extraits du modèle de hauteur de canopée (CHM) et les indicateurs de morphologie sont extraits du modèle numérique de terrain (DTM). La combinaison de ces indicateurs de hauteur et de morphologie constitue le jeu de données Lidar de référence considéré comme représentatif de l'hétérogénéité de la structure 3D des milieux riverains.

2.2.2 Indicateurs spectraux

Table 3: Indicateurs spectraux extraits à partir des bandes du satellite Sentinel 2 et de combinaisons de ces bandes. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs spectraux. *CW* = "Central Waves"

Indicateurs spectraux	
ARI	Indice de réflectance des anthocyanes (Gitelson <i>et al.</i> , 2001)
B12	Infrarouge à ondes courtes, <i>CW</i> : 2190 nm
B2	Bleu, <i>CW</i> : 490 nm
B3	Vert, <i>CW</i> : 560 nm
B4	Rouge, <i>CW</i> : 665 nm
B5	Visible et proche infrarouge, <i>CW</i> : 705 nm
B6	Visible et proche infrarouge, <i>CW</i> : 740 nm
B8	Proche infrarouge, <i>CW</i> : 842 nm
BR	Ratio de bleu (Waser <i>et al.</i> , 2014)
GR	Ratio Vert-rouge (Waser <i>et al.</i> , 2014)
NDREI	"Red-edge" indice de végétation par différence normalisée (Gitelson & Merzlyak, 1996)
NDVI	Indice de végétation par différence normalisée (Rouse <i>et al.</i> , 1973)
NDWI	Indice de différence normalisée de l'eau (Gao, 1996)
R-eVI	"Red-edge" indice de végétation (Jordan, 1969)
SAVI	Indice de végétation ajusté au sol (Huete, 1988)
NDVIre2	"Red-edge" indice de végétation par différence normalisée 2 (Barnes <i>et al.</i> , 2000)

Une série d'indicateurs spectraux ont été extraits de l'information multispectrale apportée par le satellite Sentinel 2. Une introduction à l'imagerie spectrale satellitaire est reprise à l'Annexe 2. Une image multibande a été produite en considérant la valeur médiane des images prises durant la période de végétation de 3 mois la plus proche de l'extraction Lidar. Une contrainte sur la couverture nuageuse a été appliquée aux images initiales. La surface nuageuse est inférieure à 10 % de la surface de l'écorégion observée. Les indicateurs extraits sont repris dans la Table 3. La logique de sélection de ces derniers était de reprendre les indicateurs spectraux les plus courants tels que le NDVI, le NDWI et le SAVI, ainsi que des indicateurs un peu moins courants mais qui ont l'avantage de couvrir la grande majorité des bandes disponibles dans l'imagerie multispectrale de Sentinel 2 (Hill, 2013; Merzlyak *et al.*, 1999; Sims & Gamon, 2002; Waser *et al.*, 2014). Les équations utilisées sont développées dans l'Annexe 2. Chaque indicateur est dérivé en plusieurs valeurs statistiques descriptives (Tableau 7).

2.2.3 Indicateurs de texture

Une matrice de co-occurrence des niveaux de gris a été établie par une convolution avec un Kernel carré 3x3 sur la bande de proche infrarouge (B8 de Sentinel 2). Cette méthode permet d'évaluer l'agencement des pixels entre eux. Les indices texturaux sont issus de la littérature de Haralick *et al.* (1973) et Connors *et al.* (1984) (Table 4). Les valeurs statistiques descriptives en sont aussi dérivées (Table 7). Une introduction à la texture, aux convolutions ainsi qu'une explication de la méthode des matrices de co-occurrence des niveaux de gris et un détail des équations de Haralick *et al.* (1973) et Connors *et al.* (1984) sont disponibles à l'Annexe 3.

2.2.4 Indicateurs de saisonnalité

La saisonnalité est issue des valeurs de NDVI annuelles ajustées par une régression harmonique. (Li *et al.*, 2019; Liu *et al.*, 2020; Valderrama-Landeros *et al.*, 2021) Des indicateurs ont été extraits des valeurs sinusoïdales tels que l'amplitude, la moyenne, les quartiles et l'écart-type pour la dispersion (Tables 5 & 7). L'année sélectionnée entoure la date d'acquisition du Lidar. Une introduction à la notion de phénologie annuelle nécessaire à la compréhension de la création d'indicateurs de saisonnalité est

Table 4: Indicateurs de texture extraits à partir d'une matrice de co-occurrence des niveaux de gris réalisée sur la bande 8 du satellite Sentinel 2. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs de texture.

Indicateurs de texture	
ASM	Second Moment Angulaire (Haralick <i>et al.</i> , 1973)
CONTRAST	Contraste (Haralick <i>et al.</i> , 1973)
CORR	Corrélation (Haralick <i>et al.</i> , 1973)
DENT	Différence d'entropie (Haralick <i>et al.</i> , 1973)
DISS	Dissimilarité (Connors <i>et al.</i> , 1984)
DVAR	Différence de variance (Haralick <i>et al.</i> , 1973)
ENT	Entropie (Haralick <i>et al.</i> , 1973; Connors <i>et al.</i> , 1984)
IDM	Moment de différence inverse (Haralick <i>et al.</i> , 1973)
IMCORR1	Mesure informative de la corrélation (Haralick <i>et al.</i> , 1973)
IMCORR2	Mesure informative de la corrélation 2 (Haralick <i>et al.</i> , 1973)
INERTIA	Inertie (Connors <i>et al.</i> , 1984)
PROM	Prominence du groupe (Connors <i>et al.</i> , 1984)
SAVG	Somme des moyennes (Haralick <i>et al.</i> , 1973)
SENT	Somme des entropies (Haralick <i>et al.</i> , 1973)
SHADE	Groupe d'ombres (Connors <i>et al.</i> , 1984)
SVAR	Somme des variances (Haralick <i>et al.</i> , 1973)
VAR	Variance (Haralick <i>et al.</i> , 1973)

disponible en Annexe 4. Le modèle de la régression harmonique est également décrit dans cette même annexe.

Table 5: Indicateur de saisonnalité extrait à partir d'une régression harmonique ajustée sur les valeurs de NDVI de chaque pixel des milieux riverains observés. Les statistiques descriptives appliquées sur cet indicateur sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs de saisonnalité

Indicateurs de saisonnalité	
NDVI	NDVI multitemporel (Rouse <i>et al.</i> , 1973)

2.2.5 Indicateurs Radar

Les notions élémentaires à l'utilisation du radar sont introduites à l'Annexe 5. Les indicateurs issus du satellite Sentinel 1 (Table 6) sont extraits de la bande VV qui correspond à une polarisation verticale du signal en transmission et en réception (polarisation parallèle) et de la bande VH correspondant à une polarisation verticale

du signal transmis et une polarisation horizontale du signal reçu (polarisation croisée). Le ratio $\frac{VV}{VH}$ est également utilisé comme base pour les indicateurs. Un intérêt du radar est la perception multitemporelle et l'absence de perturbation par les nuages. Pour capter cet aspect, une moyenne mensuelle des bandes et du ratio sont calculés pour l'ensemble des mois de l'année entourant l'extraction des données Lidar. Dans la même démarche que les autres matrices créées, des statistiques descriptives sont appliquées sur les bandes et les ratios mensuels pour capter la diversité de résultats obtenus dans ces milieux riverains (Table 7).

Table 6: Indicateurs radar extraits pour chaque mois de l'année à partir des bandes et du ratio des bandes du satellite Sentinel 1. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs radar

Indicateurs Radar	
VV	Polarisation parallèle verticale
VH	Polarisation croisée verticale-horizontale
$\frac{VV}{VH}$	Ratio VV/VH

Table 7: Statistiques descriptives appliquées aux indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et de radar extraits dans le cadre de cette étude. Les résultats de ces statistiques sont utilisés comme variables des matrices d'indicateurs.

Statistiques descriptives dérivées des indices	
mean	Moyenne
stdev	Écart-type
X0	Minimum
X10	Percentile 10 %
X25	Percentile 25 %
X50	Médiane
X75	Percentile 75 %
X90	Percentile 90 %
X100	Maximum

2.3 Évaluation descriptive des jeux de données constitués

La méthode utilisée est l'approche factorielle par analyse en composante principale (PCA) qui permet d'appréhender la structure des matrices produites de manière descriptive. Une PCA est réalisée sur chaque matrice d'indicateurs afin de former des composantes linéaires non corrélées entre elles. Cette méthode est souvent utilisée en écologie pour décrire la structure d'un dataset aussi bien en terme de variables que d'individus. Dans notre étude, cette

technique statistique multivariée descriptive est utilisée pour présenter visuellement la répartition des écorégions à partir des combinaisons linéaires établies entre les indicateurs pour chaque matrice satellitaire. Plusieurs éléments ont été analysés dans le cadre de l'évaluation des matrices d'indicateurs:

- Premièrement la répartition des individus sur le premier plan factoriel lorsqu'ils sont regroupés par écorégions afin d'observer le potentiel discriminant entre les écorégions qu'ont les composantes linéaires des deux premières dimensions.
- Deuxièmement les valeurs propres des différentes dimensions. Afin d'évaluer la corrélation entre les indicateurs en observant le nombre de dimensions nécessaire pour justifier 95 % de variance expliquée de manière cumulée, mais également en observant les valeurs de variance expliquée des 2 premières dimensions.
- Finalement, les indicateurs ayant les plus grandes corrélations avec la première et la seconde dimension dans le but de déterminer les indicateurs influençant majoritairement la construction des premières combinaisons linéaires.

2.4 Classification des tronçons de rivières dans les écorégions à partir des données Sentinel

Cette étude propose une approche supplémentaire pour évaluer la capacité des matrices extraites à remplir leur rôle d'indicateurs de la diversité environnementale. Ainsi, la création de modèles de classification pour les différentes matrices permet d'estimer le potentiel de chacune pour classifier correctement les tronçons au sein des différentes écorégions. Afin d'évaluer l'efficacité des modèles produits, il a été décidé de confirmer ceux-ci à partir d'une validation croisée stratifiée par écorégion. La division aléatoire a été fixée pour obtenir la même répartition de la division entre chaque modèle de matrice. Le jeu de données est divisé en 2/3 (≈ 20 milieux riverains/écorégion) des 424 données pour produire les modèles et 1/3 (≈ 10 milieux riverains/écorégion) pour la validation des modèles. Cette approche permet de réaliser une validation croisée sur base d'un jeu de données indépendant afin de rendre le modèle plus robuste aux erreurs d'ajustement qui

peuvent survenir lorsque l'ensemble du jeu de données est utilisé.

La méthode de machine learning utilisée pour classifier est la "Random Forests" (Pal, 2005; Breiman, 2001). Ce modèle est basé sur les arbres de décision de CART. Cependant les arbres de décisions sont limités par la variation des données d'entraînement. Afin d'augmenter la robustesse de la prédiction, l'algorithme est construit de la sorte:

1. Pour chaque arbre, un échantillon bootstrap des données originales est utilisé.
2. À chaque nœud, la sélection des indicateurs commence par un choix aléatoire de m_{try} indicateurs, suivi d'une sélection classique basée sur la performance de la partition.
3. Tout ceci est répété pour construire n arbres avec une taille minimum de noeuds finals.

Par la suite, la prédiction est faite en agrégeant les résultats des n arbres (moyenne si la variable de classe est quantitatif, mode si la variable de classe est qualitatif).

L'estimateur de la qualité du modèle sélectionné est l'"accuracy". L'"accuracy" correspond aux nombres corrects de prédictions sur le nombre total de prédictions. Il est mesuré à partir de la matrice de confusion construite lors de la validation croisée et suit la formule :

$$Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^n a_{i,i}}{\sum a_{tot}} \quad (1)$$

avec a = la matrice de confusion de dimension n . Pour chaque classe ont également été mesurées la sensibilité soit la capacité du modèle à classer l'observation dans sa vraie classe et la spécificité soit la capacité du modèle à ne pas classer l'observation dans une classe qui n'est pas la sienne.

Les formules utilisées pour calculer la sensibilité et la spécificité pour chaque écorégion à partir des matrices de confusions construites lors de la validation sont les suivantes :

$$Sens = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$Spec = \frac{TN}{FP + TN} \quad (3)$$

où :

- TP = Le nombre d'observations classées dans l'écorégion et appartenant à l'écorégion.

- FP = Le nombre d'observations classées dans l'écorégion et n'appartenant pas à l'écorégion.
- TN = Le nombre d'observations non classées dans l'écorégion et n'appartenant pas à l'écorégion.
- FN = Le nombre d'observations non classées dans l'écorégion et appartenant à l'écorégion.

2.5 Analyse du potentiel de captation d'hétérogénéité 3D à partir des données Sentinel à l'échelle globale et à l'échelle des écorégions

La méthode utilisée est l'analyse de redondance pour expliquer la variation d'un ensemble selon les variables d'un autre ensemble (Wollenberg, 1977). Cette technique statistique est basée sur la définition de l'indice de redondance (Stewart & Love, 1968). Il s'agit de la variance moyenne des variables d'un ensemble qui est expliquée par une variable canonique de l'autre ensemble. L'approche factorielle maximise cet indice de redondance entre 2 matrices. Dans notre étude, l'analyse de redondance (RDA) est utilisée pour étudier la relation entre les indices de la matrice Lidar 3D en fonction des divers matrices décrites précédemment, construites à partir des données sentinel 1 et sentinel 2.

$$Matrice_Lidar3D = f(Matrice_Sentinel)$$

où :

- $Matrice_Lidar3D$ est la matrice de référence avec des indicateurs issus de donnée Lidar 3D.
- $Matrice_Sentinel$ est l'une des matrices d'indicateurs constituées à partir des données Sentinel.

