

Reconnaissance automatisée du couvert foliaire d'une forêt semi-décidue d'Afrique centrale (Luki, République démocratique du Congo) sur base d'imagerie drone à très haute résolution.

Auteur : Mackels, Matthias

Promoteur(s) : Plumacker, Antoine; Bastin, Jean-François

Faculté : Gembloux Agro-Bio Tech (GxABT)

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

Année académique : 2024-2025

URI/URL : <http://hdl.handle.net/2268.2/24218>

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.

Reconnaissance automatisée du couvert foliaire d'une forêt semi-décidue d'Afrique centrale (Luki, République démocratique du Congo) sur base d'imagerie drone à très haute résolution

Matthias Mackels

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 2024-2025

CO-PROMOTEURS : Jean-François Bastin; Antoine Plumacker

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.

Reconnaissance automatisée du couvert foliaire d'une forêt semi-décidue d'Afrique centrale (Luki, République démocratique du Congo) sur base d'imagerie drone à très haute résolution

Matthias Mackels

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 2024-2025

CO-PROMOTEURS : Jean-François Bastin; Antoine Plumacker

Remerciements

Ce travail touchant à sa fin, non sans efforts ou concessions, je souhaite maintenant remercier toutes les personnes qui ont rendu cet accomplissement possible.

Je souhaite commencer par remercier mes co-promoteurs, le doctorant Antoine Plumacker et le Professeur Jean-François Bastin ainsi que l'ensemble de l'équipe P.I.R.A.T.E.S. Leur accueil au sein du bureau, leur implication et tous les conseils donnés m'ont été d'une aide précieuse pour effectuer ce travail. Je remercie aussi le projet CANOPi, permettant de donner à ce travail un vrai sens scientifique. Je remercie le Docteur Barbier et l'ensemble de son équipe de l'UMR AMAP de nous avoir reçus Antoine et moi, dans leur bureau de Montpellier. Tous nos échanges ont été d'une aide précieuse dans l'établissement de ce résultat final et m'ont permis de comprendre énormément sur ce sujet complexe qu'est la phénologie des forêts tropicales. Je remercie aussi l'ensemble du personnel scientifique que j'ai pu côtoyer durant ces 6 derniers mois, et plus spécifiquement la bienveillance partagée à chaque échange. Je remercie aussi la Faculté de Gembloux Agro Bio-Tech, de nous offrir un cadre optimal à une formation approfondie, mêlant tradition et innovation. Je remercie aussi mes relecteurs pour leur aide.

A titre personnel, je souhaite tout d'abord chaleureusement remercier ma mère Isabelle, ainsi que mes frères et sœurs qui ont été un soutien indéfectible pendant toutes mes années d'études.

Je remercie la Bande à jojo, pour avoir rendu ces deux dernières années mémorables, en tenant compte par extension de la team cochon bien entendu.

Je remercie le Bordel, pour leur présence depuis nos 12 ans maintenant.

Enfin, je remercie toutes les personnes que j'ai pu côtoyer durant ces 6 années d'études, avec une touche plus que particulière pour mes ripaillions/Monkey kot+Extensions, qui sont et resteront ma plus belle découverte à la fin de ce parcours.

Un grand merci à tous.

Abstract

Tropical forests play a central role in global biogeochemical cycles, but their leaf phenology remains poorly documented, particularly in Central Africa. In this context, drone-based remote sensing offers a unique opportunity to track the dynamics of vegetation cover at large scale and high resolution. This work aims to assess the feasibility of phenological monitoring of leaf cover at the scale of individual crowns from drone RGB imagery, using a lightweight, reproducible, and automatable method. Based on a time series of RGB orthophotos collected at the Luki site (DRC), crowns were automatically segmented and then manually labeled to estimate their leaf cover. Two methodological hypotheses (related to sampling and to the observer effect) and three main hypotheses (temporal variability, spatial variability, and the application of leaf-cover detection at the landscape scale) were tested. Two Random Forest models, one for regression and one for classification, were trained to predict cover from RGB indices (GCC, RCC, Hellinger distance, percentiles, etc.). The results validate the relevance of a minimal threshold of sampled pixels within a crown, quantify the inter-observer effect, confirm inter- and intra-specific variability of cover linked to foliar strategies, and reveal a significant effect of local plot conditions. The RGB prediction models, despite moderate performances ($R^2 = 0.53$), enable the development of a classification of leaf cover and thus the automatic mapping of the amplitude of leaf-cover variability across multiple dates. In conclusion, this work demonstrates the feasibility of individual phenological monitoring by RGB drone in a humid tropical context, using accessible and low-cost tools. It opens concrete perspectives for interannual monitoring, extension to other tropical sites, and improvement of predictions through the integration of RGB-derived indices into spatialized processing pipelines.

Keywords

Phenology; tropical forest; RGB drone; leaf cover; remote sensing; crown segmentation; Random Forest; spatio-temporal variability; phenological monitoring; radiometric calibration; inter-observer bias.

Résumé

Les forêts tropicales jouent un rôle central dans les cycles biogéochimiques mondiaux, mais leur phénologie foliaire reste peu documentée, notamment en Afrique centrale. Dans ce contexte, la télédétection par drone offre une opportunité unique pour suivre la dynamique du couvert végétal à grande échelle et à haute résolution. Ce travail vise à évaluer la faisabilité d'un suivi phénologique du couvert foliaire à l'échelle des couronnes individuelles à partir d'images RGB drone, en mobilisant une méthode légère, reproductible et automatisable. À partir d'une série temporelle d'orthophotos RGB collectées sur le site de Luki (RDC), des couronnes ont été automatiquement segmentées puis labellisées manuellement pour estimer leur couvert foliaire. Deux hypothèses méthodologiques (liées à l'échantillonnage et à l'effet observateur) et trois hypothèses principales (variabilité temporelle, spatiale et l'application de la détection du couvert foliaire à l'échelle du paysage) ont été testées. Deux modèles Random Forest, un de régression et un de classification, ont été entraînés pour prédire le couvert à partir d'indices RGB (GCC, RCC, distance de Hellinger, percentiles, etc.) Les résultats valident la pertinence d'un seuil minimal de pixels échantillonnés au sein d'une couronne, quantifient l'effet inter-observateur, confirment une variabilité inter- et intra-spécifique du couvert liée aux stratégies foliaires, et révèlent un effet significatif des conditions locales de parcelle. Les modèles de prédiction RGB, malgré des performances moyennes ($R^2 = 0,53$), permettent l'élaboration d'une classification du couvert foliaire et ainsi de cartographier automatiquement l'amplitude de la variabilité du couvert foliaire sur plusieurs dates. En conclusion, ce travail démontre la faisabilité d'un monitoring phénologique individuel par drone RGB en contexte tropical humide, en mobilisant des outils accessibles et peu coûteux. Il ouvre des perspectives concrètes pour le suivi interannuel, l'extension à d'autres sites tropicaux, et l'amélioration des prédictions par l'intégration d'indices dérivés du RGB dans des chaînes de traitement spatialisées.

Mots-clés

Phénologie ; forêt tropicale ; drone RGB ; couvert foliaire ; télédétection ; segmentation de couronnes ; Random Forest ; variabilité spatio-temporelle ; monitoring phénologique ; calibration radiométrique ; biais inter-utilisateurs.

Table des matières

Remerciements.....	I
Abstract	II
Keywords	II
Résumé	III
Mots-clés.....	III
Table des Figures & Tableaux.....	VI
Liste des abréviations	VIII
1. Introduction	1
1.1. Les forêts d'Afrique centrale	1
1.2. La phénologie foliaire	1
1.3. Le changement climatique dans les forêts d'Afrique centrale	2
1.4. Le développement des suivis à large échelle	2
1.5. Le projet CANOPi	3
2. Objectif de ce travail de fin d'études	4
3. Matériel et méthode.....	5
3.1. Zone d'étude	5
3.2. Phase A : Acquisition et traitement d'images	6
3.2.1. Acquisition et calibration spatiale des images	6
3.2.2. Calibration colorimétrique des orthophotos.....	8
3.3. Phase B : Labellisation du couvert foliaire par couronne.....	10
3.4. Phase C : Analyse statistique	11
3.4.1. Détermination du seuil minimal de pixels observés par couronne	11
3.4.2. Biais lié à l'observateur	12
3.4.3. Tests d'effets de groupes	13
3.4.4. Analyse en composantes principales (ACP)	13
3.4.5. Analyse de correspondance (AC).....	13
3.4.6. Analyse de Co-inertie.....	14
3.5. Phase D : Modélisation du couvert foliaire et application à l'échelle du paysage.....	14
4. Résultats	16
4.1. Calibration colorimétrique.....	16
4.2. Hypothèse méthodologique A.....	17
4.3. Hypothèse méthodologique B.....	19
4.4. Hypothèse principale 1.....	21
4.5. Hypothèse principale 2.....	22

4.6. Hypothèse principale 3.....	25
5. Discussion	29
5.1. Hypothèse méthodologique A.....	29
5.2. Hypothèse méthodologique B.....	30
5.3. Hypothèse principale 1	30
5.4. Hypothèse principale 2.....	31
5.5. Hypothèse principale 3.....	32
6. Conclusion.....	35
7. Contribution de l'étudiant	35
8. Bibliographie	36

Table des Figures & Tableaux

Figures:

Figure 1	Localisation du site d'étude dans la réserve de biosphère de Luki (République démocratique du Congo)	6
Figure 2	Exemple d'arbres segmentés par l'algorithme Detectree2SAM.....	7
Figure 3	Exemple d'objets utilisés comme entités pseudo-invariantes	8
Figure 4	Cartes des parcelles échantillonnées sur le site de Luki	10
Figure 5	Exemple de couronne échantillonnée	11
Figure 6	Exemple de comparaison entre une orthophoto non traitée et traitée par calibration colorimétrique	16
Figure 7	Boxplot de la distribution des pixels des PIFs pour la date du 01/11/2023 brute et calibrée par rapport aux distributions de la date de référence (18/05/2023) par canal	17
Figure 8	Courbe de la densité globale du couvert foliaire	17
Figure 9	Boxplot de la distribution du couvert foliaire selon la classe de point d'échantillonnage	18
Figure 10	Courbe de la densité globale du couvert foliaire (%) des couronnes observées avec plus de 20 pixels échantillonnés.....	18
Figure 11	Boxplot du couvert foliaire (%) selon l'observateur de référence et de l'observateur test	19
Figure 12	Diagramme de Bland–Altman entre l'observateur de référence et l'observateur test	20
Figure 13	Histogramme des 10 espèces d'individus les plus représentés sur l'ensemble de la série temporelle échantillonnée.....	21
Figure 14	Boxplot du couvert foliaire (%) selon les 10 espèces d'individus les plus représentés sur l'ensemble de la série temporelle échantillonnée	21
Figure 15	Projection des individus étudiés dans les deux premières dimensions de l'ACP (groupement par espèces)	22
Figure 16	Heatmap de l'évolution du couvert foliaire pour l'espèce <i>Piptadeniastrum africanum</i>	23
Figure 17	Heatmap de l'évolution du couvert foliaire pour l'espèce <i>Prioria balsamifera</i>	23
Figure 18	Projection des individus étudiés dans les deux premières dimensions de l'ACP (groupement par parcelle).....	23