Ainsi, grâce à la RDA, il est possible d'évaluer la covariance observée entre les matrices. Dans un premier temps, les RDA sont réalisées à échelle globale sur l'ensemble du jeu de données. Cela permet de répondre au premier objectif de recherche qui souhaite évaluer le potentiel des données satellitaires pour capter la variabilité de la structure 3D des milieux riverains extraite à partir des données Lidar. La RDA est également utilisée pour répondre au second objectif de ce travail qui souhaite déterminer l'influence du contexte ainsi que la variabilité observable entre les contextes lorsqu'on souhaite utiliser des données satellitaires pour capter l'hétérogénéité

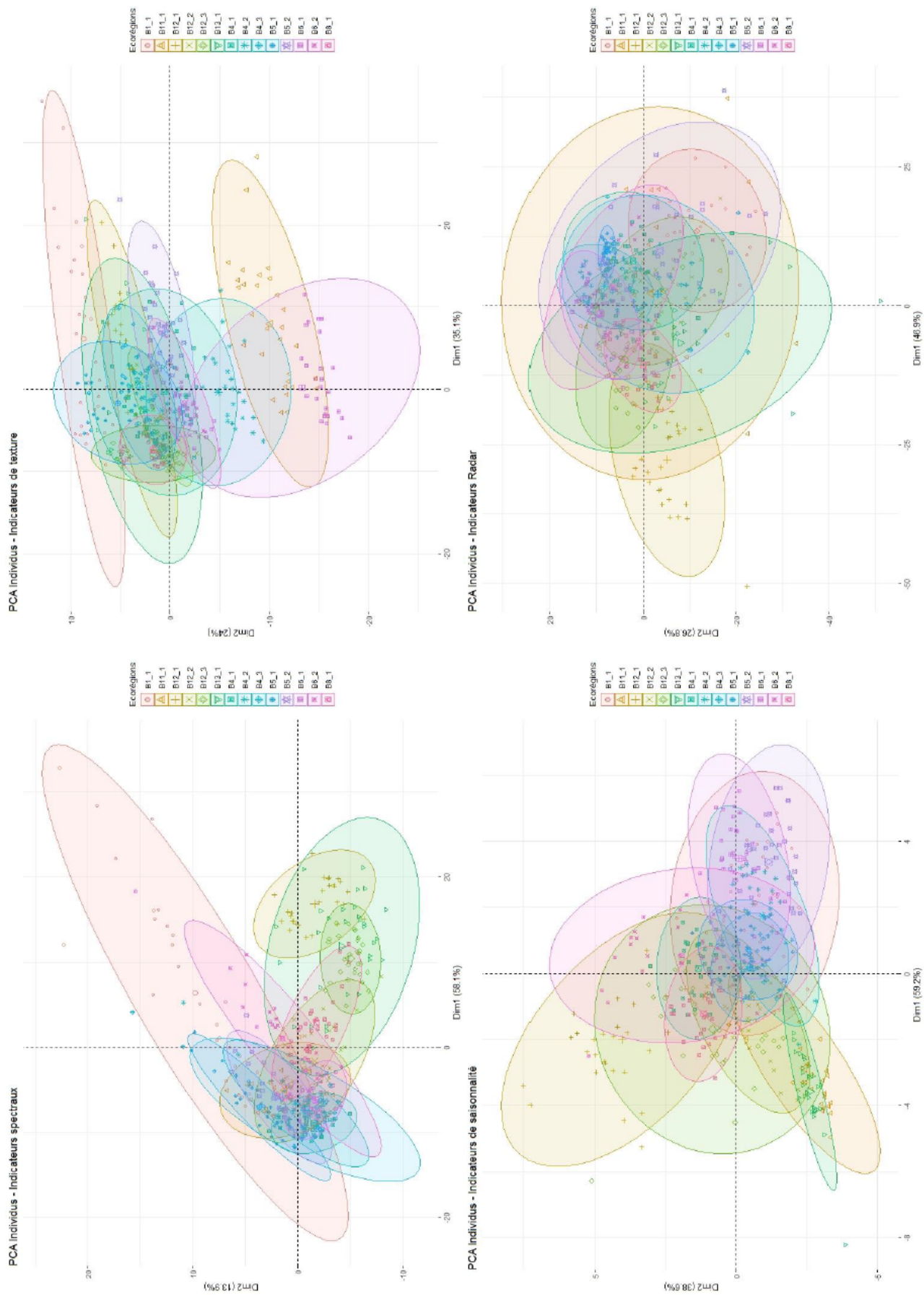


Figure 2: Analyses en composantes principales - Graphiques des individus pour la matrice d'indicateurs spectraux, la matrice d'indicateurs de texture, la matrice d'indicateurs de saisonnalité et pour la matrice d'indicateurs radar. L'appartenance aux écorégions (Olson *et al.*, 2001) des individus est visuellement mise en évidence par les ellipses.

des milieux riverains extraite à partir des données Lidar. Pour cette approche, une RDA est réalisée pour chaque écorégion. Pour comparer la variabilité entre les écorégions, une visualisation en boxplot est proposée ainsi qu’une analyse des résultats par des statistiques descriptives.

Afin de comparer les résultats des différentes matrices d’indicateurs construites d’un point de vue statistique, une Analyse de la variance de Kruskal-Wallis (ANOVA non paramétrique) a été réalisée pour tester l’homogénéité des distributions de réponses. L’utilisation du test de Kruskal-Wallis par rapport à une ANOVA classique se justifie lorsque l’hypothèse initiale de l’homoscédasticité nécessaire pour utiliser l’analyse de la variance a été rejetée par un test de Levene.

3 Résultats

3.1 Analyses en Composantes Principales

La Figure 2 représente graphiquement les deux premières dimensions des analyses en composantes principales (PCA) sur les individus. Il apparaît une variance cumulée atteignant 95 % après 9 dimensions pour la PCA de la matrice d’indices spectraux. La première dimension reprend 58,11 % de variance expliquée, tandis que la seconde dimension en reprend 13,90 %. 19 dimensions sont nécessaires pour obtenir 95 % de variance expliquée pour la PCA sur la matrice de texture, avec la première et la seconde dimension qui reprennent respectivement 35,14 % et 24,02 % de variance expliquée. La matrice de saisonnalité nécessite 2 dimensions pour avoir 95 % de variance expliquée, avec pour la première dimension 59,23 % et pour la seconde dimension 38,61 %. Finalement, 14 dimensions sont nécessaires à la matrice radar pour dépasser les 95 % de variance expliquée. La dimension 1 est à 46,91 % et la dimension 2 à 26,80 % de variance. Pour la matrice d’indices spectraux, les indicateurs ayant les plus grandes corrélations avec la première dimension de la PCA sont les indicateurs issus des bandes de sentinel 2 directement, principalement B4 moyen, B5 moyen, B12 moyen, NDVI moyen, SAVI moyen. Les indicateurs statistiques dérivés de B8 percentile 75, 90 et maximum, B6 percentile 75, 90 et maximum et B2 écart-type influencent le plus la construction de la seconde dimension. Concernant la matrice de texture, les plus grandes corrélations avec la première dimension sont l’inertie moyen, le contraste moyen, la variance moyen, la somme des variances moyen

et la différence de variances moyen. La différence d’entropie moyen, l’entropie moyen, la somme d’entropie moyen, le second moment angulaire moyen, le moment de différence inverse moyen et la mesure informative de la corrélation 1 et 2 moyen sont les indices permettant la construction de la deuxième dimension de la PCA. Pour ce qui est de la matrice de saisonnalité, la moyenne et la médiane sont les plus corrélées avec le premier axe, tandis que l’écart-type et l’amplitude sont les plus corrélées avec la deuxième dimension. En dernier lieu la matrice construite sur le radar montre de grandes corrélations pour les indicateurs issus de la moyenne de la bande VV des mois de mai à octobre avec la première dimension et pour la seconde dimension, la déviance de la bande VH de août et septembre sont les plus corrélées.

3.2 "Random Forest"

Les résultats des matrices de confusion testant les modèles établis par 20 milieux riverains/écorégions sur les 10 milieux riverains restants/écorégions sont présentés dans le tableau 8.

Table 8: Résultats issus des modèles de "Random Forest" appliqués aux matrices d’indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et de radar. Les résultats présentés permettent d’estimer la capacité des matrices d’indicateurs à classer les tronçons de rivières sélectionnés dans l’écorégion (Olson *et al.*, 2001) correspondante. L’estimateur de la qualité du modèle utilisé est l’"accuracy".

Matrice	Accuracy
Lidar 3D	0,865
S2.Spectrale	0,794
S2.Texture	0,844
S2.Saisonnalité	0,638
S1.Radar	0,837

Le tableau 9 reprend les résultats de la sensibilité pour chaque écorégion. Le tableau 10 donne le résultat de la spécificité de chaque écorégion. Les résultats exposent les 2 minimums de sensibilité dans les résultats du modèle "Random Forest" entraîné sur la matrice de saisonnalité. Le plus faible est le résultat pour la classification dans l’écorégion B1.1 (Forêts humides de Porto Rico) où la sensibilité est de 0,1 et le second est pour l’écorégion B5.2 (Forêts alpines de conifères et mixtes) avec un résultat de 0,286. Concernant les résultats de la spécificité, ils sont tous supérieurs à 0,95.

Table 9: Résultats issus des modèles de "Random Forest" appliqués aux matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et de radar. Les résultats présentés permettent d'estimer la capacité des matrices d'indicateurs à classer des tronçons de rivières sélectionnés dans l'écorégion (Olson *et al.*, 2001) correspondante. Le tableau reprend la sensibilité des modèles de "Random Forest" pour chaque classe.

Sensitivité					
Eco-regions	Lidar 3D	S2 Spect	S2 Text	S2 Saiso	S1 Radar
B1_1	0,900	0,700	0,800	0,100	0,900
B4_1	1,000	0,800	0,800	0,900	1,000
B4_2	0,900	0,900	0,900	0,800	1,000
B4_3	0,700	0,800	0,700	0,778	0,800
B5_1	0,800	1,000	0,700	0,818	1,000
B5_2	0,818	0,636	0,818	0,286	0,455
B6_1	0,500	1,000	0,900	1,000	0,700
B6_2	1,000	0,846	1,000	0,500	1,000
B8_1	1,000	1,000	0,857	0,800	1,000
B11_1	0,700	0,400	1,000	0,700	0,500
B12_1	1,000	0,700	0,800	0,800	1,000
B12_2	0,800	0,900	1,000	0,600	0,900
B12_3	1,000	1,000	0,900	0,600	0,800
B13_1	1,000	0,500	0,600	0,500	0,700

Table 10: Résultats issus des modèles de "Random Forest" appliqués aux matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et de radar. Ces résultats permettent d'estimer la capacité des matrices d'indicateurs à classer des tronçons de rivières sélectionnés dans l'écorégion (Olson *et al.*, 2001) correspondante. Le tableau reprend la spécificité des modèles de "Random Forest" pour chaque classe.

Spécificité					
Eco-regions	Lidar 3D	S2 Spect	S2 Text	S2 Saiso	S1 Radar
B1_1	0,992	0,992	0,992	0,977	0,977
B4_1	1,000	0,985	0,992	0,962	1,000
B4_2	0,977	0,977	1,000	0,954	0,977
B4_3	0,962	0,992	0,985	0,955	0,985
B5_1	0,985	0,977	0,969	0,985	1,000
B5_2	0,992	0,985	0,992	0,976	0,992
B6_1	0,992	0,992	0,992	0,985	0,985
B6_2	1,000	0,969	0,984	0,977	1,000
B8_1	0,985	0,985	0,970	0,969	0,985
B11_1	1,000	0,985	1,000	0,977	0,977
B12_1	0,992	0,985	0,992	0,977	1,000
B12_2	0,985	0,977	0,992	0,962	0,992
B12_3	1,000	1,000	0,977	0,977	0,977
B13_1	0,992	0,977	0,992	0,977	0,977

3.3 Analyse de Redondance

Différents résultats sont extraits des analyses de redondances (Wollenberg, 1977) entre la matrice Lidar 3D en fonction des matrices construites. Lorsque l'ensemble du jeu de données est utilisé, on observe des pourcentages de variance expliquée entre les matrices allant de 15 % pour la matrice de texture à 30 % pour la matrice de saisonnalité (Table 13). Une seconde approche calcule la variance expliquée en ajoutant le contexte biogéographique. Dans cette situation la RDA est calculée pour chaque écorégion.

Les résultats pour la valeur médiane de toutes les écorégions s'étendent de 62,6 % pour la matrice de texture jusqu'à 71,5 % pour la matrice de saisonnalité. Une observation de la variabilité des résultats entre les écorégions est visible grâce aux boxplots de la Figure 3. Le tableau 14 reprend les résultats des pourcentages de variance expliquée pour chaque écorégion en plus de la variance et des écart-types de ces résultats. On observe une différence entre l'écart-type de 5,74 % pour les résultats de la RDA appliquée sur la matrice de texture et un écart-type de 13,14 % pour le pourcentage de variance de la matrice Lidar 3D expliquée par la matrice de saisonnalité lorsque la RDA est appliquée par écorégion. Le résultat minimum pour les indices spectraux est le B12_2 (Chaparral et bois de l'intérieur des terres cal-

iforniennes) avec 50 % de variance expliquée et le résultat maximum est de 78 % obtenu avec le B6_2 (Forêts de l'est du Canada). Pour la matrice de texture, le résultat minimum est de 54 % obtenu avec le B5_2 (Forêts alpines de conifères et mixtes) et le résultat maximum, 74 % pour le B6_2 (Forêts de l'est du Canada) également. On constate pour la matrice phénologique que le plus faible résultat est 40 % au B13_1 (Plateau de brousse du Colorado) et le maximum est 81 % obtenu au B12_1 (Forêts et mallee de la Murray-Darling). Finalement, pour la matrice radar, le plus faible résultat est pour l'écorégion B4_1 (Transition forêt-boréale orientale) avec 50 % et le maximum est de 76 % en B6_2 (Forêts de l'est du Canada).

Une ANOVA non paramétrique (Test de Kruskal-Wallis) est réalisée sur les résultats des RDA

Table 11: Résultat du test de Levene utilisé pour vérifier l'homoscédasticité des résultats des analyses de redondance (RDA). Les RDA sont réalisées pour chaque écorégion avec pour but de capter la variabilité de la matrice Lidar sur base des matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et de radar.

	Df	F valeur	Pr(>F)
groupe	3	3,221126	0,03001 *
	52		

par écorégion pour vérifier l'égalité des moyennes des rangs attribués pour chaque méthode. L'utilisation d'un Test de Kruskal-Wallis par rapport à une ANOVA se justifie par le rejet de l'hypothèse d'homoscédasticité par un test de Levene (Table 11). L'ANOVA non paramétrique ne met pas en avant de différence significative ($\alpha < 0,5$) entre les résultats des différentes matrices d'indicateurs créées (Table 12).

Table 12: Résultat du test de Kruskal-Wallis utilisé pour comparer les résultats des analyses de redondance (RDA). Les RDA sont réalisées pour chaque écorégion avec pour but de capter la variabilité de la matrice Lidar sur base des matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et de radar.

	df	Kruskal-Wallis chi-carré	p-valeur
groupe	3 52	2,0205	0,5682

4 Discussion

Notre étude s'insère dans un besoin identifié par plusieurs auteurs de produire des outils de caractérisation à large échelle pour faciliter le développement de ceux-ci dans une large diversité de contexte biogéographique (Huylbroeck *et al.*, 2020; Dufour *et al.*, 2019; Bendix & Stella, 2013).

4.1 Quel est l'état préalable du jeu de données établi et son potentiel en terme d'utilisation ?

Premièrement, l'utilisation de l'analyse en composante principale (PCA) est ici faite dans un cadre descriptif pour obtenir un aperçu général des différents jeux de données construits pour cette étude. Les résultats obtenus apportent une perspective visuelle intéressante pour la capacité de nos indicateurs à remplir leurs rôles d'indicateurs de la diversité environnementale des écorégions. À la Figure 2, il est observé que certaines écorégions se distinguent fortement les unes des autres tandis que d'autres ont de grandes similitudes. De plus, le pattern de différenciation des écosystèmes n'est pas identique entre chaque matrice d'indicateurs considérée, ce qui pourrait indiquer une complémentarité des matrices produites pour capter la diversité biogéographique. D'un autre côté, il apparaît que les indicateurs sont fortement corrélés, surtout pour les indices spectraux et la saisonnalité. Pour la matrice

d'indices spectraux, cette constatation n'est pas surprenante puisque, dans le jeu de données, la logique utilisée est de couvrir le spectre disponible dans les images Sentinel 2. Cela est fait en utilisant les bandes et les indices spectraux dans divers ratios et combinaisons. En plus, les indicateurs statistiques dérivés de chaque indice et bande présentent également une forte corrélation entre eux. Par exemple, la corrélation entre la moyenne et la médiane du NDVI est très élevée. En prenant en compte l'ensemble de ces conditions, la corrélation entre les indicateurs semble inéluctable. Si on observe les matrices de saisonnalité, radar et de texture, le phénomène est similaire. La dérivation de produit statistique descriptif depuis les indices extraits engendre de fortes corrélations. Soulignons cependant que ce phénomène est moins marqué sur les matrices de texture et de radar qui nécessitent respectivement 19 et 14 dimensions pour interpréter 95 % de la variabilité. Les indices établis par Haralick *et al.* (1973) et Connors *et al.* (1984) sont construits de manière complémentaire, ce qui engendre une faible covariabilité des indices de texture dans nos résultats. Toutefois, dans chacune des matrices, les corrélations observées entre les indicateurs n'impactent pas la suite de la recherche. En effet l'algorithme de la "Random Forest" établit une sélection d'indicateurs pour la construction du modèle qui peut être plus robuste grâce à l'augmentation du nombre d'arbres produits et du nombre de indicateurs sélectionnés aléatoirement (Archer & Kimes, 2008). Le produit factoriel issu de l'analyse de redondance n'est pas non plus affecté par la corrélation (Muller, 1981), voire même est encouragé par une plus grande couverture de la diversité afin d'interpréter le maximum d'informations. En tenant compte de l'ensemble de ces propriétés, l'utilisation de la plus grande couverture d'informations n'est pas un mauvais choix pour cette recherche.

Dans un second temps, l'utilisation d'un modèle de machine learning pour évaluer un jeu de données est une méthode assez originale qui en outre met en évidence le potentiel de classification des données tout en évaluant la pertinence des indices sélectionnés. Les résultats de l'"accuracy" sont satisfaisants surtout à l'échelle globale de ce travail. Il en ressort que la saisonnalité a le plus grand nombre d'erreurs de classification. Ceci n'est pas spécialement étonnant au regard du score de la sensibilité, les pires scores sont associés au B1_1 (Forêts humides de Porto

Rico). Cette zone tropicale à la végétation sempervirente n'a donc pas d'hétérogénéité de saisonnalité à capter (Moulin *et al.*, 1997). Le faible résultat de sensibilité de saisonnalité (0,286) pour la zone B5_2 des forêts alpines est plus difficile à interpréter mais semble faire écho à la sensibilité de la "Random Forest" sur la matrice d'indices spectraux (0,636). Ce phénomène est visible également au niveau de l'écorégion désertique (B13.1) qui est peu fournie en végétation de par son contexte biogéographique (Moulin *et al.*, 1997). L'attribution d'une écorégion à un écosystème riverain sur base des matrices d'indicateurs dérivés d'une donnée satellitaire réalisée sur la matrice radar donne un bon résultat global, les plus faibles classifications sont perçues dans les zones alpines (B5_2 - sensibilité : 0,455) et dans les Fjords norvégiens (B11.1 - sensibilité : 0,500). Vu la diminution des performances du radar dans les contextes accidentés (Huang *et al.*, 2017), ces faibles résultats ne sont pas étonnants. D'une manière générale, les indices issus du Lidar 3D permettent la classification la plus efficace. On peut discuter ce résultat par la résolution spatiale plus fine ainsi que par la captation de la 3D.

4.2 Dans quelle mesure les données satellitaires peuvent-elles capter la variabilité de la structure 3D des milieux riverains extraite à partir des données Lidar ?

Table 13: Analyse de redondance - Pourcentage de variance de la matrice d'indicateur 3D capté par les matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et radar lorsque l'ensemble du jeu de donnée est utilisé et pourcentage de variance médian de la matrice d'indicateur 3D capté par les matrices d'indicateurs lorsque l'analyse de redondance est réalisée sur chaque écorégion

RDA - Lidar 3D = f (X)				
Analyse de redondance	RDA Spect	RDA Text	RDA Saiso	RDA Radar
% de la variance expliquée à échelle globale	19 %	15 %	30 %	23 %
Médiane des valeurs de % de la variance expliquée calculée par écorégion	65 %	62,5 %	71,5 %	66,5 %

Nous utilisons les résultats de l'analyse de redondance pour répondre aux objectifs de l'étude. La capacité à capter la variabilité 3D d'un milieu riverain sans données Lidar est assez faible. Lorsque l'ensemble du jeu de données est considéré, les pourcentages de variance expliquée sont faibles avec un maximum de 30 % d'hétérogénéité 3D (Table 13). La saisonnalité est la plus efficace (30 %), suivie du radar (23 %), des indices spectraux (19 %) et enfin de la texture (15 %). Ces résultats sont plutôt faibles. Le résultat de la matrice de saisonnalité démontre que cette matrice intègre le mieux le contexte biogéographique. Il est intéressant de se demander s'il est nécessaire de prendre en compte le contexte biogéographique pour capter l'hétérogénéité 3D des milieux riverains.

4.3 Quelle est l'influence du contexte biogéographique dans la captation de la structure 3D des milieux riverains et quelle est la variabilité de captation inter-contexte observée ?

Le tableau 13 permet d'observer l'importance du contexte biogéographique pour capter la variabilité de la 3D Lidar à l'aide de données satellitaires. Si on examine le pourcentage de variance calculée en ajustant les RDA sur chaque écorégion, on obtient des valeurs bien plus intéressantes que lorsqu'on ajuste la RDA sur l'ensemble des sites. Le calcul de la médiane des

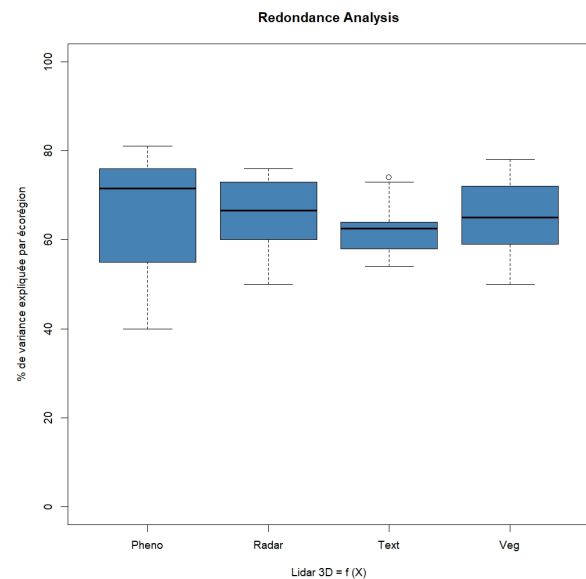


Figure 3: Analyse de redondance - Boxplot des pourcentages de variance de la matrice d'indicateur 3D capté par les matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et radar pour chaque écorégion

résultats par écorégion permet une comparaison générale simplifiée. Les résultats sont de 71,5 % pour la saisonnalité, 66,5 % pour le radar, 65 % pour les indices spectraux et enfin 62,5 % pour la texture. En effet, la tendance de captation entre les méthodes utilisées est la même lorsque les RDA sont appliquées à l'échelle globale ou à l'échelle des écorégions (Table 13). Cependant, lorsqu'on cherche à observer la variabilité de la captation entre les écorégions, on observe que même si la matrice de saisonnalité a une médiane de pourcentage de captation de la 3D élevée, le contexte biogéographique influence de manière très variable ce résultat (écart-type : 13,14 %). Ainsi, dans l'écorégion désertique (B13.1), seulement 40 % de l'hétérogénéité 3D du milieu est captée par la saisonnalité tandis que pour la zone méditerranéenne de la vallée de la Murray, 81 % de la variance 3D du milieu est appréhendée par la saisonnalité. Cette grande variabilité entre écorégions observée dans les résultats de la RDA appliquée à la matrice de saisonnalité impose de réfléchir à la pertinence de son utilisation dans un contexte global. Quant à la texture, sa médiane est plus faible (62,5 % de variabilité 3D captée par la variabilité de la texture par écorégion) mais est soumise à moins de variabilité dans les résultats obtenus par écorégions. L'écart-type observé est de 5,74 %. La matrice de texture est donc la moins performante pour capter la 3D mais la plus robuste au

changement de contexte biogéographique. Cela fait de cette matrice une candidate plus fiable pour une utilisation dans des contextes variés. La Figure 3 et les Tables 13 & 14 montrent que les résultats pour la matrice d'indices spectraux sont intermédiaires avec une médiane pour le pourcentage par écorégion de 65 % et un écart-type de 7,77 %. Le plus faible résultat est observé dans un contexte méditerranéen en Californie où seulement 50 % de l'hétérogénéité des indices Lidar 3D sont expliqués par la matrice d'indices spectraux. Cela est peut-être en lien avec les incendies qui touchent régulièrement cette zone. A l'inverse le meilleur résultat de RDA est obtenu pour l'écorégion dans la forêt boréale à l'est du Canada (B6.2.) Quant à la matrice Radar, elle a une médiane à 66,5 % et un écart-type de 8,04 %. Les résultats les plus faibles sont obtenus dans les contextes où le relief est marqué B4.1 (50 %), B11.1 (53 %) et B5.2 (58 %). L'impact du relief est important sur la perception radar car les impulsions d'ondes électromagnétiques sont transmises avec un certain angle par rapport à la surface terrestre. Cela crée des distorsions géométriques (Bolen & Chandrasekar, 2003) dans les contextes à fort reliefs :

- Les effets de rapprochement
- Les effets de repliement
- Les effets d'ombrage

Table 14: Analyse de redondance - Pourcentage de variabilité de la matrice d'indicateurs 3D capté par les matrices d'indicateurs spectraux, de texture, de saisonnalité et radar pour chaque écorégion. La variance et l'écart-type de ce pourcentage par matrice sont également indiqués.

Ecorégion	% de variance expliquée par écorégion			
	RDA - Lidar3D = f (Spectrale)	RDA - Lidar3D = f (Texture)	RDA - Lidar3D = f (Saisonnalité)	RDA - Lidar3D = f (Radar)
B1.1	57 %	63 %	53 %	63 %
B4.1	64 %	67 %	49 %	50 %
B4.2	65 %	58 %	76 %	66 %
B4.3	73 %	63 %	77 %	69 %
B5.1	67 %	64 %	76 %	71 %
B5.2	65 %	54 %	55 %	58 %
B6.1	74 %	63 %	80 %	73 %
B6.2	78 %	74 %	59 %	76 %
B8.1	62 %	58 %	60 %	67 %
B11.1	71 %	57 %	72 %	53 %
B12.3	59 %	62 %	71 %	62 %
B12.2	50 %	60 %	76 %	60 %
B12.1	72 %	73 %	81 %	74 %
B13.1	58 %	59 %	40 %	73 %
Variance	56,095	32,885	172,533	64,709
Écart-Type	7,77 %	5,74 %	13,14 %	8,04 %

Cela impacte considérablement la perception du radar et les résultats associés. A l'inverse les meilleurs résultats sont obtenus dans les zones où la morphologie du terrain est très peu contrastée. La vallée de la Murray a 74 % de captation de l'hétérogénéité 3D du Lidar grâce aux données extraites du Radar de Sentinel 1. Discuter les résultats sur base des écorégions est également intéressant. En effet on observe que les écorégions ayant des périodes de végétation peu marquées comme les zones tropicales et désertiques ont plus de difficultés à capter la 3D du Lidar. Cela se justifie par la faible variabilité 3D spatiale et temporelle de la végétation dans ces environnements captée par le satellite sentinel 2 utilisé pour la construction des matrices d'indices spectraux, de texture et de saisonnalité. A l'inverse, les écorégions qui connaissent des amplitudes de saisonnalité bien marquées comme la Murray (B12_1) et la zone Boréale scandinave (B6_1) (Moulin *et al.*, 1997) ont globalement les meilleurs résultats de RDA. Les résultats issus du radar semblent être moins dépendants de cette végétation et plutôt liés à la morphologie. Les résultats issus du Sentinel 2 et du Radar sont par conséquent complémentaires.

4.4 Perspectives

Une perspective d'approfondissement de cette étude pourrait être la création de nouvelles matrices issues d'autres méthodes de télédétection. Un exemple est l'utilisation de modèle de classification pour créer une carte de couverture de sol dont des indicateurs issus des métriques paysagères pourraient former une nouvelle matrice. Un autre point pourrait être l'augmentation de la diversité échantillonnée. En effet, par la faible disponibilité en données Lidar, l'Afrique et l'Amérique latine sont peu représentées dans l'échantillonnage actuelle. En terme d'application, ce travail pourrait permettre la création de cartes évaluant la qualité fonctionnelle d'écosystèmes riverains en captant l'hétérogénéité des données satellitaires dans des zones où la donnée Lidar est indisponible. Ces cartes, combinées à d'autres données telles que l'accumulation d'eau, le ruissellement, etc, pourraient cibler des milieux riverains prioritaires pour engager des projets de restauration ou de conservation.