Figure 19	
Biplot de l'analyse de correspondance des deux facteurs	
Espèce et Parcelle	24
Figure 20	
Relation entre couverture foliaire observée et prédite par le modèle de régression Random	
Forest	25
Figure 21	
Importance des variables dans le modèle Random Forest	26
Figure 22	
Matrice de confusion des prédictions du modèle de classification Random Forest par quartile	
.....	26
Figure 23	
Cartes de l'amplitude temporelle du couvert foliaire et de la variabilité temporelle du couvert	
foliaire (%).....	27
Figure 24	
Cartes de l'amplitude temporelle du couvert foliaire et de la variabilité temporelle du couvert	
foliaire trié par quartiles.....	28

Tableaux:

Tableau 1	
Tableau des différences générales entre les pourcentages foliaires évalués par l'observateur	
de référence et l'observateur test	19
Tableau 2	
Résultat du test du coefficient kappa de Cohen sur les pourcentages foliaires évalués par	
l'observateur de référence et l'observateur test.....	20
Tableau 3	
Statistiques associées à la matrice de confusion du modèle de classification Random Forest	
.....	26
Tableau 4	
Résultat des prédictions à l'échelle du paysage des modèles par % et par quartile pour	
l'individu n°19	33

Liste des abréviations

AC	Analyse de correspondance
ACP	Analyse en composantes principales
CANOPI	Canopy Observation and Phenological Integration
CENAREST	Centre National de la Recherche Scientifique et Technologique du Gabon
DEM	Digital Elevation Model (modèle d'élévation numérique)
DSM	Digital Surface Model (modèle de surface numérique)
dH	Distance de Hellinger
DRC	Democratic Republic of the Congo (traduit en français par RDC)
EVI	Enhanced Vegetation Index (Indice de Végétation amélioré)
ERAIFT	École régionale postuniversitaire d'aménagement et de gestion intégrés des forêts et territoires tropicaux (UNESCO)
GCC	Green Chromatic Coordinate (coordonnée chromatique verte)
INEAC	Institut National pour l'Étude Agronomique du Congo Belge
INERA	Institut National pour les Études et Recherches Agronomiques
IQR	Interquartile Range (écart interquartile)
LiDAR	Light Detection and Ranging (télédétection par laser)
MAB	Man and Biosphere (programme dépendant du ministère de l'Environnement, Conservation de la nature, Eaux et Forêts Congolais)
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NIR	Near InfraRed
PIF	Pseudo-Invariant Feature (entité pseudo-invariante)
PPV	Positive predictive values (valeurs prédictives positives)
RF	Random Forest (forêt d'arbres décisionnels)
R^2	Coefficient de détermination (statistique d'ajustement)
RCC	Red Chromatic Coordinate (coordonnée chromatique rouge)
RDC	République démocratique du Congo
RGB	Red, Blue, Green (Rouge, Bleu, Vert); canaux spectraux couvrant la lumière visible
RMSE	Root Mean Squared Error (Racine de l'erreur quadratique moyenne)
ROI	Region of Interest (zone d'intérêt)
TFE	Travail de Fin d'Études

1. Introduction

1.1. Les forêts d'Afrique centrale

Les forêts tropicales d'Afrique centrale constituent le deuxième massif forestier tropical du monde après l'Amazonie (FAO, 2024; WRI, 2022¹). Elles couvrent environ 200 millions d'hectares répartis sur six pays principaux (RDC, Gabon, Cameroun, République du Congo, Guinée équatoriale et République centrafricaine), dont près de 60% sur le seul territoire de la République démocratique du Congo (Eba'a Atyi et al., 2022). Dominées par une végétation sempervirente ou semi-décidue, ces forêts abritent une biodiversité floristique élevée (Sosef et al., 2017), structurée en grandes formations telles que les forêts denses humides de basse altitude, les forêts marécageuses et les mosaïques forêt-savane (Mayaux et al., 2004). À l'échelle du paysage, elles présentent une organisation spatiale fortement influencée par la topographie, les régimes hydriques et les perturbations anthropiques (Jucker et al., 2018; Schietti et al., 2014; WRI, 2025²).

La structuration du couvert forestier varie selon des types fonctionnels distincts, définis par des traits tels que la déciduité, la densité du bois et le diamètre maximal des arbres. Ces types forestiers varient en réponse à la saisonnalité climatique et aux pressions anthropiques, révélant l'existence d'un gradient sud-ouest/nord-est, allant de forêts atlantico-subsahariennes à feuillage persistant vers des formations plus ouvertes ou semi-décidues à l'intérieur des terres. La zone de Luki, au sud-ouest de la RDC, s'inscrit ainsi dans une unité de transition semi-décidue, confirmée par cette cartographie fonctionnelle à grande échelle (Réjou-Méchain et al., 2021).

Le régime climatique, de type équatorial, se caractérise par des précipitations abondantes (entre 1 500 et 2 000 mm/an), réparties selon un ou deux pics pluviométriques annuels selon la latitude (Dezfuli, 2017). Cette variabilité saisonnière influence directement les phases de développement végétatif, notamment la feuillaison, la floraison et la fructification. La dynamique forestière en Afrique centrale est ainsi marquée par la coexistence d'espèces strictement décidues et d'autres à feuillage persistant, traduisant des stratégies phénologiques différenciées face aux contraintes environnementales (Gond et al., 2013).

1.2. La phénologie foliaire

La phénologie foliaire désigne l'étude des phases cycliques de développement du feuillage, telles que la mise en feuilles, la sénescence et la chute des feuilles. Ces dynamiques sont particulièrement complexes dans les forêts tropicales humides (Couralet et al., 2013).

Dans ces milieux, contrairement aux écosystèmes tempérés, la phénologie ne suit pas nécessairement un cycle annuel net. Les études empiriques révèlent une forte variabilité phénologique, à la fois interspécifique (entre espèces aux stratégies foliaires contrastées) et

¹ *How much forest was lost in 2021?* Global Forest Review, 2024, update 8. Washington, DC: World Resources Institute (WRI). Available online at <https://gfr.wri.org/global-tree-cover-loss-data-2021>

² *Fires Drove Record-breaking Tropical Forest Loss in 2024.* Global Forest Review, 2024, update 8. Washington, DC: World Resources Institute (WRI). Available online at <https://research.wri.org/gfr/latest-analysis-deforestation-trends>

intraspécifique (entre individus d'une même espèce), traduisant des stratégies écologiques différenciées (Amponsah et al., 2018; Gond et al., 2013).

La phénologie est étroitement liée à des traits fonctionnels tels que la surface foliaire spécifique (SLA), la durée de vie des feuilles, le mode de reproduction ou encore la stratégie de croissance. Des cadres théoriques comme le "Leaf-Height-Seed" triangle de Westoby (1998) permettent de positionner les espèces le long de gradients fonctionnels en lien avec leur phénologie. Ce cadre éclaire la coexistence de stratégies dites "acquisitives" (à feuillage court, forte productivité, mais sensible aux stress) et "conservatives" (à feuilles durables, croissance lente, mais plus résilientes) (Reich, 2014; Wright et al., 2004).

Malgré leur importance écologique, les forêts manquent de séries phénologiques systématiques en Afrique centrale, découlant de la rareté des suivis de longue durée et à des contraintes d'accès (infrastructures, instabilité), régulièrement soulignées dans les synthèses récentes (Abernethy et al., 2018; Adole et al., 2016; Alberton et al., 2023). Cela freine la compréhension des réponses adaptatives des espèces tropicales aux pressions environnementales et empêche le développement de modèles prédictifs robustes de dynamique foliaire, induisant la nécessité de partenariat entre les différents acteurs au sein des forêts moins documentées (Abernethy et al., 2018; Morellato et al., 2013).

1.3. Le changement climatique dans les forêts d'Afrique centrale

Les forêts tropicales jouent un rôle fondamental dans le cycle global du carbone, en agissant comme puits de CO₂, en modulant l'humidité atmosphérique et en abritant une riche biodiversité. Cependant, dans les forêts d'Afrique centrale, les projections indiquent une augmentation des températures moyennes de 2 à 3 °C d'ici la fin du siècle, ainsi qu'une variabilité accrue de la pluviométrie saisonnière selon les scénarios (IPCC, 2023; Zhou et al., 2014).

Ces changements climatiques affectent directement le fonctionnement physiologique et phénologique des espèces ligneuses. Dans le bassin du Congo, la croissance des arbres, la productivité nette et le renouvellement foliaire peuvent être perturbés par des stress hydriques prolongés, des décalages dans les saisons des pluies ou des événements extrêmes, induisant des perturbations dans les flux de dioxyde de carbone (Jiang et al., 2019; Wu et al., 2016). La sensibilité interspécifique est toutefois variable : certaines espèces montrent une forte plasticité phénologique face aux variations de l'humidité, tandis que d'autres maintiennent une stratégie plus conservatrice.

Par ailleurs, les effets du changement climatique peuvent interagir avec d'autres pressions anthropiques locales telles que la déforestation, la fragmentation des habitats ou l'exploitation sélective, exacerbant l'hétérogénéité des réponses écosystémiques (Malhi et al., 2014). Dans les zones de forêt semi-décidue du sud-ouest de la RDC, comme Luki, ces effets peuvent induire des changements dans la structure fonctionnelle des peuplements, avec un impact potentiel sur les cycles de feuillaison, de chute des feuilles et de productivité primaire.

1.4. Le développement des suivis à large échelle

Le suivi de la phénologie foliaire à large échelle constitue un enjeu central pour comprendre les dynamiques de productivité, les cycles du carbone et l'adaptation des forêts tropicales face au changement climatique.

Les avancées récentes en télédétection ont permis d'élargir l'observation de la phénologie à des échelles spatiales régionales, en s'appuyant sur des indices dérivés de séries temporelles

d'imagerie satellite (NDVI, EVI) et proche-surface (GCC) (Rouse, 1974; Huete et al., 2002; Sonnentag et al., 2012). Des capteurs comme MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) ou VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite) ont été utilisés pour détecter les cycles saisonniers de verdure à l'échelle globale (Zhang et al., 2006; Zhang et al., 2018).

Parallèlement, des approches basées sur l'imagerie de type PhenoCam ou les drones RGB haute résolution permettent de suivre la phénologie à l'échelle de l'arbre ou de la couronne (Klosterman et al., 2014; Seyednasrollah et al., 2021 ; Park et al., 2019). Ces méthodes offrent un fort potentiel, de par leur répétabilité spatiale et temporelle, pour caractériser les patrons de feuillaison et de sénescence intra-parcellaires, mais nécessitent un protocole de calibration et d'interprétation rigoureux pour relier les signaux spectraux à des états phénologiques biologiques (Sonnentag et al., 2012).