5 Conclusion

Cette étude démontre le potentiel des indicateurs issus des satellites Sentinel 1 et Sentinel 2 pour capter l'hétérogénéité des indices de Lidar 3D qui correspondent à la variabilité structurelle des écosystèmes riverains et par la même occasion à leur meilleure fonctionnalité. Lorsque l'ensemble du jeu de données est considéré, la capacité des matrices d'indicateurs issus des satellites à capter la variabilité de la matrice d'indicateurs Lidar 3D considérée comme la référence de l'hétérogénéité de la structure verticale des milieux riverains est plutôt faible. Les analyses de redondance donnent une variabilité captée entre 15 % et 30 % en fonction des matrices utilisées. Cependant, quand les analyses de redondance sont réalisées à l'échelle des écorégions, les résultats sont toujours supérieurs à 50 % allant parfois jusqu'à 81 % de variabilité de la structure 3D des milieux riverains captée. Les meilleurs résultats de captation de la variabilité de la matrice Lidar de référence sont obtenus par la matrice de saisonnalité, cependant c'est également celle qui connaît la plus grande variabilité entre les écorégions. La plus grande robustesse est obtenue par la matrice de texture. Les matrices d'indices spectraux et radar ont des résultats plus intermédiaires. Leurs résultats médians sont plus élevés que la texture et plus faibles que la saisonnalité. Ils sont plus dépendants du contexte que la texture, mais sont tout de même plus robustes au changement que les résultats issus de la saisonnalité. L'utilisation du programme Copernicus présente un bon potentiel pour capter l'hétérogénéité du Lidar au sein des contextes biogéographiques. Ce potentiel est influencé par les contextes biogéographiques. Il varie entre ces derniers et l'utilisation du programme Sentinel effectué (Spectrale, Texture, Saisonnalité et Radar). Les différents capteurs et algorithmes utilisés sont complémentaires pour accroître la diversité de contextes étudiés.

References

- Archer, K. J. & Kimes, R. V. (2008). "Empirical characterization of random forest variable importance measures". In: *Computational Statistics & Data Analysis*, 52(4), pp. 2249–2260. DOI: 10.1016/j.csda.2007.08.015.
- Barnes, E., Clarke, T., Richards, S., Colaizzi, P., Haberland, J., Kostrzewski, M., Waller, P., Choi, C., Riley, E., Thompson, T., *et al.* (2000). "Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground based multispectral data". In: *Proceedings of the Fifth In-*

- ternational Conference on Precision Agriculture, Bloomington, MN, USA*. Vol. 1619.
- Bendix, J. & Stella, J. (2013). "Riparian Vegetation and the Fluvial Environment: A Biogeographic Perspective". In: *Treatise on geomorphology*, pp. 53–74.
- Bolen, S. M. & Chandrasekar, V. (2003). "Methodology for Aligning and Comparing Spaceborne Radar and Ground-Based Radar Observations". In: *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 20, pp. 647–659. DOI: [https://doi.org/10.1175/1520-0426\(2003\)20<647:MFAACS>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0426(2003)20<647:MFAACS>2.0.CO;2).
- Breiman, L. (2001). "Random Forests". In: *Machine Learning*, 45(1), pp. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324.
- Capon, S. J., Chambers, L. E., Nally, R. M., Davies, P., Marshall, N., Pittock, J., Reid, M., Capon, T., Douglas, M., Catford, J., Baldwin, D. S., Stewardson, M., Roberts, J., & Parsons, M. (2013). "Riparian Ecosystems in the 21st Century: Hotspots for Climate Change Adaptation?" In: *Ecosystems*, 16(3), pp. 359–381. DOI: 10.1007/s10021-013-9656-1.
- Connors, R. W., Trivedi, M. M., & Harlow, C. A. (1984). "Segmentation of a high-resolution urban scene using texture operators". In: *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 25(3), pp. 273–310. DOI: 10.1016/0734-189X(84)90197-X.
- Dixon, P. (2003). "VEGAN, a package of R functions for community ecology". In: *Journal of Vegetation Science*, 14(6), pp. 927–930. DOI: 10.1111/j.1654-1103.2003.tb02228.x.
- Dufour, S. & Rodríguez-González, P. M. (2019). *Riparian zone / Riparian vegetation definition: principles and recommendations*. Report, COST Action CA16208 CONVERGES, p. 15.
- Dufour, S., Rodríguez-González, P. M., & Laslier, M. (2019). "Tracing the scientific trajectory of riparian vegetation studies: Main topics, approaches and needs in a globally changing world". In: *Science of The Total Environment*, 653, pp. 1168–1185. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.10.383.
- Feio, M. J., Hughes, R. M., Callisto, M., Nichols, S. J., Odume, O. N., Quintella, B. R., Kuemmerlen, M., Aguiar, F. C., Almeida, S. F. P., Alonso-EguíaLis, P., Arimoro, F. O., Dyer, F. J., Harding, J. S., Jang, S., Kaufmann, P. R., Lee, S., Li, J., Macedo, D. R., Mendes, A., Mercado-Silva, N., Monk, W., Nakamura, K., Ndiritu, G. G., Ogden, R., Peat, M., Reynoldson, T. B., Rios-Touma, B., Segurado, P., & Yates, A. G. (2021). "The Biological Assessment and Rehabilitation of the World's Rivers: An Overview". In: *Water*, 13(3), p. 45. DOI: <https://doi.org/10.3390/w13030371>.
- Fremier, A. K., Kiparsky, M., Gmur, S., Aycrigg, J., Craig, R. K., Svancara, L. K., Goble, D. D., Cosens, B., Davis, F. W., & Scott, J. M. (2015). "A riparian conservation network for ecological resilience". In: *Biological Conservation*, 191, pp. 29–37. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.biocon.2015.06.029>.
- Gao, B.-c. (1996). "NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space". In: *Remote Sensing of Environment*, 58(3), pp. 257–266. DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00067-3.
- Gitelson, A. A., Merzlyak, M. N., & Chivkunova, O. B. (2001). "Optical Properties and Nondestructive Estimation of Anthocyanin Content in Plant Leaves". In: *Photochemistry and photobiology*, 74(1), pp. 38–45.
- Gitelson, A. A. & Merzlyak, M. N. (1996). "Signature Analysis of Leaf Reflectance Spectra: Algorithm Development for Remote Sensing of Chlorophyll". In: *Journal of Plant Physiology*, 148(3), pp. 494–500. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0176-1617\(96\)80284-7](https://doi.org/10.1016/S0176-1617(96)80284-7).
- Goetz, S., Steinberg, D., Dubayah, R., & Blair, B. (2007). "Laser remote sensing of canopy habitat heterogeneity as a predictor of bird species richness in an eastern temperate forest, USA". In: *Remote Sensing of Environment*, 108(3), pp. 254–263. DOI: 10.1016/j.rse.2006.11.016.
- Gonzalez, M. & Garcia de Jalon, D. (2011). "Riparian Quality Index (RQI): A methodology for characterising and assessing the environmental conditions of riparian zones". In: *Limnetica*, 30(2), pp. 235–254.
- Gonzalez, M., Martinez-Fernandez, V., C. Aguiar, F., Bertoldi, W., Dufour, S., Garcia de Jalon, D., Garofano-Gomez, V., Mandzukovski, D., & Rodríguez-Gonzalez, P. M. (2021). "Improving river hydromorphological assessment through better integration of riparian vegetation: Scientific evidence and guidelines". In: *Journal of Environmental Management*, 292, p. 19. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.112730>.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). "Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone". In: *Remote Sensing of Environment*, p. 10. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>.
- Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. (1973). "Textural Features for Image Classification". In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-3(6), pp. 610–621. DOI: 10.1109/TSMC.1973.4309314.
- Hijmans, R. J., Etten, J. v., Sumner, M., Cheng, J., Baston, D., Bevan, A., Bivand, R., Busetto, L., Canty, M., Fasoli, B., Forrest, D., Ghosh, A., Goliher, D., Gray, J., Greenberg, J. A., Hiemstra, P., Hingee, K., Geosciences, I. f. M. A., Karney, C., Mattiuzzi, M., Mosher, S., Naimi, B., Nowosad, J., Pebesma, E., Lamigueiro, O. P., Racine, E. B., Rowlingson, B., Shortridge, A., Venables, B., & Wueest, R. (2021). *raster: Geographic Data Analysis and Modeling*.
- Hill, M. J. (2013). "Vegetation index suites as indicators of vegetation state in grassland and savanna: An analysis with simulated SENTINEL 2 data for a North American transect". In: *Remote Sensing of Environment*, 137, pp. 94–111. DOI: 10.1016/j.rse.2013.06.004.

- Huang, C., Nguyen, B. D., Zhang, S., Cao, S., & Wagner, W. (2017). "A Comparison of Terrain Indices toward Their Ability in Assisting Surface Water Mapping from Sentinel-1 Data". In: *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 6(5). DOI: 10.3390/ijgi6050140.
- Huete, A. (1988). "A soil-adjusted vegetation index (SAVI)". In: *Remote Sensing of Environment*, 25(3), pp. 295–309. DOI: 10.1016/0034-4257(88)90106-X.
- Huylenbroeck, L., Laslier, M., Dufour, S., Georges, B., Lejeune, P., & Michez, A. (2020). "Using remote sensing to characterize riparian vegetation: A review of available tools and perspectives for managers". In: *Journal of Environmental Management*, 267, p. 110652. DOI: 10.1016/j.jenvman.2020.110652.
- Johansen, K., Arroyo, L. A., Armston, J., Phinn, S., & Witte, C. (2010a). "Mapping riparian condition indicators in a sub-tropical savanna environment from discrete return LiDAR data using object-based image analysis". In: *Ecological Indicators*, 10(4), pp. 796–807. DOI: 10.1016/j.ecolind.2010.01.001.
- Johansen, K., Phinn, S., & Witte, C. (2010b). "Mapping of riparian zone attributes using discrete return LiDAR, QuickBird and SPOT-5 imagery: Assessing accuracy and costs". In: *Remote Sensing of Environment*, 114(11), pp. 2679–2691. DOI: 10.1016/j.rse.2010.06.004.
- Jordan, C. F. (1969). "Derivation of Leaf-Area Index from Quality of Light on the Forest Floor". In: *Ecology*, 50(4), pp. 663–666. DOI: 10.2307/1936256.
- Lê, S., Josse, J., & Husson, F. (2008). "FactoMineR: A Package for Multivariate Analysis". In: *Journal of Statistical Software*, 25(1), pp. 1–18. DOI: 10.18637/jss.v025.i01.
- Lehner, B., Verdin, K., & Jarvis, A. (2008). "New global hydrography derived from spaceborne elevation data". In: *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 89(10), pp. 93–94.
- Lesak, A. A., Radeloff, V. C., Hawbaker, T. J., Pidgeon, A. M., Gobakken, T., & Contrucci, K. (2011). "Modeling forest songbird species richness using LiDAR-derived measures of forest structure". In: *Remote Sensing of Environment*. DES-DynI VEG-3D Special Issue, 115(11), pp. 2823–2835. DOI: 10.1016/j.rse.2011.01.025.
- Li, H., Jia, M., Zhang, R., Ren, Y., & Wen, X. (2019). "Incorporating the Plant Phenological Trajectory into Mangrove Species Mapping with Dense Time Series Sentinel-2 Imagery and the Google Earth Engine Platform". In: *Remote Sensing*, 11(21), p. 2479. DOI: 10.3390/rs11212479.
- Liaw, A. & Wiener, M. (2002). "Classification and Regression by randomForest". In: *R News*, 2(3), pp. 18–22.
- Lim, K., Treitz, P., Wulder, M., St-Onge, B., & Flood, M. (2003). "LiDAR remote sensing of forest structure". In: *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 27(1), pp. 88–106. DOI: 10.1191/0309133303pp360ra.
- Liu, X., Zhai, H., Shen, Y., Lou, B., Jiang, C., Li, T., Hussain, S. B., & Shen, G. (2020). "Large-Scale Crop Mapping From Multisource Remote Sensing Images in Google Earth Engine". In: *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, pp. 414–427. DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2963539.
- Merzlyak, M. N., Gitelson, A. A., Chivkunova, O. B., & Rakitin, V. Y. (1999). "Non-destructive optical detection of pigment changes during leaf senescence and fruit ripening". In: *Physiologia Plantarum*, 106(1), pp. 135–141. DOI: 10.1034/j.1399-3054.1999.106119.x.
- Moulin, S., Kergoat, L., Viovy, N., & Dedieu, G. (1997). "Global-Scale Assessment of Vegetation Phenology Using NOAA/AVHRR Satellite Measurements". In: *Journal of Climate*, 10, pp. 1154–1170. DOI: [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(1997\)010<1154:GSAOVP>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(1997)010<1154:GSAOVP>2.0.CO;2).
- Muller, K. E. (1981). "Relationships between redundancy analysis, canonical correlation, and multivariate regression". In: *Psychometrika*, 46(2), pp. 139–142. DOI: 10.1007/BF02293894.
- Mutanga, O. & Kumar, L. (2019). "Google Earth Engine Applications". In: *Remote Sensing*, 11(5). DOI: 10.3390/rs11050591.
- Naiman, R. J., Bechtold, J. S., Drake, D. C., Latterell, J. J., O'Keefe, T. C., & Balian, E. V. (2005). "Origins, Patterns, and Importance of Heterogeneity in Riparian Systems". In: *Ecosystem Function in Heterogeneous Landscapes*. Ed. by G. M. Lovett, M. G. Turner, C. G. Jones, & K. C. Weathers. New York, NY: Springer New York, pp. 279–309. DOI: 10.1007/0-387-24091-8_14.
- Olson, D. M., Dinerstein, E., Wikramanayake, E. D., Burgess, N. D., Powell, G. V. N., Underwood, E. C., D'Amico, J. A., Itoua, I., Strand, H. E., Morrison, J. C., Loucks, C. J., Allnutt, T. F., Ricketts, T. H., Kura, Y., Lamoreux, J. F., Wetengel, W. W., Hedao, P., & Kassem, K. R. (2001). "Terrestrial Ecoregions of the World: A New Map of Life on Earth: A new global map of terrestrial ecoregions provides an innovative tool for conserving biodiversity". In: *BioScience*, 51(11), pp. 933–938.
- Pal, M. (2005). "Random forest classifier for remote sensing classification". In: *International Journal of Remote Sensing*, 26(1), pp. 217–222. DOI: 10.1080/01431160412331269698.
- Piégay, H., Arnaud, F., Belletti, B., Bertrand, M., Bizzi, S., Carbonneau, P., Dufour, S., Liébault, F., Ruiz-Villanueva, V., & Slater, L. (2020). "Remotely sensed rivers in the Anthropocene: state of the art and prospects". In: *Earth Surface Processes and Landforms*, 45(1), pp. 157–188. DOI: 10.1002/esp.4787.
- R Core Team (2019). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- Riedler, B., Pernkopf, L., Strasser, T., Lang, S., & Smith, G. (2015). "A composite indicator for assessing habitat quality of riparian forests derived from Earth observation data". In: *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 37, pp. 114–123. DOI: 10.1016/j.jag.2014.09.006.