1.5. Le projet CANOPi

Ce travail s'inscrit dans le cadre du projet CANOPi³ (Canopy Observation and Phenological integration), coordonné par l'Université de Liège, l'université de Gent, l'INERA et CENAREST, dont l'objectif global est d'évaluer la résilience des forêts d'Afrique centrale à l'aridification. Le projet vise notamment à répondre aux lacunes de données phénologiques fines sur les écosystèmes tropicaux africains, en intégrant des observations multi-sites et multi-capteurs.

Plus précisément, ce travail fait partie intégrante du Working Package 5 (WP5). Celui-ci a pour objectif de fournir des cartes régionales des forêts d'Afrique centrale concernant leurs structures et leurs dynamiques. A terme, ces résultats serviront à quantifier et prévoir l'impact des pressions climatiques et anthropiques sur ces forêts.

Ce développement à large échelle s'inscrit aussi dans l'initiative du réseau CanObs (Canopy Observation Network for Biodiversity and Ecosystem Services), mis en place en 2022, qui vise à structurer un réseau d'observatoires phénologiques terrestres dans les forêts tropicales, en couplant observations visuelles, photographies automatisées, et capteurs optiques (CanObs, 2023). Ce réseau, centré notamment sur le bassin du Congo, permettra à terme d'établir des liens robustes entre données de terrain, télédétection haute résolution, et modélisation écosystémique.

³ [CANOPi-projet](#) (Consulté le 16/08/2025)

2. Objectif de ce travail de fin d'études

Ce travail s'inscrit dans le contexte susmentionné en proposant une approche de suivi phénologique fondée sur l'analyse temporelle d'orthophotos drone RGB très haute résolution, acquises sur la réserve de biosphère de Luki (RDC). L'objectif principal est de développer une méthode basée sur des images RGB pour caractériser le couvert foliaire à l'échelle de la couronne, en fonction des espèces et de leurs localisations. Il vise aussi à répondre aux différentes problématiques liées au site d'étude et à l'exploitation spécifique des données acquises à Luki.

Ce TFE teste donc cinq hypothèses, dont 3 découlant directement de l'objectif principal de ce TFE, et deux liées à la méthodologie appliquée.

Hypothèse méthodologique A :

Il existe un seuil minimum de pixels échantillonnés au sein d'une couronne, permettant de maximiser le nombre d'unités d'échantillonnage et la précision de l'estimation du couvert foliaire.

Hypothèse méthodologique B :

La labellisation par plusieurs observateurs induit une variation quantifiable de l'estimation du couvert foliaire.

Hypothèse principale 1 :

Il existe une variabilité temporelle intra- et interspécifique du couvert foliaire induite par des stratégies fonctionnelles différenciées sur base d'imagerie drone.

Hypothèse principale 2 :

Il existe une variabilité spatiale intraspécifique du couvert foliaire dépendante des conditions locales des parcelles sur base d'imagerie RGB drone.

Hypothèse principale 3 :

La base de données du couvert foliaire obtenue permet la création d'un outil adapté à l'évaluation du couvert foliaire à l'échelle du paysage sur base d'indices de télédétection RGB appliqués aux images de drone.

3. Matériel et méthode

La démarche suivie dans cette étude s'articule autour de plusieurs étapes décrites ci-dessous. Un organigramme visant à schématiser le flux de travail réalisé est disponible en Annexes : Figure 25

3.1. Zone d'étude

Le site sur lequel porte cette étude est la Réserve de biosphère de Luki, située à l'ouest de la République démocratique du Congo, au sud-est du massif du Mayombe, dans la province du Kongo Central. Elle s'étend sur 33 000 hectares (latitudes 5°30'–5°45'S; longitudes 13°07'–13°45'E), à 120 km à l'Est de la côte Atlantique et 30 km au Nord de la ville de Boma. La réserve a été créée en 1937 sous l'impulsion de l'Institut National pour l'Étude Agronomique du Congo Belge (INEAC), puis transférée à l'Institut National pour les Études et Recherches Agronomiques (INERA). Depuis 1979, elle est intégrée au réseau mondial des Réserves de biosphère de l'UNESCO et administrée par le Ministère de l'Environnement congolais dans le cadre du programme MAB (ERAIFT⁴, 2024).

La région se situe dans la ceinture sud-ouest du bassin du Congo, où prédominent les forêts denses humides semi-décidues de basse altitude (Mayaux et al., 2004). Ces formations se distinguent par une composition mixte d'espèces à feuillage persistant et d'espèces décidues, dont une partie entre en dormance foliaire durant la saison sèche. La zone correspond à un climat de type Aw selon la classification de Köppen (Aw5 selon l'annotation locale), caractérisé par deux saisons des pluies et deux saisons sèches, avec une pluviométrie annuelle comprise entre 1 150 mm et 1 500 mm, et une température moyenne mensuelle variant entre 22,2°C et 26,4°C (ERAIFT, 2024; Opelele Omeno et al., 2021; Climate Data, 1991-2021⁵).

⁴ [Réserve de biosphère de Luki](#) – ERAIFT (Consulté le 16/08/2025)

⁵ [Boma climate](#) (Consulté le 16/08/2025)

La zone survolée et sa localisation (Figure 1), représente une surface de 200 ha au sein de la réserve.



*Figure 1 : Localisation du site d'étude dans la réserve de biosphère de Luki (République démocratique du Congo)
(QGIS 3.34.10)*

Topographiquement, la réserve présente un relief accidenté, marqué par une élévation allant de 150 m à plus de 370 m, avec des pentes moyennes de 16,5° et des zones localisées pouvant atteindre jusqu'à 70°. Ce gradient altitudinal accentue l'hétérogénéité locale des conditions hydriques et lumineuses.

La structure forestière de Luki est aujourd'hui une mosaïque complexe, combinant forêts anciennes, jachères, plantations et recrûs secondaires, induite par l'historique de gestion sylvicole (Bauwens, 2008). Cette hétérogénéité spatiale et historique constitue un facteur clé dans la compréhension des patrons de variabilité foliaire intra et interparcellaire, qui fait l'objet de la présente étude.

3.2. Phase A : Acquisition et traitement d'images

3.2.1. Acquisition et calibration spatiale des images

Des vols de drones, effectués toutes les deux semaines, permettent une acquisition de photos à très haute résolution (5 cm/pixel). Ces vols ont été réalisés par deux drones, le DJI Mavic 2, et suite à un dysfonctionnement, il a été remplacé temporairement par le DJI Mini 2. Les paramètres de vol étaient constants, avec une altitude de 200 m par rapport au point de décollage, et un recouvrement dans l'axe du vol de 80% et de 75% sur l'axe latéral.

Les paramètres liés à la caméra étaient quant à eux laissés sur l'option automatique, en vue de s'adapter aux conditions d'éclairage lors de l'acquisition des données.

Dans le cadre de cette étude, les vols étudiés s'étendent sur la période entre le 21/04/2023 et le 01/08/2024. Suite au protocole d'acquisition et certains problèmes techniques, seules 15 acquisitions ont eu lieu, réparties entre les deux drones différents (Voir Annexes : Tableau 5).

Les clichés acquis ont ensuite été triés selon leur date de capture et le modèle de drone utilisé.

Ensuite, les orthophotos nécessaires à l'étude ont été générées via la chaîne de traitement créée par Hadrien Tulet et Hugo Leblanc (Ecobio - UMR AMAP) nommée « scripts_TS_ariosics »⁶ permettant dans un premier temps la création des orthophotos à l'aide de la fonction TimeSift du logiciel Metashape (Agisoft) et de générer des blocs photogrammétriques temporellement séparés. Cette production a donc été séparée en deux, en fonction du drone utilisé lors de l'acquisition des images.

Une fois l'ensemble des orthophotos produites, une orthophoto de référence a été sélectionnée visuellement pour ses caractères d'acquisition optimaux (absence de nuages, colorimétrie correcte, précocité de l'acquisition, couverture spatiale complète) : l'orthophoto 3 dans l'ordre d'acquisition effectuée le 18/05/2023.

Suite à cela, l'alignement des orthophotos a été effectué par la méthode Arosics (Scheffler et al., 2017), intégrée dans le protocole « scripts_TS_ariosics » permettant un recalage rigoureux basé sur la correction des distorsions.

Une fois les orthophotos créées et calibrées spatialement, l'algorithme de détection des couronnes Detectree2SAM a été appliqué sur la date de référence (Figure 2), permettant la segmentation des couronnes présentes sur l'ensemble de la parcelle (Plumacker & Bastin, 2024). Dans un but d'optimisation de temps et de ressources computationnelles, l'ensemble de l'étude ne prend en compte que les couronnes détectées à la date de référence, supposant que la géométrie des couronnes et leur présence ne varient pas au cours de l'étude suivante.

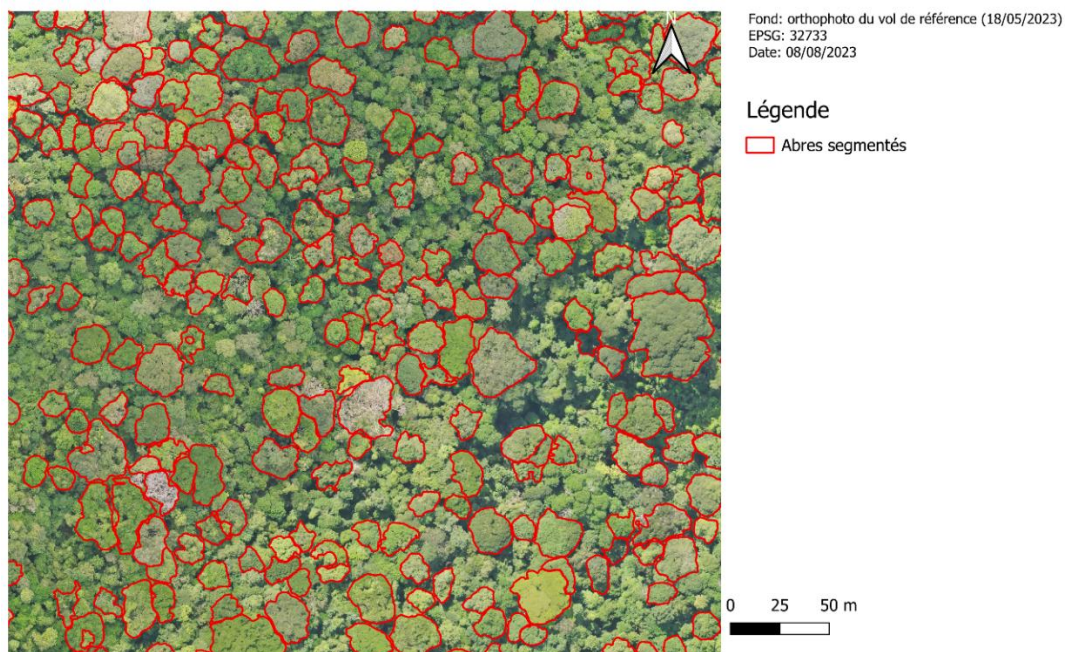


Figure 2 : Exemple d'arbres segmentés par l'algorithme Detectree2SAM pour les couronnes plus grandes que 100 m² (République démocratique du Congo) (QGIS 3.34.10)

⁶ https://github.com/htulet/scripts_TS_ariosics

3.2.2. Calibration colorimétrique des orthophotos

Dans le but de corriger les variations d'intensité lumineuse et des balances colorimétriques des deux appareils photo différents, une correction colorimétrique relative a été appliquée à l'ensemble des orthophotos produites. Cette correction se décline en deux étapes, issues de la méthode "PIF-based linear normalization" (Du et al. 2002).

Premièrement, des entités pseudo-invariantes (PIFs) ont été identifiées manuellement sur chaque image. Ces PIFs correspondent à des objets fixes dans le paysage. Etant donné la présence de surfaces anthropisées dans la zone d'étude, il a été supposé que certaines de celles-ci étaient invariables sur l'espace de temps que couvre l'étude. La sélection des PIFs a été effectuée manuellement, selon des critères visuels rigoureux, afin d'assurer leur présence dans toutes les orthophotos et d'éviter les surfaces sujettes à variation (végétation, ombrages mobiles).



Figure 3 : Exemple d'objets utilisés comme entités pseudo-invariantes (QGIS 3.34.10)

Deuxièmement, les valeurs RGB des objets ont été extraites depuis les orthophotos. Elles ont ensuite été séparées selon les canaux rouge (R), vert (G) et bleu (B). La calibration colorimétrique sur base d'une droite de régression linéaire a été appliquée selon la formule suivante, pour chaque date, une à une (Canty & Nielsen, 2008):

$$C = \frac{\sigma_3}{\sigma_d} \cdot (x_d - m_d) + m_3$$

Avec :

- x_d est la valeur du pixel à corriger;
- m_d, σ_d sont la moyenne et l'écart-type de la bande sur les PIFs de l'image à corriger;
- m_3, σ_3 sont la moyenne et l'écart-type sur les mêmes PIFs dans l'orthophoto de référence (servant d'image étalon);
- C est la valeur corrigée.

Matériel et méthode

Cette méthode empirique permet d'uniformiser la dynamique radiométrique de la série temporelle, en vue de corriger la variation de conditions d'acquisition (Yuan & Elvidge, 1996).

Une vérification des hypothèses de normalité et d'homogénéité des variances a été réalisée avant l'application des tests statistiques comparatifs. Le test de normalité de Shapiro-Wilk a été appliqué sur un échantillon aléatoire de 1000 pixels maximum par groupe (c'est-à-dire par combinaison unique de date et de canal), conformément à la limite théorique du test ($3 < n < 5000$) (Royston, 1995). L'homogénéité des variances entre les dates a été testée à l'aide du test de Fligner-Killeen sur l'ensemble des données non échantillonnées. Ce test se concentre sur la dispersion des distributions et reste robuste aux écarts à la normalité, permettant ainsi de détecter des différences de variances (Conover et al., 1981).

Enfin, comme les hypothèses de l'ANOVA n'étaient pas rencontrées, un test non paramétrique de Kruskal-Wallis a été effectué pour évaluer les différences de distribution au cours du temps.

Toutes les analyses ont été réalisées indépendamment pour les trois canaux (R, G, B), et répétées à la fois sur les données brutes et sur les données calibrées.

3.3. Phase B : Labellisation du couvert foliaire par couronne

L'analyse phénologique a été conduite à partir d'un échantillonnage systématique au sein des orthophotos calibrées, permettant d'estimer la proportion de couvert foliaire pour un ensemble d'arbres géoréférencés. Un total de 502 individus, répartis sur 16 parcelles de suivi préexistantes ont été observés (Figure 4). Chaque couronne a été suivie sur 15 dates. La qualité des orthophotos variant selon les dates d'acquisition, une perte initiale de données a réduit la quantité théorique du suivi, donnant une base finale de 7 530 couronnes décrites (unité d'échantillonnage) selon 144 570 pixels observés.

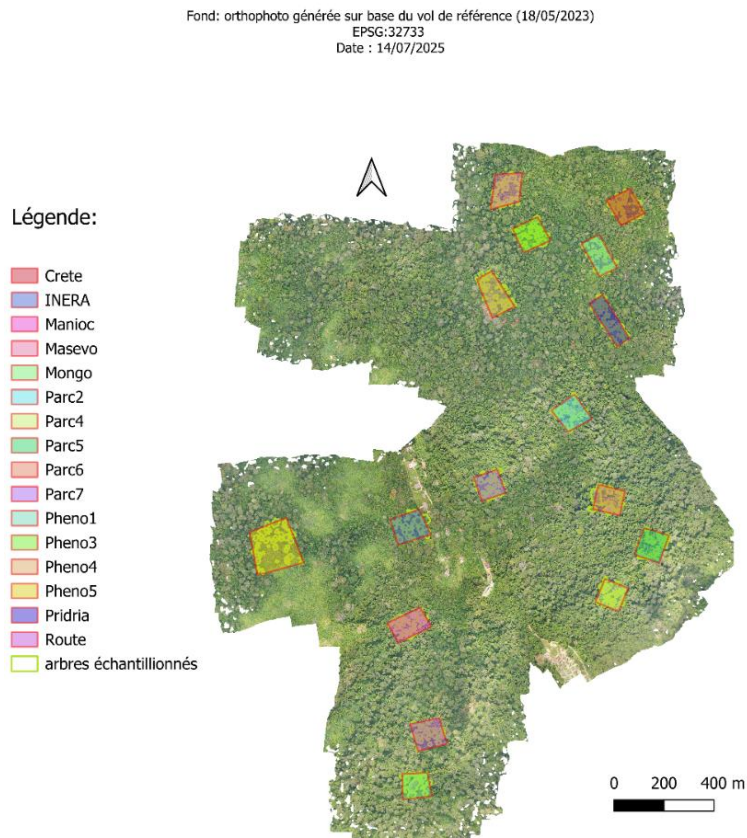


Figure 4 : Cartes des parcelles échantillonnées sur le site de Luki (République démocratique du Congo) (QGIS 3.34.10)

Deux observateurs, un de référence, échantillonnant l'ensemble des données présentes aux 15 dates disponibles, et un observateur test, échantillonnant les 5 premières dates, ont procédé à l'annotation des couronnes. Ces observations sont issues d'un échantillonnage systématique quadrillé appliqué à chaque couronne, selon une grille de points espacés de 2 mètres (Figure 5). À chaque point, un label visuel a été attribué par l'observateur sur la base de la couleur et de la texture du pixel :

- L pour "leaf" (feuillage vert fonctionnel);
- D pour "deciduous" (zone dépourvue de feuilles);
- R pour "red" (présence de feuilles aux pigments rouges);
- NA pour les zones non interprétables (ombre forte, flou, saturation).

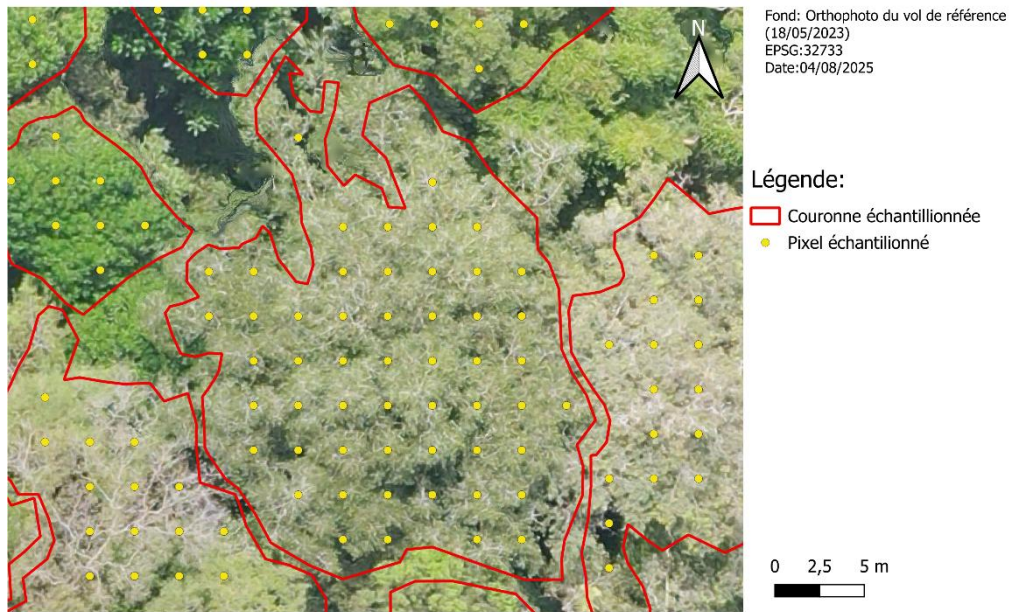


Figure 5 : Exemple de couronne échantillonnée
(QGIS 3.34.10)

Une fois la base de données générée sur base des annotations de l'observateur de référence, toutes les valeurs NA ont été retirées du jeu de données, ramenant le jeu de données à 138 685 observations (soit 5 935 observations NA) pour un total de 7 500 couronnes.

Sur cette base, un pourcentage de couvert foliaire a été calculé pour chaque couronne à chaque date :

$$\text{Couvert Foliaire (\%)} = \frac{N_L}{N_{total}} \cdot 100$$

Avec :

N_L est le nombre de points labellisés comme feuillage dans la couronne (annotation R et L);

N_{total} le nombre total de points échantillonnés dans la couronne (hors NA).

Les résultats ont ensuite été organisés dans une base de données structurée contenant, pour chaque observation, l'identifiant de la couronne, son espèce, sa parcelle, la date, le nombre de points total, et le pourcentage de couvert foliaire.

3.4. Phase C : Analyse statistique

L'objectif de cette phase est d'explorer les facteurs de variation du couvert foliaire et d'identifier les comportements phénologiques foliaires. Cette analyse repose sur une combinaison d'outils statistiques univariés et multivariés détaillés ci-dessous.

3.4.1. Détermination du seuil minimal de pixels observés par couronne

Dans le cadre de suivis de végétation à grande échelle, une corrélation d'environ 0,80 entre l'image NDVI Sentinel-2 et la surface NDVI interpolée à partir des points d'échantillonnage est atteinte avec 70 unités d'observations lorsque celles-ci sont choisies via une stratégie optimisée (INTEG-STRAT) (Lv et al., 2021). Les autres méthodes requièrent environ 130 points pour atteindre ce seuil. Transposé à notre contexte de phénologie foliaire observée au pixel près, un seuil de 100

pixels par couronne apparaît conservateur : il dépasse ce minimum tout en tenant compte des spécificités de nos données et assure une robustesse statistique à l'échelle des couronnes.