- Riis, T., Kelly-Quinn, M., Aguiar, F. C., Manolaki, P., Bruno, D., Bejarano, M. D., Clerici, N., Fernandes, M. R., Franco, J. C., Pettit, N., Portela, A. P., Tammeorg, O., Tammeorg, P., Rodríguez-González, P. M., & Dufour, S. (2020). “Global Overview of Ecosystem Services Provided by Riparian Vegetation”. In: *BioScience*, 70(6), pp. 501–514. DOI: 10.1093/biosci/biaa041.
- Rouse, J., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. (1973). “Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS”. In: *3rd Earth Resource Technology Satellite (ERTS)*, 1, pp. 48–62.
- Roussel, J.-R., Auty, D., De Boissieu, F., & Meador, A. S. (2018). *lidR: Airborne LiDAR data manipulation and visualization for forestry applications*.
- RStudio Team (2019). *RStudio: Integrated Development Environment for R*. RStudio, Inc. Boston, MA.
- Seavy, N. E., Viers, J. H., & Wood, J. K. (2009). “Riparian bird response to vegetation structure: a multiscale analysis using LiDAR measurements of canopy height”. In: *Ecological Applications*, 19(7), p. 10.
- Sims, D. A. & Gamon, J. A. (2002). “Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages”. In: *Remote Sensing of Environment*, 81(2-3), pp. 337–354. DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00010-X.
- Stewart, D. & Love, W. (1968). “A general canonical correlation index.” In: *Psychological Bulletin*, 70(3, Pt.1), pp. 160–163. DOI: 10.1037/h0026143.
- Valderrama-Landeros, L., Flores-Verdugo, F., Rodríguez-Sobreyra, R., Kovacs, J. M., & Flores-de-Santiago, F. (2021). “Extrapolating canopy phenology information using Sentinel-2 data and the Google Earth Engine platform to identify the optimal dates for remotely sensed image acquisition of semiarid mangroves”. In: *Journal of Environmental Management*, 279, p. 111617. DOI: 10.1016/j.jenvman.2020.111617.
- Waser, L., Kuchler, M., Jütte, K., & Stampfer, T. (2014). “Evaluating the Potential of WorldView-2 Data to Classify Tree Species and Different Levels of Ash Mortality”. In: *Remote Sensing*, 6(5), pp. 4515–4545. DOI: 10.3390/rs6054515.
- Wohl, E. (2017). “Bridging the gaps: An overview of wood across time and space in diverse rivers”. In: *Geomorphology*, 279, pp. 3–26. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geomorph.2016.04.014>.
- Wollenberg, A. L. van den (1977). “Redundancy analysis an alternative for canonical correlation analysis”. In: *Psychometrika*, 42(2), pp. 207–219. DOI: 10.1007/BF02294050.
- Xue, J. & Su, B. (2017). “Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and applications”. In: *Journal of sensors*, 2017, p. 18. DOI: <https://doi.org/10.1155/2017/1353691>.



ANNEXES

Compléments d'informations

A Annexe - L'écosystème riverain

A.1 Définition

Il n'existe pas de consensus sur la définition des écosystèmes riverains. De nombreuses propositions scientifiques existent. Certaines se basent sur la fonction, d'autres sur la structure de l'écosystème. Chacune de ces approches est développée selon le caractère fluvial, géomorphologique, pédologique ou biologique (Dufour *et al.*, 2019). Le travail réalisé ici considère comme zone riveraine les entités spatiales comprises dans le lit majeur d'un cours d'eau (Figure 4) mais aussi la végétation. Pour homogénéiser la démarche, un buffer de 50m est pris comme référence pour délimiter spatialement la zone riveraine (Dufour & Rodriguez-Gonzalez, 2019).

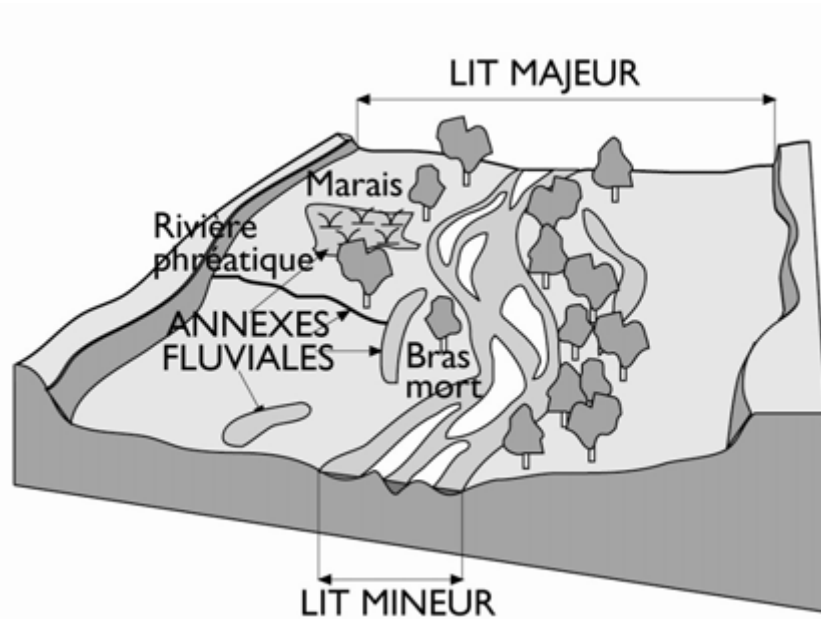


Figure 4: Les entités de l'hydrosystème (Dufour & Piégay, 2004)

A.2 Géomorphologie

"La géomorphologie s'intéresse à l'étude des formes de la surface terrestre et à leur évolution dans le temps et l'espace sous l'effet des facteurs physico-chimiques et biologiques qui agissent sur elles." Perillo, 1995.

Dans le cadre des zones riveraines, le cours d'eau modifie le relief au cours du temps. L'étude de la géomorphologie est un processus complexe. Elle a évolué au fil du temps. De nombreux facteurs entrent en ligne de compte tels que le débit de la rivière, la composition du sol, la couverture végétale ou encore les processus biologiques (Figure 5).

A.3 Hydrologie

Un écosystème riverain est toujours centré sur un cours d'eau. Autrement dit, la rivière est le noyau de l'écosystème riverain. Celui-ci vit au rythme de ses crues, de ses changements de trajectoire, des changements de débit. Le bassin versant est défini comme le territoire qui draine l'ensemble de ses eaux vers un exutoire commun, un cours d'eau ou la mer. Une modification d'une partie du bassin versant d'un cours d'eau peut avoir des conséquences importantes sur celui-ci. Depuis l'ère de l'anthropocène, les cours d'eau sont aussi modelés par les changements appliqués par l'homme (Piégay *et al.*, 2020). Soit par la pollution, par les modifications des

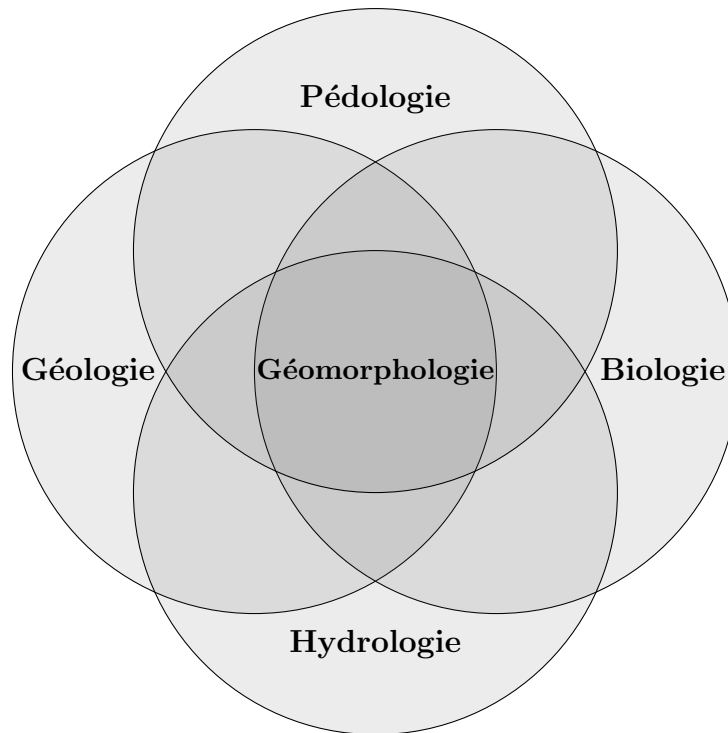


Figure 5: Diagramme de Venn - Position de la géomorphologie dans la diversité d'études la concernant.

berges, ou par la modification du débit, ... Malgré ces changements les cours d'eaux restent les piliers de ces écosystèmes. La mise en pratique d'une bonne gestion des milieux riverains commence par la gestion durable du cours d'eau associé.

A.4 Géologie et pédologie

Les facteurs géologiques et pédologiques caractérisent l'écosystème de diverses manières. La géologie par la composition des roches influence l'agencement territorial du cours d'eau, ainsi que la composition minérale du sol. Fortement liée à la pédologie, elle constituera un élément clé des conditions environnementales. Au delà d'une constitution stationnelle d'un point de vue pédologique uniquement basé sur l'acidité du sol et la disponibilité en nutriment, les écosystèmes riverains vivent également au fil de leur flux de sédimentation. Les sédiments sont la conséquence de l'érosion des berges par la rivière. Ils sont transportés par les cours d'eau soit par saltation, soit par suspension, ou encore par charriage jusqu'aux zones de dépôts. (Dufour & Piégay, 2004). Le perpétuel mouvement des sédiments peut modifier les conditions environnementales des écosystèmes riverains.

A.5 Processus biologiques

La place de la végétation et plus généralement du vivant dans les processus géomorphologiques en considérant leur dynamique comme strictement liée est une approche récente. Auparavant chaque approche des écosystèmes riverains considéraient les autres sciences comme des facteurs déterminants sans coordonner leur dynamique mutuelle (Marston, 2010). Pourtant le rôle du vivant est considérable pour diverses raisons. La rivière est impactée par les flux de matières organiques transportées comme par la sédimentation. (Gurnell *et al.*, 2002). Le rôle de la végétation pour diminuer le ruissèlement des eaux dans le bassin versant n'est plus à prouver (Putuhena & Cordery, 1996; Saleh *et al.*, 2006; Zhang *et al.*, 2019). Les exemples d'espèces ingénieuses modifiant la rivière et l'écosystème adjacent sont importants. Si l'exemple des

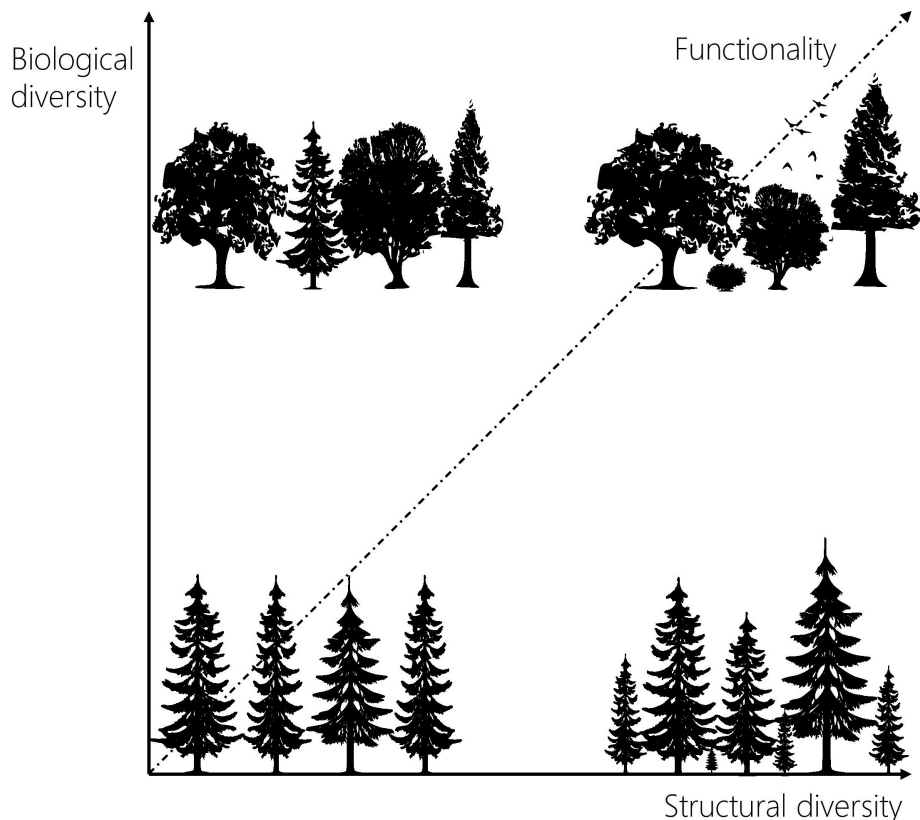


Figure 6: Représentation graphique de l’hypothèse initiale de l’étude consistant à lier la fonctionnalité d’un milieu riverain à sa diversité structurale ainsi qu’à sa diversité biologique. Dans le cas de notre étude, la fonctionnalité est estimée grâce à la diversité structurale.

castors est évident (Jakes *et al.*, 2007), on peut également citer une espèce de poissons qui modifie la morphologie de certains cours d’eau en créant des niches de reproduction. De plus l’évolution de la végétation modifie la dynamique riveraine (Garófano-Gómez *et al.*, 2017). De ce fait, les forêts riveraines sont un enjeu majeur de gestion et de restauration . La structure horizontale de cette végétation constitue des réseaux écologiques uniques par leur répartition spatiale en corridor (Fonseca *et al.*, 2021; Huylenbroeck *et al.*, 2019). L’interaction végétation et qualité de l’eau est importante. Ainsi en Belgique la plantation de résineux à moins de 12 m d’une rivière est interdit par le code forestier afin de limiter l’impact biochimique sur la qualité de l’eau. La structure verticale de la végétation riveraine est un indicateur de la fonctionnalité de cette dernière (Naiman *et al.*, 2005; Gonzalez *et al.*, 2021; Riedler *et al.*, 2015). Ainsi, dans une forêt ripisylve si on veut maximiser la fonctionnalité des services écosystémiques, une forêt d’une grande diversité biologique et structurale est à favoriser (Figure 6). Dans le cadre des écosystèmes riverains, les diversités biologiques et structurales sont souvent liées. Il est possible de capturer la diversité biologique et le niveau de fonctionnalité d’un écosystème riverain en évaluant l’hétérogénéité de sa structure verticale.

A.6 Services écosystémiques

La valorisation des services rendus par la Nature à l’Homme (Daily, 2013) mise en avant par le millenium assesement et parfois controversée, est un outil supplémentaire pour la prise de décision. Les milieux riverains sont la source de nombreux services écosystémiques. Ils jouent

un rôle essentiel dans la régulation du débit de la rivière par le rôle de tampon de végétation sur le ruissellement des eaux (Tabacchi *et al.*, 2000). En plus ils constituent des spots importants pour la biodiversité et les fonctions de réseaux écologiques associées. Ils forment des corridors écologiques dans des systèmes parfois fortement fragmentés (Huylenbroeck *et al.*, 2019). Leur fonction de production n'est pas négligeable. Les acteurs de la gestion forestière exploitent la forêt ripisylve pour en extraire des produit ligneux notamment (Huylenbroeck *et al.*, 2019; Dufour & Piégay, 2004). Haut lieu de randonnée et de baignade, cet environnement est propice au développement d'activités de bien-être et d'amusement. Ces zones riveraines présentent une fonction récréative (Johnson & Carothers, 1982). Cette liste de services écosystémiques est encore longue et référencée dans la littérature (Riis *et al.*, 2020).

B Annexe - Analyse multispectrale

L'imagerie multispectrale consiste en la prise de vue par des capteurs permettant d'obtenir une image constituée de plusieurs bandes spectrales situées dans l'infrarouge et le visible. Les 2 satellites Sentinel 2 sont équipés d'un capteur multispectral et établissent une couverture de la terre tous les 5 jours environs. Une représentation des bandes de Sentinel 2 est disponible à la Figure 7. La résolution varie selon les bandes.

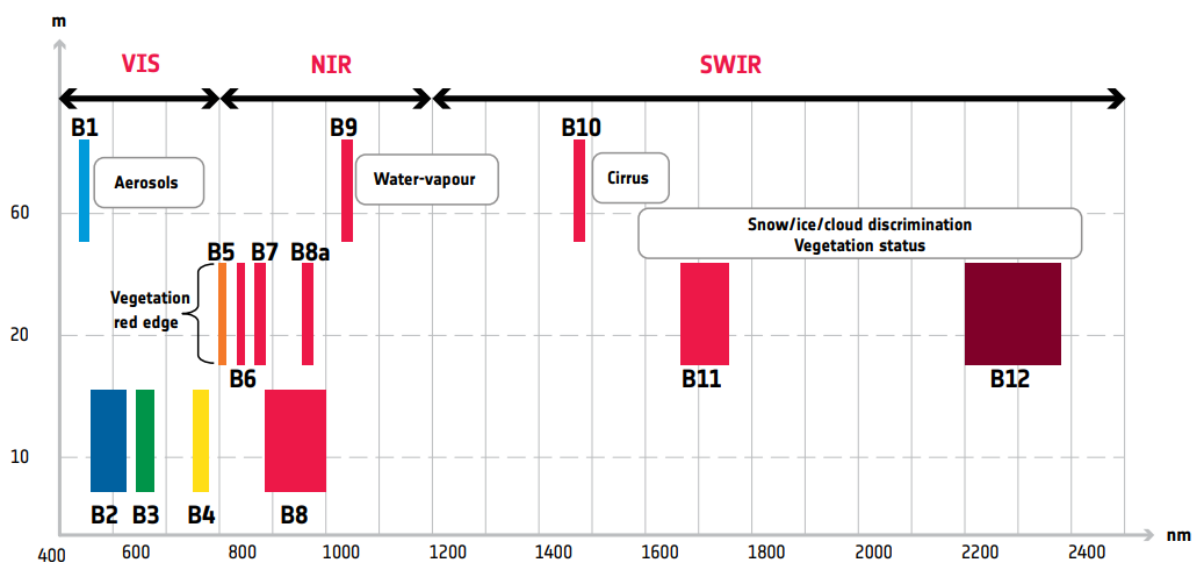


Figure 7: Représentation des positions des bandes spectrales du satellite Sentinel 2 ainsi que de leur résolution spatiale en mètre en fonction de la longueur d'onde en nanomètre Gatti & Bertolini, 2013.

Notre étude s'est concentrée sur les bandes capables de capter la diversité dans la végétation. Les indices ont été sélectionnés afin de couvrir la plus large gamme du spectre. Généralement, ces indices consistent en la combinaison et la réalisation de ratios entre les diverses bandes pour intégrer, extraire les différences ou amplifier les informations. L'indice de végétation le plus référencé est l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) (Rouse *et al.*, 1973). Il permet de caractériser l'état de vigueur de la végétation dans un référentiel normalisé. Le red-edge indice de végétation par différence normalisée (NDREI) (Gitelson & Merzlyak, 1996) et le red-edge indice de végétation par différence normalisée 2 (NDVIre2) (Barnes *et al.*, 2000) sont des dérivés du NDVI, qui ont pour objectif d'augmenter la précision de la mesure de vigueur. Un autre indice est l'indice de différence normalisée de l'eau (NDWI) (Gao, 1996). Il permet de capter la contenance en eau dans la végétation. Il peut être utilisé pour mesurer les phénomènes et périodes de stress hydrique entre autres. L'indice de végétation ajusté au sol (SAVI) (Huete, 1988) est encore un autre indice de mesure de la vigueur végétale. Il ajoute un terme dans sa formule pour considérer l'influence du sol dans le résultat (L). L'indice de réflectance des anthocyanes (ARI) permet de détecter les teneurs en anthocyane dans les réflectances du spectre capté par le satellite (Gitelson *et al.*, 2001). Les anthocyanes sont des composés organiques présents chez de nombreuses plantes supérieures. Ils sont situés dans la vacuole et présentent la caractéristique de modifier la pigmentation des feuilles. On les retrouve en abondance chez les juvéniles. Le ratio de bleu et le ratio de vert sont des ratios utilisés pour évaluer certains dommages appliqués à la végétation (Waser *et al.*, 2014). Pour finir, le ratio red-edge est quant à lui utilisé pour estimer l'indice de surface foliaire (Jordan, 1969).

Table 15: Indicateurs spectraux extraits à partir des bandes du satellite Sentinel 2 et de combinaisons de ces bandes ainsi que l'équation utilisée pour les calculer. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs spectraux. - Partie 1

Texture Index			
ARI	Anth reflectance index (Gitelson <i>et al.</i> , 2001)	$\frac{1}{B3} - \frac{1}{B5}$	(4)
B12	Short Wave Infrared, CW : 2190 nm	$B12$	(5)
B2	Blue, CW : 490 nm	$B2$	(6)
B3	Green, CW : 560 nm	$B3$	(7)
B4	Red, CW : 665 nm	$B4$	(8)
B5	Visible and Near In- frared, CW : 705 nm	$B5$	(9)
B6	Visible and Near In- frared, CW : 740 nm	$B6$	(10)
B8	Near Infrared, CW: 842 nm	$B8$	(11)
BR	Blue ratio (Waser <i>et al.</i> , 2014)	$\frac{B4}{B2} * \frac{B3}{B2} * \frac{B5}{B2} * \frac{B8}{B2}$	(12)

Table 16: Indicateurs spectraux extraits à partir des bandes du satellite Sentinel 2 et de combinaisons de ces bandes ainsi que l'équation utilisée pour les calculer. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs spectraux. - Partie 2

Texture Index			
GR	Green-red ratio (Waser <i>et al.</i> , 2014)	$\frac{B3}{B4}$	(13)
NDREI	Red-edge normalized difference vegetation index (Gitelson & Merzlyak, 1996)	$\frac{B8 - B5}{B8 + B5}$	(14)
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index (Rouse <i>et al.</i> , 1973)	$\frac{B8 - B4}{B8 + B4}$	(15)
NDWI	Normalized Difference Water Index (Gao, 1996)	$\frac{B8 - B12}{B8 + B12}$	(16)
R-eVI	Red-edge vegetation index (Jordan, 1969)	$\frac{B8}{B4}$	(17)
SAVI	Soil-Adjusted Vegetation Index (Huete, 1988)	$\frac{B8 - B4}{B8 + B4 + L} * (1 + L)$	(18)
NDVIre2	Normalized Difference Vegetation Index red-edge 2 (Barnes <i>et al.</i> , 2000)	$\frac{B8 - B6}{B8 + B6}$	(19)

C Annexe - Texture

L'étude de la texture est une méthode d'analyse d'images. L'objectif est de déterminer comment s'agencent des pixels constituant une image. La méthode est applicable à l'analyse d'images satellitaires. Pour analyser l'agencement des pixels entre eux, plusieurs approches sont employées. Par exemple, la convolution consiste en la création de nouvelles images créées à partir de l'image de base en attribuant une nouvelle valeur à chaque pixel via un filtre qui y est appliqué. L'attribution du filtre est réalisée à l'aide d'un kernel. Ce dernier consiste en une forme géométrique constituée d'un certain nombre de pixels autour d'un pixel noyau auquel va être attribué la valeur du filtre. La valeur désignée par le filtre est dépendante de ce dernier. Il peut s'agir du maximum des pixels désignés, ou de la valeur moyenne de l'ensemble de ces pixels par exemple (Shahdoosti & Mirzapour, 2017).

Dans notre étude, c'est une méthode utilisant différemment le filtre Kernel qui est appliquée, la construction de matrice de co-occurrence des niveaux de gris (GLCM). Une matrice de co-occurrence des niveaux de gris est un élément permettant d'évaluer l'agencement des pixels entre eux. Chaque pixel de l'image initiale se voit attribué une valeur de gris correspondant à sa couleur initiale. Les valeurs de gris s'étendent généralement pour chaque image de 32 à 64 valeurs de gris équivalents aux bits nécessaires à leur enregistrement informatique. Dans le cas de notre étude, les pixels sont enregistrés en 32 bits. Un kernel est ensuite défini pour déterminer la construction des matrices de co-occurrence de gris (Haralick *et al.*, 1973). Ce dernier permet de définir les distances entre les pixels qui vont être observés. Dans notre situation, c'est un kernel de 3 x 3 pixels qui est sélectionné pour lequel l'observation de l'agencement des pixels se fait sur les cases adjacentes au pixel central. Quatre matrices de co-occurrence des niveaux gris sont construites en fonction de l'angle spatial analysé entre les pixels. (Figure 8)

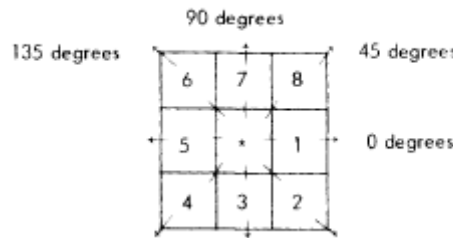


Figure 8: Les quatre différents angles d'agencements entre les pixels utilisés chacun pour la construction d'une matrice de co-occurrence des niveaux gris. L'angle 0 degré va considérer les pixels numérotés 1 et 5 comme les plus proches voisins du pixel central. L'angle 45 degrés va considérer les pixels numérotés 4 et 8 comme les plus proches voisins du pixel central. L'angle 90 degrés va considérer les pixels numérotés 3 et 7 comme les plus proches voisins du pixel central. L'angle 135 degrés va considérer les pixels numérotés 2 et 6 comme les plus proches voisins du pixel central. Haralick *et al.* (1973)

Les formules de construction de ces matrices $C(\theta, d)$ dans notre cas où la distance d entre les pixels égale 1 sont les suivantes (Haralick *et al.*, 1973) :

$$C_{0^\circ,1}(i, j) = \#(|x_2 - x_1| = 1, y_2 = y_1, f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j) \quad (20)$$

$$C_{45^\circ,1}(i, j) = \#(|x_2 - x_1| = 1, |y_2 - y_1| = 1, f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j) \quad (21)$$

$$C_{90^\circ,1}(i, j) = \#(x_2 = x_1, |y_2 - y_1| = 1, f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j) \quad (22)$$

$$C_{135^\circ,1}(i, j) = \#(|x_2 - x_1| = -1, |y_2 - y_1| = 1, f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j) \quad (23)$$

La Figure 9 illustre la construction d'une matrice $C(0^\circ, 1)$ de 8 valeurs de gris différentes à partir d'une image de 4x5 pixels.

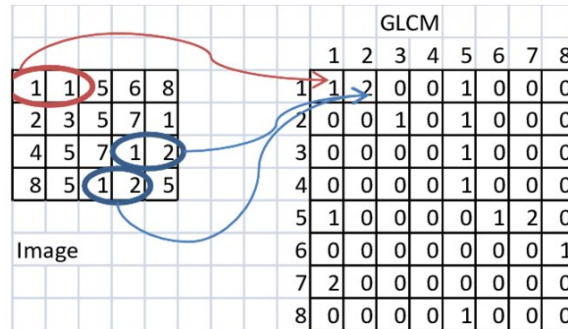


Figure 9: Exemple de méthode de calcul d'une matrice de co-occurrence des niveaux gris pour une image de 4x5 pixels avec 8 valeurs de gris différentes. Singh *et al.* (2017)

Lorsque les 4 matrices de co-occurrence de gris sont construites, de nombreux indices peuvent en être extraits pour caractériser la texture de l'image dans ce cas-ci satellitaire. L'objectif de ces indices est d'identifier la diversité et la spécificité des caractéristiques de texture de l'image analysée. Les formules des indices du tableau 15 sont issues du travail de Haralick *et al.* (1973) et Conners *et al.* (1984). Ils peuvent être répartis en 3 catégories (Table 17) (Hall-Beyer, 2017). La première caractérise le contraste de l'image. Cela correspond à l'étude de l'amplitude qu'il y a entre deux pixels adjacents. La diagonale de la GLCM correspond à l'absence de contraste, les valeurs s'éloignant de la diagonale ont des contrastes de plus en plus élevés. La deuxième catégorie d'indices reprend les indices d'ordre. Ces derniers sont basés sur le principe de mesure des occurrences d'un même pattern de paire de pixels. Finalement la dernière catégorie correspond aux indices issus de statistique descriptive appliquée aux matrices de co-occurrence de gris.

Table 17: Classement en 3 catégories des indicateurs de texture de Haralick *et al.* (1973) et Conners *et al.* (1984) réalisé par Hall-Beyer (2017) afin de mieux interpréter la construction et le rôle de ces différents indicateurs.