En l'absence de consensus dans la littérature quant à un nombre minimum d'observation nécessaire à l'évaluation du couvert foliaire, et dans le but de maximiser le nombre de couronnes utilisables pour les analyses phénologiques, une analyse de la robustesse de l'échantillonnage a été conduite en classant les couronnes selon le nombre de points valides disponibles: [1–4], [5–9], [10–14]...[90–94], [95–99], et [100; +∞[.

Chacune de ces classes a été soumise à un test de Kruskal-Wallis pour évaluer la variation du couvert foliaire selon le nombre de points. Ensuite, un test post-hoc a été réalisé avec une correction de Bonferroni pour tenir compte des comparaisons multiples. Cette correction, bien que conservatrice, permet de limiter le risque de détection d'un effet inexistant, ce qui est particulièrement pertinent dans un contexte écologique où les données sont souvent bruitées et les comparaisons nombreuses (Nakagawa, 2004). Elle permet ainsi de garantir la robustesse des conclusions tirées, en évitant les fausses détections qui pourraient conduire à des interprétations écologiquement erronées (Moran, 2003). Toutefois, cette rigueur statistique s'accompagne d'un risque accru d'erreur de ne pas détecter un effet réel, ce qui impose une lecture prudente des comparaisons non significatives.

Pour évaluer la sensibilité de l'estimation du couvert foliaire à la taille de l'échantillon, une analyse de type bootstrap a été réalisée (Efron & Tibshirani, 1994). Sur les couronnes contenant au moins 100 points valides, des sous-échantillons aléatoires de tailles croissantes (de 5 à 100 points, par pas de 5) ont été tirés 100 fois chacun. Le pourcentage de couvert a été recalculé à chaque itération, permettant d'estimer la dispersion des valeurs (écart-type, IQR) en fonction du nombre de points échantillonnés.

Un seuil de 20 points est ici adopté sur base empirique afin de maximiser le nombre de couronnes exploitables sans compromettre la fiabilité des estimations de couvert, ramenant le jeu de données à 2193 couronnes observées, toujours réparties sur les 16 parcelles, 15 dates, mais ne comptant 152 individus groupés en 41 espèces identifiées et dont 7 individus n'étaient pas identifiés (Voir Annexes : Tableau 6). Ceci suggère aussi que chacune des couronnes observées s'étend sur une surface de minimum 80 m².

3.4.2. Biais lié à l'observateur

Les annotations des deux observateurs sur les 5 premières dates du jeu de données ont permis la constitution d'un sous-échantillon de 691 couronnes annotées en commun. Trois approches méthodologiques complémentaires ont été mobilisées pour évaluer la concordance entre observateurs.

Dans un premier temps, les pourcentages de couvert foliaire ont été comparés à l'aide d'indicateurs statistiques classiques : la différence moyenne, l'écart-type des différences et l'écart absolu moyen. Ce type d'analyse permet de quantifier la dispersion entre observateurs ainsi que la présence d'un éventuel biais systématique. Ces indicateurs sont couramment utilisés dans les analyses de reproductibilité, en particulier dans les études comparant deux opérateurs (Martin Bland & Altman, 1986).

Dans un second temps, un diagramme de Bland–Altman a été utilisé pour visualiser graphiquement, pour chaque observation des deux opérateurs, la distribution des écarts en fonction de la moyenne. Cette méthode permet de mettre en évidence les différences d'interprétation ainsi que les valeurs extrêmes (Giavarina, 2015).

Enfin, les pourcentages de couvert foliaire ont été discrétisés en quatre classes ordinales (0–25%, 25–50%, 50–75%, 75–100%), afin d'évaluer la cohérence entre observateurs de manière catégorielle. Cette transformation permet l'application du coefficient kappa de Cohen, qui mesure l'accord entre deux évaluateurs au-delà de ce qui serait attendu par le hasard (Cohen, 1960).

3.4.3. Tests d'effets de groupes

Dans un premier temps, la distribution du pourcentage de couvert foliaire a été représentée graphiquement par des *boxplots* selon chaque facteur. Cette visualisation a permis de détecter des variations notables entre espèces, entre dates et entre parcelles.

Sur cette base, des tests de Kruskal-Wallis ont été conduits indépendamment pour chacun des facteurs, en raison du non-respect des hypothèses de normalité et d'homogénéité des variances (Royston, 1995 ; Conover et al., 1981).

3.4.4. Analyse en composantes principales (ACP)

Pour explorer la structure multi-temporelle du jeu de données phénologiques, une Analyse en Composantes Principales (ACP) a été réalisée sur la matrice des couronnes (individus) décrites par leurs séries temporelles de pourcentage de couvert foliaire.

L'ACP a donc été appliquée à la matrice individus × dates, après centrage et réduction des variables, afin de neutraliser les effets d'échelle entre les dates (Jolliffe, 2002). Cette méthode permet de résumer la variance totale par un nombre réduit d'axes factoriels, facilitant ainsi l'interprétation des patrons temporels (Abdi & Williams, 2010). Toutes les combinaisons possédant au moins un individu ont été conservées, sans exclusion de modalité à faible fréquence ni pondération.

Les projections ont ensuite été colorées par espèce dominante et parcelle pour détecter d'éventuelles structures de groupe. Pour tester formellement l'effet de ces groupes dans l'espace factoriel, un test PERMANOVA a été réalisé (Anderson, 2006). Ce test, basé sur les distances euclidiennes entre observations et utilisant une procédure de permutations ($n = 999$), permet d'évaluer si les groupes présentent une variance intergroupe significativement plus élevée que celle attendue par hasard.

3.4.5. Analyse de correspondance (AC)

Une analyse des correspondances (CA) a été réalisée afin d'explorer la co-structure entre les espèces dominantes des individus observés et leur parcelle d'origine. La CA permet de réduire une matrice de contingence à faible effectif en un espace multidimensionnel où la proximité entre modalités reflète la similarité de leurs profils (Greenacre, 2017; Legendre & Legendre, 2012).

L'analyse a été effectuée sur une table croisant les 41 espèces identifiées (Voir Annexes : Tableau 6) et les 16 parcelles d'échantillonnage.

La qualité de représentation a été évaluée par le \cos^2 , indiquant le degré de fidélité des modalités dans l'espace factoriel. Les modalités affichées dans le biplot final sont celles ayant un $\cos^2 > 0,3$ sur au moins un des deux axes, ce qui permet de retenir les structures les plus stables sans exclure arbitrairement les modalités périphériques.

Enfin, un test du χ^2 d'indépendance a été appliqué à la table Espèces × Parcelles pour vérifier la significativité de la structuration observée (Greenacre, 2017).

3.4.6. Analyse de Co-inertie

Pour analyser la relation entre la dynamique temporelle du couvert foliaire (ACP) et la structure floristique (CA), une analyse de co-inertie a été conduite (Dolédéc & Chessel, 1994). Cette approche multivariée vise à maximiser la covariance entre les deux jeux de données liés par un même ensemble d'individus, ici les couronnes identifiées (Dray et al, 2003).

L'analyse a été réalisée avec une évaluation de la significativité de l'association structurale via un test de permutation ($n = 999$), basé sur le coefficient RV (Robert & Escoufier, 1976).

3.5. Phase D : Modélisation du couvert foliaire et application à l'échelle du paysage

Afin de prédire automatiquement le pourcentage de couvert foliaire à partir de données spectrales issues d'imagerie drone RGB, une approche de modélisation par forêts aléatoires (Random Forest) a été mise en œuvre. Ce type d'algorithme d'apprentissage supervisé est particulièrement adapté aux jeux de données écologiques comportant de nombreuses variables corrélées, une distribution non gaussienne des prédictors et des relations non linéaires (Breiman, 2001; Dormann et al., 2013).

Des descripteurs spectraux ont été choisis pour leur capacité à capturer les dynamiques de feuillaison et de sénescence végétale dans des environnements tropicaux à canopée dense, et permettant aussi de standardiser les observations, tel que le Green Chromatic Coordinate (GCC) et le Red Chromatic Coordinate (RCC) ainsi que la distance de Hellinger (dH) entre les canaux Rouge (R) et vert (G) (Sonnentag et al., 2012; Kailath, 1967; Richardson, 2019).

$$GCC = \frac{G}{G + R + B}$$

$$RCC = \frac{R}{G + R + B}$$

$$dH = \frac{1}{\sqrt{2}} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\sqrt{p_i} - \sqrt{q_i})^2}$$

Avec :

- G, la valeur du canal vert du pixel
- R, la valeur du canal rouge du pixel
- B, la valeur du canal bleu du pixel
- $p_i = \frac{\text{le nombre de pixels avec intensité R dans le bin } i}{\text{total de pixels de la couronne}}$
- $q_i = \frac{\text{le nombre de pixels avec intensité G dans le bin } i}{\text{total de pixels de la couronne}}$

Sur la base de ces indices, les variables explicatives, calculées pour chacune des couronnes de plus de 80m² détectées par l'algorithme Detectree2SAM, comprennent les percentiles de 05 à 95 par pas de 5 du GCC et du RCC, la moyenne, médiane et écart-type de ces indices, ainsi que la distance moyenne d'Hellinger entre les canaux rouge et vert sur la période observée (voir

Annexes : Tableau 7). Cette approche non continue a été sélectionnée en vue de réduire le travail computationnel et optimiser le temps de calcul dédié à ces traitements lourds au vu de l'échelle de l'étude, ceci afin d'identifier les variables les plus pertinentes dans le contexte d'acquisition des images à Luki.

Un modèle de régression a été entraîné avec les couronnes labellisées via une validation croisée à 5 plis permettant d'optimiser le paramètre *mtry* (nombre de variables testées à chaque nœud). Le nombre d'arbres a été fixé à 500 pour garantir la stabilité des résultats (Probst et Boulesteix, 2018) et limiter le sur-apprentissage du modèle (Hastie et al., 2009).

Le meilleur modèle de régression a été retenu selon le critère du Root Mean Squared Error (RMSE) le plus faible. Un second modèle, de classification par tranches de 25%, a aussi été généré afin de faciliter l'interprétation catégorielle du couvert foliaire à l'échelle du paysage et de se rapprocher des données terrain notamment du réseau PhenoCam (O'Connell & Alber, 2016).

Le modèle de régression et celui de classification ont ensuite été appliqués à l'ensemble des couronnes de plus de 80 m² du site de Luki, pour les 15 dates d'observation. Deux représentations par modèle ont été générées à l'échelle du paysage :

- une carte de l'amplitude temporelle du couvert foliaire, calculée comme la différence entre les valeurs minimale et maximale prédites pour chaque couronne;
- une carte de la variabilité temporelle, basée sur l'écart-type du couvert foliaire au cours des 15 dates.

Ces deux approches permettent une interprétation nuancée pour comparer les prédictions des deux modèles.

4. Résultats

4.1. Calibration colorimétrique

L'analyse des données RGB brutes des différentes orthophotos a d'abord mis en évidence une absence généralisée de normalité dans la distribution des valeurs des canaux RGB par date, à l'exception de rares cas isolés (ex. : canal B – 16 juin 2023), selon le test de Shapiro-Wilk ($p < 0,05$ pour la majorité des groupes). Après calibration, les distributions restaient majoritairement non normales, suggérant une forte hétérogénéité des conditions d'éclairage ou des réponses spectrales malgré la correction appliquée.