Texture Index	Category
Contrast, Dissimilarity, Inertia, Cluster Prominence, Cluster Shade	Contrast
Angular Second Moment, Difference Entropy, Entropy, Inverse Difference Moment, Sum Entropy	Order
Correlation, Difference Variance, Information Measures of correlation 1 & 2, Sum Average, Sum Variance, Variance	Descriptive Statistics

Table 18: Indicateurs de texture extraits à partir d'une matrice de co-occurrence des niveaux de gris réalisée sur la bande 8 du satellite Sentinel 2 ainsi que l'équation pour les calculer. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs de texture. - Partie 1

Texture Index		
ASM	Angular Second Moment (Haralick <i>et al.</i> , 1973)	$ASM = \sum_i \sum_j p(i, j)^2. \quad (24)$
CONTRAST	Contrast (Haralick <i>et al.</i> , 1973)	$CONTRAST = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{\substack{i \quad j \\ i-j =n}}^{N_g \quad N_g} p(i, j) \right\}. \quad (25)$
CORR	Correlation (Haralick <i>et al.</i> , 1973)	$CORR = \frac{\sum_i \sum_j (ij)p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (26)$
DENT	Difference Entropy (Haralick <i>et al.</i> , 1973)	$DENT = - \sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \log \{p_{x-y}(i)\} \quad (27)$
DISS	Dissimilarity (Connors <i>et al.</i> , 1984)	$DISS = \sum_i \sum_j i - j p(i, j) \quad (28)$
DVAR	Difference Variance (Haralick <i>et al.</i> , 1973)	$DVAR = \text{variance of } p_{x-y} \quad (29)$
ENT	Entropy (Haralick <i>et al.</i> , 1973; Connors <i>et al.</i> , 1984)	$ENT = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (30)$

Table 19: Indicateurs de texture extraits à partir d'une matrice de co-occurrence des niveaux de gris réalisée sur la bande 8 du satellite Sentinel 2 ainsi que l'équation pour les calculer. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs de texture. - Partie 2

Texture Index		
IDM	Inverse Difference Moment (Haralick <i>et al.</i> , 1973)	$IDM = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j) \quad (31)$
IMCORR1 & IMCORR2	Information Measures of Correlation 1 & 2 (Haralick <i>et al.</i> , 1973)	$IMCORR1 = \frac{HXY - HXY1}{\max\{HX, HY\}} \quad (32)$ $IMCORR2 = (1 - \exp[-2.0(HXY2 - HXY)])^{1/2} \quad (33)$ <p>où :</p> $HXY = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j))$ $HX = - \sum_i p(i) \log(p(i))$ $HY = \sum_j p(j) \log(p(j))$ $HXY1 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log(\{p_x(i)p_y(j)\})$ $HXY2 = - \sum_i \sum_j p_x(i)p_y(j) \log(\{p_x(i)p_y(j)\})$
INERTIA	Inertia (Connors <i>et al.</i> , 1984)	$INERTIA = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (34)$
PROM	Cluster Prominence (Connors <i>et al.</i> , 1984)	$PROM = \sum_i \sum_j (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 p(i, j) \quad (35)$

Table 20: Indicateurs de texture extraits à partir d'une matrice de co-occurrence des niveaux de gris réalisée sur la bande 8 du satellite Sentinel 2 ainsi que l'équation pour les calculer. Les statistiques descriptives appliquées sur ces indicateurs sont utilisées comme variables d'une matrice d'indicateurs de texture. - Partie 3

Texture Index	
SAVG	Sum Average (Haralick <i>et al.</i> , 1973) $SAVG = \sum_{i=2}^{2N_g} ip_{x+y}(i) \quad (36)$
SENT	Sum Entropy (Haralick <i>et al.</i> , 1973) $SENT = - \sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log\{p_{x+y}(i)\} \quad (37)$
SHADE	Cluster Shade (Connors <i>et al.</i> , 1984) $SHADE = \sum_i \sum_j (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 p(i, j) \quad (38)$
SVAR	Sum Variance (Haralick <i>et al.</i> , 1973) $SVAR = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - SENT)^2 p_{x+y}(i) \quad (39)$
VAR	Variance (Haralick <i>et al.</i> , 1973) $VAR = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j) \quad (40)$

D Annexe - Phénologie

D.1 Définition

La définition de la phénologie sélectionnée pour ce travail est la suivante :

"Phenology is the study of the timing of recurring biological events, the causes of their timing with regard to biotic and abiotic forces, and the interrelation among phases of the same or different species." Lieth, 1974.

Cette étude des cycles biologiques peut être réalisée sur des individus ou sur des ensembles, comme dans le cas du travail réalisé où la phénologie est observée sur un milieu riverain déterminé. La fenêtre temporaire considérée généralement est le cycle solaire (Lieth, 1974). Une application de l'étude de la phénologie pour la végétation est d'observer l'évolution de la vigueur de la végétation annuellement. Pour mesurer cette dernière, la télédétection utilise l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) (Rouse *et al.*, 1973). Observer l'évolution du NDVI dans un cycle phénologique est une approche qui permet d'impliquer la résolution temporelle dans l'analyse. Ceci est un paramètre favorable à l'utilisation du programme Copernicus de l'ESA.

D.2 Gradient latitudinal

Les cycles biologiques de vigueur végétale sont fonction de la latitude et des conditions climatiques locales (Moulin *et al.*, 1997). Au sein des zones tempérées, la saisonnalité est plus marquée que dans les zones tropicales. On y observe 4 saisons dues à une amplitude thermique très importante. Dans les zones tropicales par contre, c'est la pluviométrie qui rythme la saisonnalité, on y observe 2 saisons. Évidemment une différence de phase est observée entre l'hémisphère nord et sud due à l'exposition solaire. Les zones tropicales sont comprises entre les latitudes $+23.5^\circ$ et -23.5° , les zones polaires au-dessus de $+66.5^\circ$ et en dessous de -66.5° , et les zones tempérées entre ces deux zones. Cette répartition approximative permet une visualisation globale, même si elle est très simplifiée et que la réalité dépend de nombreux facteurs plus complexes. La phénologie fait partie intégrante de la caractérisation des écosystèmes. Par exemple, elle explique jusqu'à 78 % de la variance dans le gradient des écosystèmes européens (Ivits *et al.*, 2013). Une zone tropicale verra sa vigueur moyenne élevée mais avec une amplitude annuelle peu marquée, tandis que les zones tempérées subissent des écarts végétatifs au sein d'une même année bien plus importants (Reich, 1995).

D.3 Régression harmonique

La régression harmonique est un modèle statistique de régression basé sur les séries de Fourier (Tolstov, 2012). Cette méthode, ici appliquée sur les calculs de NDVI au cours d'une année permet d'ajuster un modèle régressif sur la série temporelle annuelle analysée pour chaque milieu riverain observé. L'intérêt de cette méthode par rapport à l'utilisation des données brutes est la mise en évidence de la saisonnalité ainsi que l'abstraction du bruit associé à des valeurs extrêmes qui peuvent être le résultat des nuages ou de l'eau (Zhu *et al.*, 2015). Historiquement, les études de système périodique utilisaient des polynômes avec un grand nombre de termes pour approximer le modèle régressif. Il est ensuite apparu l'approximation par les séries de Fourier. Ceux-ci sont des outils mathématiques utilisés pour caractériser la périodicité (Chatfield, 1975; Kupper, 1972). Ainsi la fonction améliore l'approximation de sa représentation. La fonction appliquée pour estimer la valeur de NDVI en fonction du temps est la suivante :

$$y_t = a_0 + a_1 \sin(2\pi\Delta t) + a_2 \cos(2\pi\Delta t) \quad (41)$$

où :

- a_0 = la valeur moyenne du mouvement harmonique

- a_1 et a_2 = les coefficients de Fourier ajusté par régression linéaire
- Δt = la différence de temps entre l'instant observé et le début du modèle
- y_t = La valeur de NDVI ajustée au temps t

L'ajustement des coefficients de Fourier par régression linéaire s'établit de manière telle que la fonction est utilisée avec la valeur de NDVI extraite des images Sentinel-2 multitemporelles. Les divers coefficients servent ensuite à l'établissement de la régression harmonique. Cette méthode d'ajustement est souvent utilisée dans l'étude de la phénologie par télédétection (Li *et al.*, 2019; Liu *et al.*, 2020; Valderrama-Landeros *et al.*, 2021).

E Annexe - Radar

Le radar est une technique d'analyse de la télédétection active utilisant des impulsions de flux électromagnétique émis par le satellite avec une longueur d'onde plus large que les spectres décrits dans l'analyse d'imagerie multispectrale passive. Le satellite Sentinel 1 de l'Agence Spatiale Européenne utilise la bande C du spectre électromagnétique. Celui-ci est programmé pour remplir une mission de suivi de l'agriculture, de la forêt, de la glace, ... et ceci avec une résolution spatiale de 10 m et une résolution temporelle de 5 à 10 jours (Potin *et al.*, 2012; Torres *et al.*, 2012). Le principe est d'évaluer et d'interpréter le retour de l'impulsion émise car cette dernière ricoche de diverse manière selon les éléments rencontrés et revient ensuite vers le satellite émetteur. Le flux est envoyé selon un certain angle vers la surface terrestre. Dans le cas du satellite Sentinel 1 du programme Copernicus, deux résultats sont disponibles.

- Le résultat VV qui correspond à une polarisation émise verticale et a une polarisation réceptionnée verticale également.
- Le résultat VH qui correspond à une polarisation émise horizontale et a une polarisation réceptionnée verticale.

. Les flux réceptionnés par le satellite après le ricochet effectué sur la surface terrestre ont diverses valeurs en fonction des zones interceptées. La valeur de puissance étant généralement ré-établie en valeur décibel, on constate que les surfaces anthropiques ont les valeurs les plus élevées, car les flux ricochent directement sur ses surfaces avec un simple ou un double rebond. A l'inverse, les surfaces en eau ont les valeurs les plus faibles, car les rayons sont difficilement retransmis par l'eau vers le satellite. Finalement, la végétation a un résultat plus intermédiaire par son intersection avec les flux émis. Les flux s'y répercutent de manière bien moins systématique avant d'être renvoyés plus ou moins efficacement vers le satellite (Corgne, 2021) (Figure 10). La complexité du processus peut être évidemment bien plus poussée que ce qui est présenté dans cette introduction.

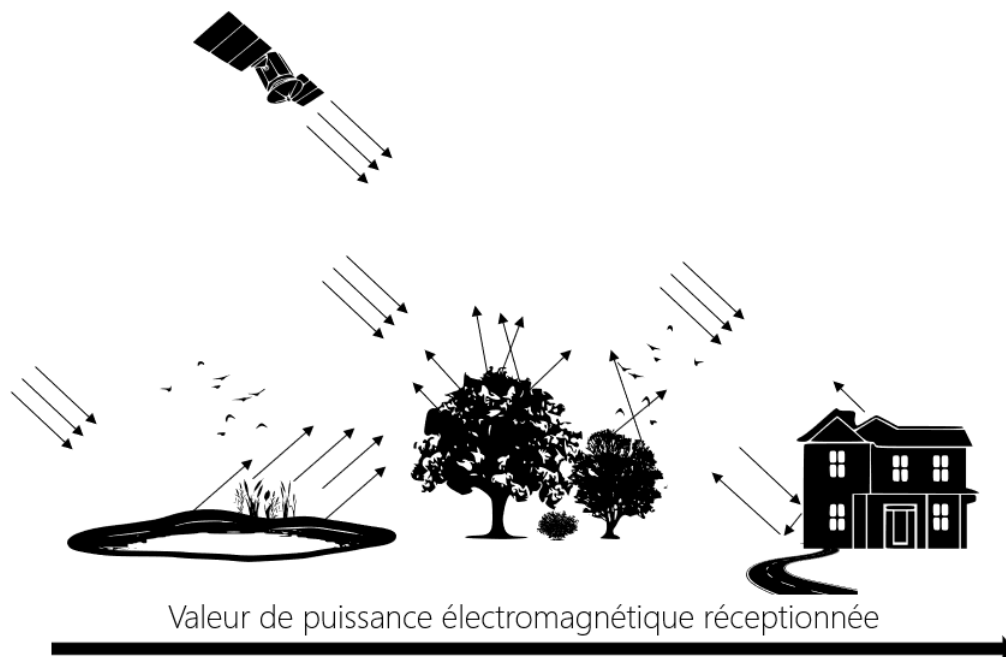


Figure 10: Graphique de la valeur réceptionnée par les capteurs radar satellitaires dépendants de la surface d'interception cible

L'utilisation du Radar et son interprétation est parfois complexe. En effet plusieurs conditions peuvent affecter les résultats obtenus. La distortion due au relief est un des exemples les plus probants (Bolen & Chandrasekar, 2003). L'impulsion étant émise dans un angle qui n'est pas perpendiculaire par rapport à la surface terrestre, la réflexion de cette dernière peut être impactée par le relief comme illustré à la Figure 11.

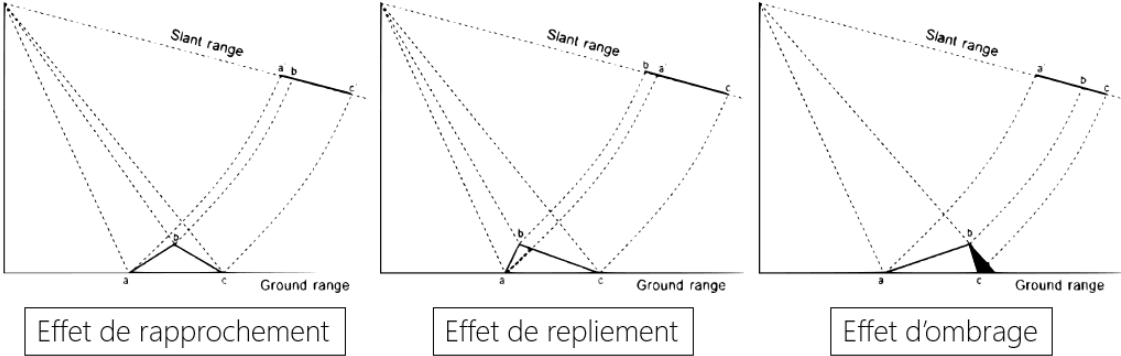


Figure 11: Illustration des différents effets du relief qui peuvent affecter le résultat final d'une imagerie radar satellitaire (Corgne, 2021)

References

- Barnes, E., Clarke, T., Richards, S., Colaizzi, P., Haberland, J., Kostrzewski, M., Waller, P., Choi, C., Riley, E., Thompson, T., *et al.* (2000). “Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground based multispectral data”. In: *Proceedings of the Fifth International Conference on Precision Agriculture, Bloomington, MN, USA*. Vol. 1619.
- Bolen, S. M. & Chandrasekar, V. (2003). “Methodology for Aligning and Comparing Spaceborne Radar and Ground-Based Radar Observations”. In: *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 20, pp. 647–659. DOI: [https://doi.org/10.1175/1520-0426\(2003\)20<647:MFAACS>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0426(2003)20<647:MFAACS>2.0.CO;2).
- Chatfield, C. (1975). *The Analysis of Time Series: Theory and Practice*. Boston, MA: Springer US. DOI: 10.1007/978-1-4899-2925-9.
- Connors, R. W., Trivedi, M. M., & Harlow, C. A. (1984). “Segmentation of a high-resolution urban scene using texture operators”. In: *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 25(3), pp. 273–310. DOI: 10.1016/0734-189X(84)90197-X.
- Corgne, S. (2021). *Téledétection Radar pour l’observation et la caractérisation de l’environnement*. Cours. IMT Atlantique Brest.
- Daily, G. C. (2013). *Nature’s Services: Societal Dependence on Natural Ecosystems (1997)*. Pages: 454-464 Publication Title: The Future of Nature Section: The Future of Nature. Yale University Press.
- Dufour, S. & Piégay, H. (2004). *Guide de gestion des forêts riveraines de cours d’eau*. ONF, Agence RMC, CNRS, Université Lyon 3, p. 132.
- Dufour, S. & Rodríguez-Gonzalez, P. M. (2019). *Riparian zone / Riparian vegetation definition: principles and recommendations*. Report, COST Action CA16208 CONVERGES, p. 15.
- Dufour, S., Rodríguez-González, P. M., & Laslier, M. (2019). “Tracing the scientific trajectory of riparian vegetation studies: Main topics, approaches and needs in a globally changing world”. In: *Science of The Total Environment*, 653, pp. 1168–1185. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.10.383.
- Fonseca, A., Ugille, J.-P., Michez, A., Rodríguez-González, P. M., Duarte, G., Ferreira, M. T., & Fernandes, M. R. (2021). “Assessing the Connectivity of Riparian Forests across a Gradient of Human Disturbance: The Potential of Copernicus “Riparian Zones” in Two Hydroregions”. In: *Forests*, 12(6). Number: 6 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute, p. 674. DOI: 10.3390/f12060674.
- Gao, B.-c. (1996). “NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space”. In: *Remote Sensing of Environment*, 58(3), pp. 257–266. DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00067-3.
- Garófano-Gómez, V., Metz, M., Egger, G., Díaz-Redondo, M., Hortobágyi, B., Geerling, G., Corenblit, D., & Steiger, J. (2017). “Vegetation succession processes and fluvial dynamics of a mobile temperate riparian ecosystem: the lower Allier River (France)”. In: *Géomorphologie : relief, processus, environnement*, 23(3). ISBN: 9782913282773 Number: 3 Publisher: Groupe français de géomorphologie, pp. 187–202. DOI: 10.4000/geomorphologie.11805.
- Gatti, A. & Bertolini, A. (2013). *Sentinel-2 products specification document*. Tech. rep. 5, p. 510.
- Gitelson, A. A., Merzlyak, M. N., & Chivkunova, O. B. (2001). “Optical Properties and Nondestructive Estimation of Anthocyanin Content in Plant Leaves”. In: *Photochemistry and photobiology*, 74(1), pp. 38–45.
- Gitelson, A. A. & Merzlyak, M. N. (1996). “Signature Analysis of Leaf Reflectance Spectra: Algorithm Development for Remote Sensing of Chlorophyll”. In: *Journal of Plant Physiology*, 148(3), pp. 494–500. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0176-1617\(96\)80284-7](https://doi.org/10.1016/S0176-1617(96)80284-7).
- Gonzalez, M., Martinez-Fernandez, V., C. Aguiar, F., Bertoldi, W., Dufour, S., Garcia de Jalon, D., Garofano-Gomez, V., Mandzukovski, D., & Rodríguez-Gonzalez, P. M. (2021). “Improving river hydromorphological assessment through better integration of riparian vegetation: Scientific evidence and guidelines”. In: *Journal of Environmental Management*, 292, p. 19. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.112730>.

- Gurnell, A. M., Piégay, H., Swanson, F. J., & Gregory, S. V. (2002). "Large wood and fluvial processes". In: *Freshwater Biology*, 47(4). eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1046/j.1365-2427.2002.00916.x>, pp. 601–619. DOI: 10.1046/j.1365-2427.2002.00916.x.
- Hall-Beyer, M. (2017). "GLCM Texture: A Tutorial v. 3.0 March 2017". In: DOI: 10.11575/PRISM/33280.
- Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. (1973). "Textural Features for Image Classification". In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-3*(6), pp. 610–621. DOI: 10.1109/TSMC.1973.4309314.
- Huete, A. (1988). "A soil-adjusted vegetation index (SAVI)". In: *Remote Sensing of Environment*, 25(3), pp. 295–309. DOI: 10.1016/0034-4257(88)90106-X.
- Huylenbroeck, L., Michez, A., & Claessens, H. (2019). "Guide de gestion des ripisylves". In: Publisher: Service Public Wallonie, p. 80.
- Ivits, E., Cherlet, M., Mehl, W., & Sommer, S. (2013). "Ecosystem functional units characterized by satellite observed phenology and productivity gradients: A case study for Europe". In: *Ecological Indicators*, 27, pp. 17–28. DOI: 10.1016/j.ecolind.2012.11.010.
- Jakes, A. F., Snodgrass, J. W., & Burger, J. (2007). "Castor canadensis (Beaver) Impoundment Associated with Geomorphology of Southeastern Streams". In: *Southeastern Naturalist*, 6(2). Publisher: Eagle Hill Institute, pp. 271–282. DOI: 10.1656/1528-7092(2007)6[271:CCBIAW]2.0.CO;2.
- Johnson, R. R. & Carothers, S. W. (1982). *Riparian Habitats and Recreation: Interrelationships and Impacts in the Southwest and Rocky Mountain Region*. Vol. 12. Eisenhower Consortium for Western Environmental Forestry Research.
- Jordan, C. F. (1969). "Derivation of Leaf-Area Index from Quality of Light on the Forest Floor". In: *Ecology*, 50(4), pp. 663–666. DOI: 10.2307/1936256.
- Kupper, L. L. (1972). "Fourier Series and Spherical Harmonics Regression". In: *Applied Statistics*, 21(2), p. 121. DOI: 10.2307/2346483.
- Li, H., Jia, M., Zhang, R., Ren, Y., & Wen, X. (2019). "Incorporating the Plant Phenological Trajectory into Mangrove Species Mapping with Dense Time Series Sentinel-2 Imagery and the Google Earth Engine Platform". In: *Remote Sensing*, 11(21), p. 2479. DOI: 10.3390/rs11212479.
- Lieth, H. (1974). "Purposes of a Phenology Book". In: *Phenology and Seasonality Modeling*. Ed. by H. Lieth. Ecological Studies. Berlin, Heidelberg: Springer, pp. 3–19. DOI: 10.1007/978-3-642-51863-8_1.
- Liu, X., Zhai, H., Shen, Y., Lou, B., Jiang, C., Li, T., Hussain, S. B., & Shen, G. (2020). "Large-Scale Crop Mapping From Multisource Remote Sensing Images in Google Earth Engine". In: *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, pp. 414–427. DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2963539.
- Marston, R. A. (2010). "Geomorphology and vegetation on hillslopes: Interactions, dependencies, and feedback loops". In: *Geomorphology*, 116(3), pp. 206–217. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2009.09.028>.
- Moulin, S., Kergoat, L., Viovy, N., & Dedieu, G. (1997). "Global-Scale Assessment of Vegetation Phenology Using NOAA/AVHRR Satellite Measurements". In: *Journal of Climate*, 10, pp. 1154–1170. DOI: [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(1997\)010<1154:GSA0VP>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(1997)010<1154:GSA0VP>2.0.CO;2).
- Naiman, R. J., Bechtold, J. S., Drake, D. C., Latterell, J. J., O'Keefe, T. C., & Balian, E. V. (2005). "Origins, Patterns, and Importance of Heterogeneity in Riparian Systems". In: *Ecosystem Function in Heterogeneous Landscapes*. Ed. by G. M. Lovett, M. G. Turner, C. G. Jones, & K. C. Weathers. New York, NY: Springer New York, pp. 279–309. DOI: 10.1007/0-387-24091-8_14.
- Perillo, G. M. E. (1995). "Chapter 1 Geomorphology and Sedimentology of Estuaries: An Introduction". In: *Geomorphology and Sedimentology of Estuaries*. Ed. by G. M. E. Perillo. Vol. 53. Developments in Sedimentology. ISSN: 0070-4571. Elsevier, pp. 1–16. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0070-4571\(05\)80021-4](https://doi.org/10.1016/S0070-4571(05)80021-4).

- Piégay, H., Arnaud, F., Belletti, B., Bertrand, M., Bizzi, S., Carbonneau, P., Dufour, S., Liébault, F., Ruiz-Villanueva, V., & Slater, L. (2020). “Remotely sensed rivers in the Anthropocene: state of the art and prospects”. In: *Earth Surface Processes and Landforms*, 45(1), pp. 157–188. DOI: 10.1002/esp.4787.
- Potin, P., Bargellini, P., Laur, H., Rosich, B., & Schmuck, S. (2012). “Sentinel-1 mission operations concept”. In: *2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. ISSN: 2153-7003, pp. 1745–1748. DOI: 10.1109/IGARSS.2012.6351183.
- Putuhena, W. M. & Cordery, I. (1996). “Estimation of interception capacity of the forest floor”. In: *Journal of Hydrology*, 180(1), pp. 283–299. DOI: [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(95\)02883-8](https://doi.org/10.1016/0022-1694(95)02883-8).
- Reich, P. B. (1995). “Phenology of tropical forests: patterns, causes, and consequences”. In: *Canadian Journal of Botany*, 73(2), pp. 164–174. DOI: 10.1139/b95-020.
- Riedler, B., Pernkopf, L., Strasser, T., Lang, S., & Smith, G. (2015). “A composite indicator for assessing habitat quality of riparian forests derived from Earth observation data”. In: *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 37, pp. 114–123. DOI: 10.1016/j.jag.2014.09.006.
- Riis, T., Kelly-Quinn, M., Aguiar, F. C., Manolaki, P., Bruno, D., Bejarano, M. D., Clerici, N., Fernandes, M. R., Franco, J. C., Pettit, N., Portela, A. P., Tammeorg, O., Tammeorg, P., Rodríguez-González, P. M., & Dufour, S. (2020). “Global Overview of Ecosystem Services Provided by Riparian Vegetation”. In: *BioScience*, 70(6), pp. 501–514. DOI: 10.1093/biosci/biaa041.
- Rouse, J., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. (1973). “Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS”. In: *3rd Earth Resource Technology Satellite (ERTS)*, 1, pp. 48–62.
- Saleh, K., Wigneron, J.-P., Rosnay, P. d., Calvet, J.-C., Escorihuela, M. J., Kerr, Y., & Waldteufel, P. (2006). “Impact of rain interception by vegetation and mulch on the L-band emission of natural grass”. In: *Remote Sensing of Environment*, 101(1), pp. 127–139. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.12.004>.
- Shahdoosti, H. & Mirzapour, F. (2017). “Spectral–spatial feature extraction using orthogonal linear discriminant analysis for classification of hyperspectral data”. In: *European Journal of Remote Sensing*, 50, pp. 111–124. DOI: 10.1080/22797254.2017.1279821.
- Singh, S., Srivastava, D., & S., A. (2017). *GLCM and its application in pattern recognition*. Pages: 25. DOI: 10.1109/ISCBI.2017.8053537.
- Tabacchi, E., Lambs, L., Guilloy, H., Planty-Tabacchi, A.-M., Muller, E., & Décamps, H. (2000). “Impacts of riparian vegetation on hydrological processes”. In: *Hydrological Processes*, 14(16-17). eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/1099-1085%28200011%2F12%2914%3A16%2F17%3C2959%3A%3AAID-HYP129%3E3.0.CO%3B2-B>, pp. 2959–2976. DOI: 10.1002/1099-1085(200011/12)14:16/17<2959::AID-HYP129>3.0.CO;2-B.
- Tolstov, G. P. (2012). *Fourier Series*. Courier Corporation.
- Torres, R., Snoeij, P., Geudtner, D., Bibby, D., Davidson, M., Attema, E., Potin, P., Rommen, B., Floury, N., Brown, M., Traver, I. N., Deghaye, P., Duesmann, B., Rosich, B., Miranda, N., Bruno, C., L’Abbate, M., Croci, R., Pietropaolo, A., Huchler, M., & Rostan, F. (2012). “GMES Sentinel-1 mission”. In: *Remote Sensing of Environment*. The Sentinel Missions - New Opportunities for Science, 120, pp. 9–24. DOI: 10.1016/j.rse.2011.05.028.
- Valderrama-Landeros, L., Flores-Verdugo, F., Rodríguez-Sobreyra, R., Kovacs, J. M., & Flores-de-Santiago, F. (2021). “Extrapolating canopy phenology information using Sentinel-2 data and the Google Earth Engine platform to identify the optimal dates for remotely sensed image acquisition of semiarid mangroves”. In: *Journal of Environmental Management*, 279, p. 111617. DOI: 10.1016/j.jenvman.2020.111617.
- Waser, L., Kuchler, M., Jütte, K., & Stampfer, T. (2014). “Evaluating the Potential of WorldView-2 Data to Classify Tree Species and Different Levels of Ash Mortality”. In: *Remote Sensing*, 6(5), pp. 4515–4545. DOI: 10.3390/rs6054515.
- Zhang, B., Xu, Q., Gao, D., Jiang, C., Liu, F., Jiang, J., & Ma, Y. (2019). “Higher soil capacity of intercepting heavy rainfall in mixed stands than in pure stands in riparian forests”. In: *Science of*

The Total Environment, 658, pp. 1514–1522. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.12.171>.

Zhu, Z., Wang, S., & Woodcock, C. E. (2015). “Improvement and expansion of the Fmask algorithm: cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4–7, 8, and Sentinel 2 images”. In: *Remote Sensing of Environment*, 159, pp. 269–277. DOI: [10.1016/j.rse.2014.12.014](https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.12.014).