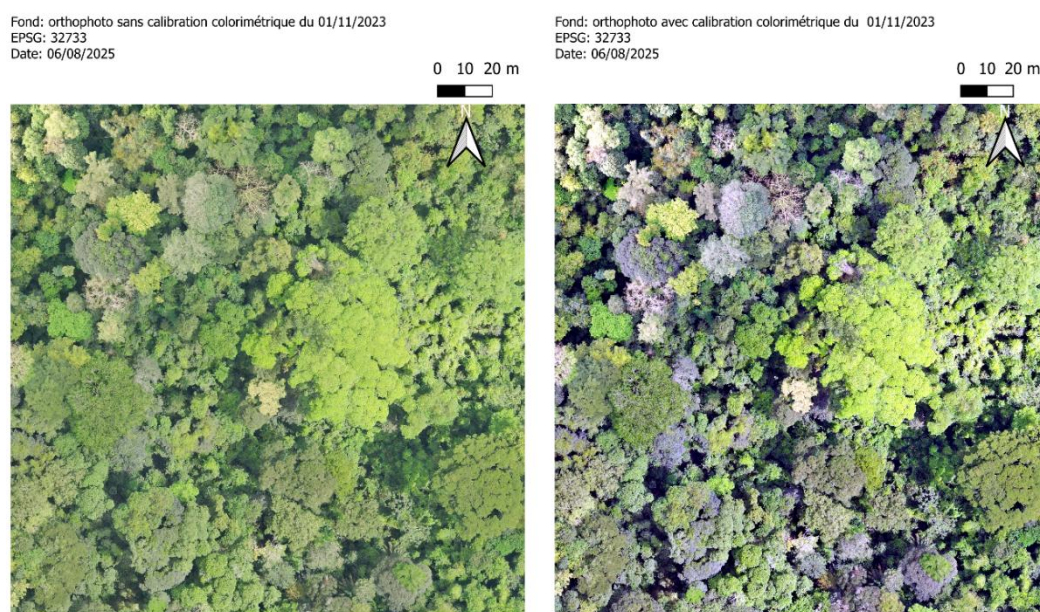


Figure 6 : Exemple de comparaison entre une orthophoto non traitée (à gauche) et traitée (à droite) par calibration colorimétrique (QGIS 3.34.10)

Les tests de Fligner-Killeen, menés canal par canal, ont révélé une hétérogénéité significative des variances entre les dates, tant avant qu'après calibration ($p \approx 0$). Ces résultats indiquent que la variance intra-canal varie fortement au fil du temps, indépendamment de l'ajustement effectué sur les séries RGB.

Le test non paramétrique Kruskal-Wallis sur les données brutes, a révélé des différences significatives entre les dates pour les trois canaux ($p < 0,001$). Après calibration, les résultats divergeaient : le canal B ne présentait plus de différences significatives entre les dates ($p = 0,242$), alors que les canaux G et R montraient encore des variations notables ($p = 0,026$ et $p = 0,0022$ respectivement) (Voir Annexes : Tableau 8)

Ces résultats suggèrent que la calibration réduit partiellement la variabilité temporelle, notamment pour le canal bleu, mais n'homogénéise pas complètement les distributions dans l'ensemble du spectre (Figure 7). Ceci s'explique notamment par la variance du couvert foliaire sur les canaux rouge et vert, directement lié à l'étude présentée ensuite.

Résultats

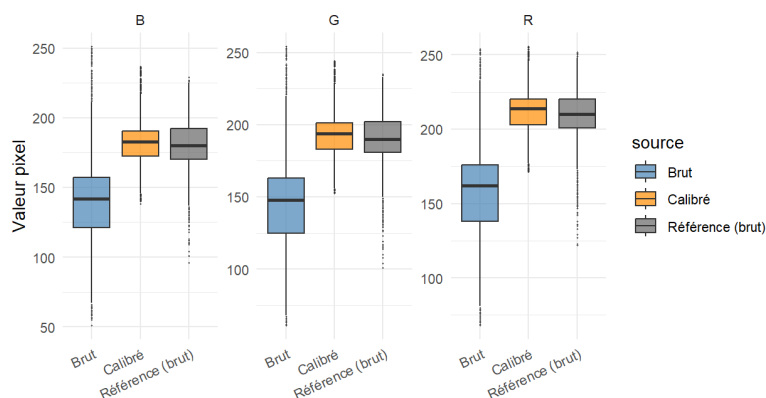


Figure 7 : Boxplot de la distribution des pixels des PIFs pour la date du 01/11/2023, brute et calibrée, par rapport aux distributions de la date de référence (18/05/2023) par canal

Concernant la calibration colorimétrique des orthophotos, les paramètres nécessaires au calcul par date sont disponibles en Annexes : Tableau 9.

4.2. Hypothèse méthodologique A

« Il existe un seuil minimum de pixels échantillonnés au sein d'une couronne, permettant de maximiser le nombre d'unités d'échantillonnage et la précision de l'estimation du couvert foliaire.»

L'ensemble des données obtenues une fois les observations NA retirées pour toutes les couronnes sur chacune des dates permet d'obtenir le profil du pourcentage de couvert foliaire illustré ci-dessous (Figure 8). Cette courbe permet d'identifier une tendance générale de l'ensemble des arbres observés pour un couvert dense (>75%), et permet de traduire le comportement semi-décidu d'une partie des individus observés.

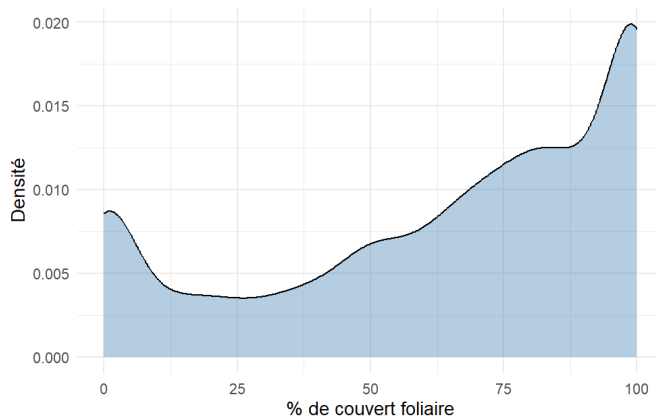


Figure 8 : Courbe de la densité globale du couvert foliaire (%)

Pour déterminer le seuil minimal de pixels observés par couronnes, une analyse de la distribution du pourcentage de couvert foliaire selon la classe de point d'échantillonnage a été effectuée. Le boxplot suivant permet d'observer ces distributions (Figure 9).

Résultats

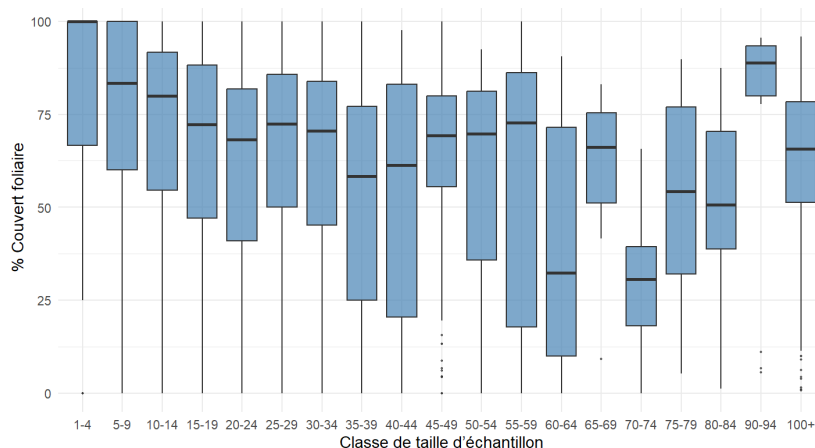


Figure 9 : Boxplot de la distribution du couvert foliaire (%) selon la classe de point d'échantillonnage

Le test non-paramétrique de Kruskal-Wallis a été effectué ($p < 2,2 \times 10^{-16}$), permettant de conclure avec certitude qu'il existe une variation de l'évaluation du couvert foliaire selon le nombre de pixels échantillonnés dans les couronnes observées.

Les comparaisons post-hoc montrent que les plus petites classes (< 15 pixels observés) diffèrent significativement de la majorité des autres classes, en particulier de la classe de référence de 100 pixels et plus. En revanche, les différences deviennent non significatives à partir de 15 points par couronne (Voir Annexes : Tableau 10). Ceci suggère une stabilisation de l'estimation du couvert foliaire au-delà de ce seuil.

Concernant la précision des estimations, l'analyse de sensibilité par bootstrap révèle une stabilisation progressive de l'intervalle interquartile (IQR) à partir de 15 pixels observés par couronne (Voir Annexes : Tableau 11). Afin de concilier précision statistique et représentativité de l'échantillon, un seuil minimal de 20 pixels par couronne a été retenu pour la suite de l'analyse. Ce choix partiellement subjectif permet de garantir une précision minimale des estimations de couvert foliaire, tout en assurant un nombre suffisant de couronnes exploitables. Bien que la classe des 15 pixels puisse apparaître comme un seuil acceptable, le passage à 20 pixels renforce la robustesse des données en vue de leur intégration ultérieure dans un modèle prédictif plus exigeant (voir Hypothèse principale 3).

Une fois ce seuil sélectionné, le profil du pourcentage de couvert foliaire pour l'ensemble des dates et couronnes devient celui illustré ci-dessous (Figure 10).

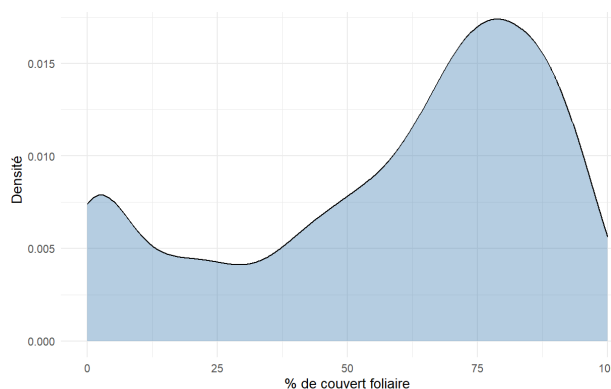


Figure 10 : Courbe de la densité globale du couvert foliaire (%) des couronnes observées avec plus de 20 pixels échantillonnés

4.3. Hypothèse méthodologique B

« La labellisation par plusieurs observateurs induit une variation quantifiable de l'estimation du couvert foliaire. »

Le boxplot ci-dessous illustre les distributions du couvert foliaire pour l'observateur de référence (en rouge) et l'observateur test (en bleu) trié selon les 5 dates sélectionnées (Figure 11). Le tableau suivant présente les différences générales entre les deux observations des deux observateurs.

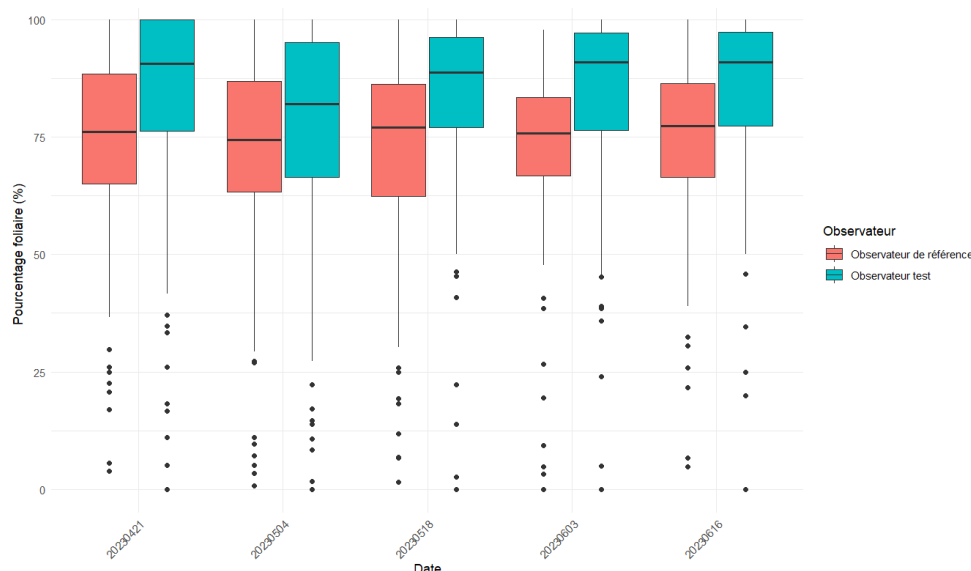


Figure 11 : Boxplot de l'estimation du couvert foliaire (%) selon l'observateur de référence (en rouge) et de l'observateur test (en bleu)

Nombre de couronnes comparées	Différence moyenne (%)	Ecart-type des différences (%)	Moyenne des différences absolues (%)
691	-7,67	15,24	13,02

Tableau 1 : Tableau des différences générales entre les pourcentages foliaires évalués entre l'observateur de référence et l'observateur test

Le tableau 1 permet d'identifier que l'observateur de référence estime en moyenne la densité foliaire de 7,67% de moins que l'observateur test. Ensuite, l'écart-type entre les estimations est de 15,24%, ce qui induit une forte variabilité dans l'interprétation des pixels échantillonnés au sein des couronnes. Enfin, l'écart absolu moyen est de 13,02%, indiquant que pour des mesures censées être concordantes, l'impact de l'observateur est important. Ces différences sont observables sur le graphique de Bland-Altman (Figure 12), permettant d'illustrer les écarts entre les observateurs.

Résultats

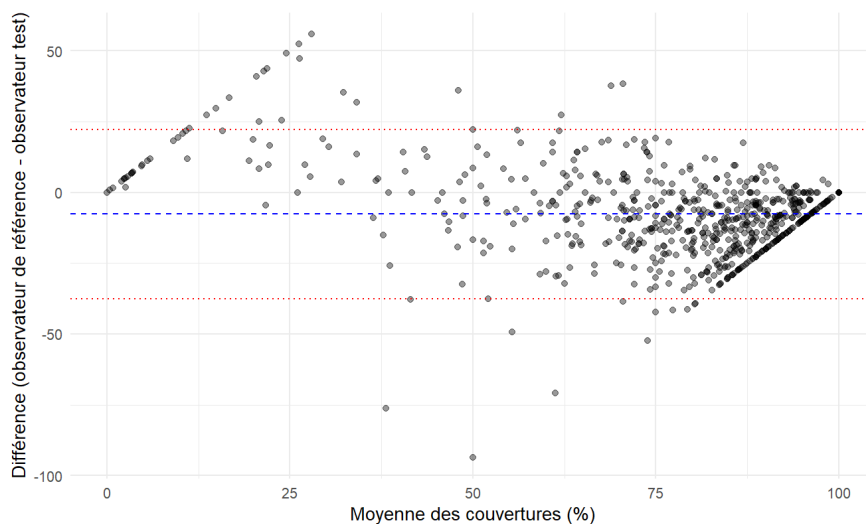


Figure 12 : Diagramme de Bland–Altman entre l'observateur de référence et l'observateur test

Les lignes de points en haut à gauche et en bas à droite du graphique attestent que l'utilisateur de référence possède une approche plus nuancée, alors que l'utilisateur test possède une approche plus polarisée.

Enfin, les résultats de l'étude selon le Kappa de Cohen montre l'accord entre les deux utilisateurs une fois les classes de couvert foliaire créées (Voir Tableau 2).

Nombre de couronnes comparées	kappa	valeur z	p-valeur
691	0,378	15,3	<0,001 (***)

Tableau 2 : Résultat du test du coefficient kappa de Cohen pour les pourcentages foliaires évalués par l'observateur de référence et l'observateur test

Le kappa de 0,378 permet de conclure que l'accord entre les deux utilisateurs est faible à modéré. Le test de $z = 15,3$ et $p < 0,001$ confirme que l'accord entre les prédictions est significativement supérieur à l'effet du hasard.

4.4. Hypothèse principale 1

« Il existe une variabilité temporelle intra- et interspécifique du couvert foliaire induite par des stratégies fonctionnelles différenciées sur base d'imagerie drone. »

Parmi les 41 espèces étudiées, les 10 espèces les plus représentées sont illustrées dans l'histogramme ci-dessous (Figure 13).

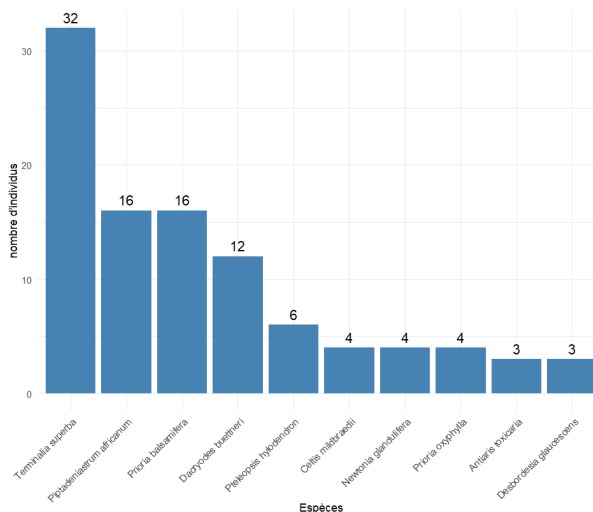


Figure 13 : Histogramme des 10 espèces d'individus les plus représentées sur l'ensemble de la série temporelle échantillonnée

Dès lors, 32 individus appartiennent à l'espèce Terminalia Superba, suivie de deux espèces, Piptadeniastrum africanum et Pteria balsamifera, avec 16 individus. Une autre espèce majoritairement présente est Dacryodes buettneri avec 12 individus. Ensuite, le reste du pool d'espèces est peu représenté, comptant 6 à 1 individus présents par espèce, ainsi que 7 individus non identifiés.

Différents boxplots étudiant la répartition du couvert foliaire par espèce (Figure 14), date (Voir Annexes : Figure 26) et parcelle (Voir Annexes : Figure 27) illustrent les distributions selon les différents facteurs.

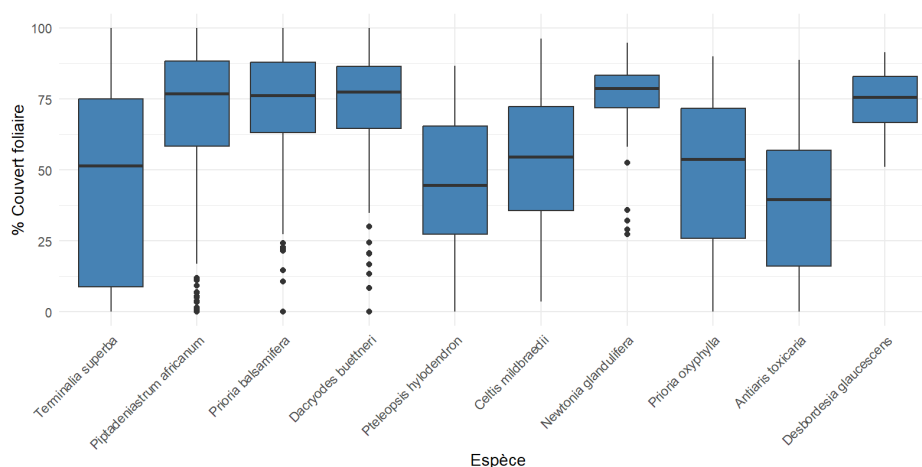


Figure 14 : Boxplot du couvert foliaire (%) selon les 10 espèces d'individus les plus représentées sur l'ensemble de la série temporelle échantillonnée

Résultats

Le pourcentage de couvert foliaire varie significativement entre les différentes espèces identifiées (Kruskal-Wallis, $p < 2,2 \times 10^{-16}$), dates étudiées (Kruskal-Wallis, $p < 2,2 \times 10^{-16}$), ainsi qu'entre les parcelles (Kruskal-Wallis, $p < 2,2 \times 10^{-16}$). Les comparaisons post-hoc de Dunn (méthode de correction de Bonferroni) confirment que certaines espèces, comme *Terminalia superba*, présentent des valeurs de couvert foliaire significativement distinctes par rapport à d'autres espèces plus communes ou aux groupes à faible effectif. Plusieurs paires de parcelles et d'espèces diffèrent significativement en termes de pourcentage de couvert ($p_{adj} < 0,05$).

L'ACP suivante permet de mettre en relation le couvert foliaire selon le facteur numérique date (Figure 15). Celle-ci nécessitant au moins 5 individus pour établir une ellipse, seul les 5 espèces les plus présentes sont représentées, les autres étant regroupées dans la catégorie « Autre ».

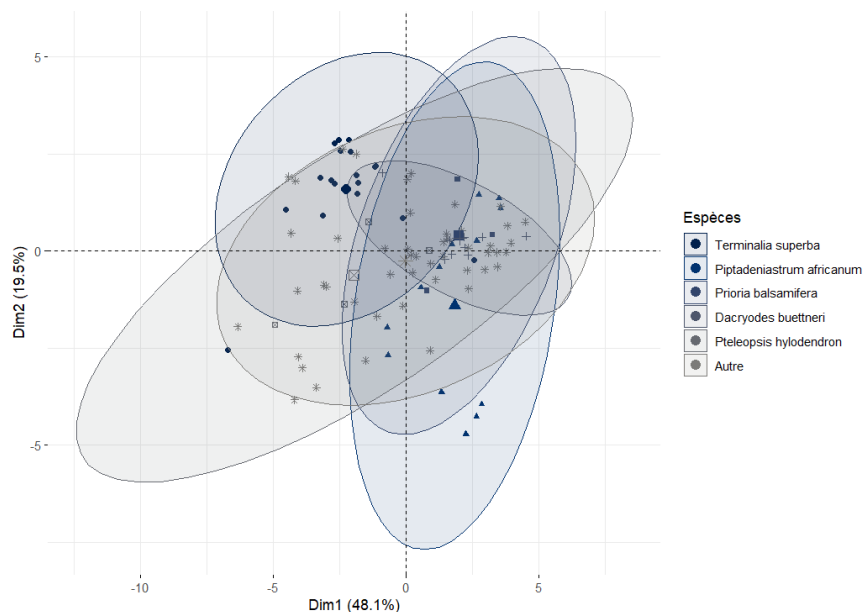


Figure 15 : Projection des individus étudiés dans les deux premières dimensions de l'ACP (groupement par espèce)

Etant donné que cette ACP se base exclusivement sur le facteur date pour grouper le couvert foliaire, la première dimension de 48,1% et la seconde de 19,5% indiquent une forte dépendance du jeu de données à la temporalité (Voir Annexes : Figures 28 et 29). Ces contributions permettent aussi d'identifier les dates clés dans les stratégies foliaires des différentes espèces.

Le test permanova révèle un effet significatif du facteur « espèce » ($R^2 = 0,241$; $p < 0,001$), expliquant ainsi 24,02% de la variance observée dans l'espace multivarié. Ce résultat indique que les trajectoires temporelles de phénologie foliaire sont significativement influencées par l'identité taxonomique des individus considérés.

4.5. Hypothèse principale 2

« Il existe une variabilité spatiale intraspécifique du couvert foliaire dépendante des conditions locales des parcelles sur base d'imagerie RGB drone. »

L'absence de variabilité significative du couvert foliaire entre parcelles pour certaines espèces dominantes, comme *Terminalia superba* (Kruskal-Wallis, $p = 0,062$), montre les limites d'une approche univariée. Toutefois, d'autres espèces telles que *Piptadeniastrum africanum* (Kruskal-

Résultats

Wallis, $p < 0,001$) ou *Prioria balsamifera* (Kruskal-Wallis, $p = 0,003$) présentent une variabilité significative entre parcelles au sein d'une même espèce, illustrée aux Figures 16 et 17.

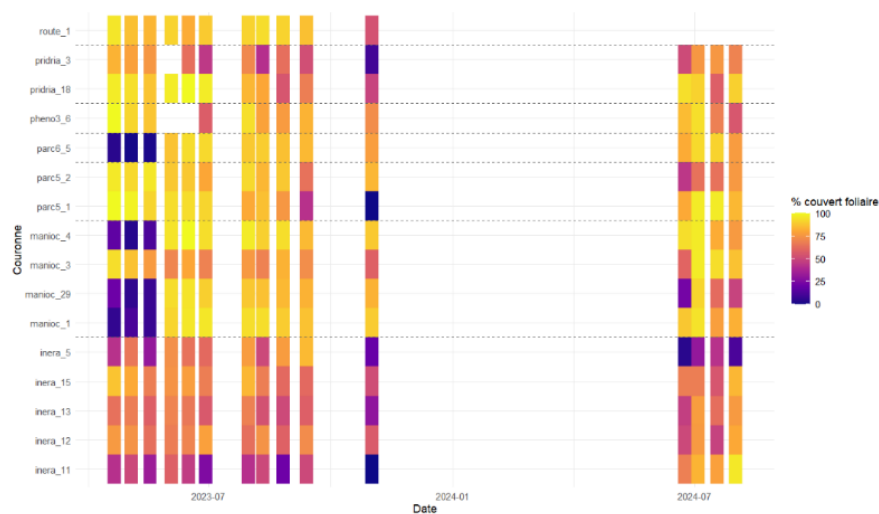


Figure 16 : Heatmap de l'évolution du couvert foliaire pour l'espèce *Piptadeniastrum africanum*, classé par parcelle

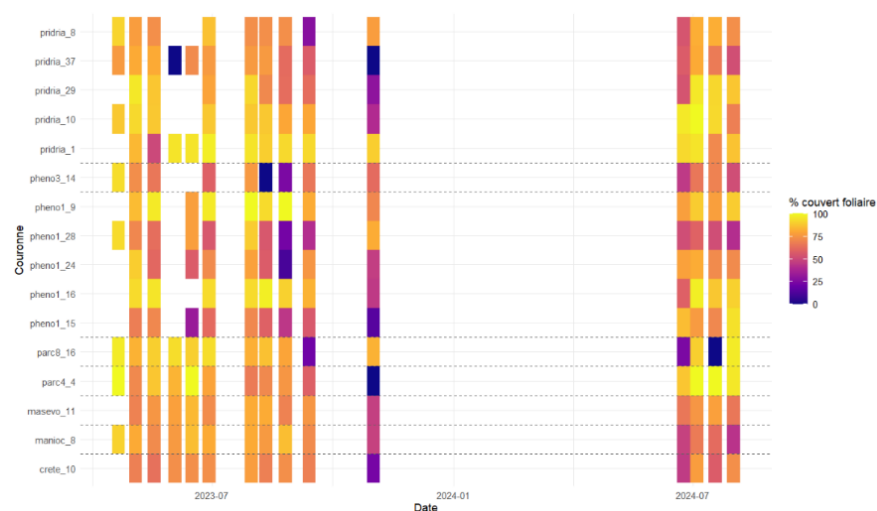


Figure 17 : Heatmap de l'évolution du couvert foliaire pour l'espèce *Prioria balsamifera*, classé par parcelle

L'ACP établie précédemment et le test permanova par parcelle montrent une structuration significative selon les parcelles ($R^2 = 0,30$, $F = 3,31$, $p < 0,001$), suggérant une influence spatiale marquée dans la dynamique phénologique observée (Figure 18).

Résultats

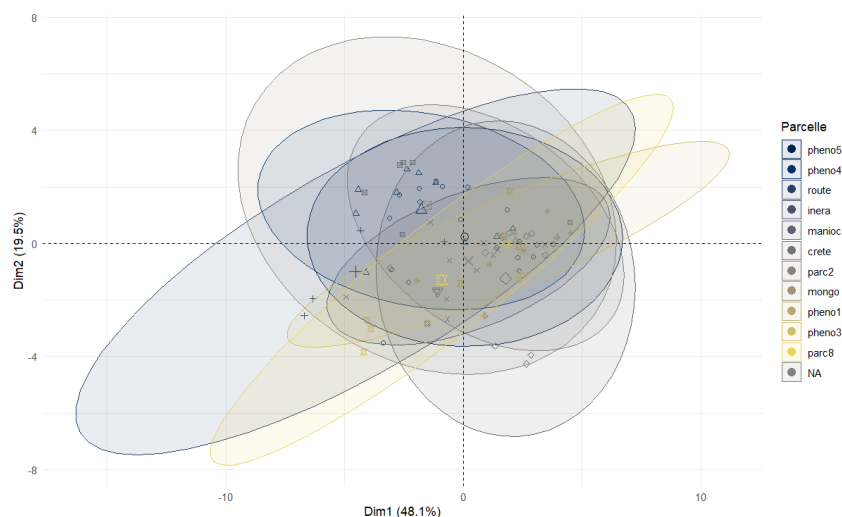


Figure 18 : Projection des individus étudiés dans les deux premières dimensions de l'ACP (groupement par parcelle)

Pour identifier les effets de parcelles et d'espèces entre eux ainsi que leur interaction, l'analyse de correspondance nous montre une structuration liée entre certaines espèces et certaines parcelles (Figure 19) (Voir Annexes : Figures 30 et 31).

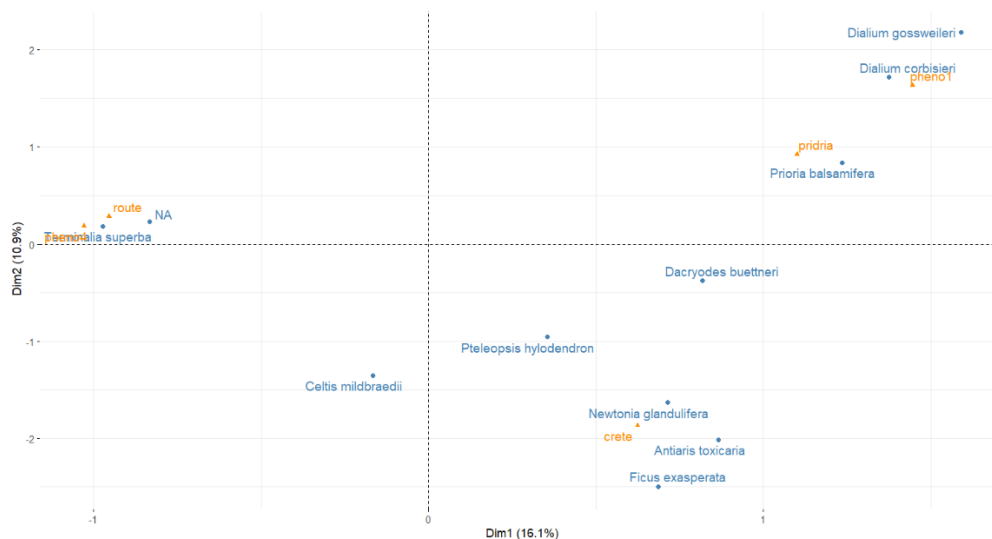


Figure 19 : Biplot de l'analyse de correspondance des deux facteurs : Espèce(bleu) et Parcelle(orange) avec un $\cos^2 > 0,3$

Dès lors, certaines espèces comme *Terminalia superba* sont liées à des parcelles spécifiques telles que la parcelle « phéno4 » et « route », alors que l'espèce *Prioria balsamifera* est quant à elle distinctement répartie dans d'autres parcelles, en l'occurrence, « pridria » et « pheno1 ».

La pertinence de l'analyse des correspondances est confirmée par un test du χ^2 appliqué à la table Espèces × Parcelle, indiquant une dépendance significative entre les deux dimensions ($\chi^2 = 779.9$, ddl = 600, $p < 0,001$). La faible fréquence de certaines combinaisons Espèce × Parcelle génère des cellules peu peuplées dans la table de contingence, ce qui pourrait affecter légèrement la fiabilité du test χ^2 . Néanmoins, l'interprétation des modalités les mieux représentées demeure valide.

L'axe 1 est principalement structuré par les espèces *Terminalia superba* (24.1%) et *Prioria balsamifera* (19.4%), tandis que l'axe 2 est fortement influencé par les parcelles « crete » (36.8%) et « pheno1 » (25.1%). Ces modalités présentent des contributions supérieures aux valeurs attendues sous hypothèse d'un nuage uniforme, indiquant leur rôle structurant dans les gradients floristiques.

Les résultats de l'analyse de co-inertie entre l'ACP et la CA révèlent une covariation significative entre ces deux structures ($RV = 0,173, p < 0,001$), avec un axe principal expliquant à lui seul 73,7% de cette co-variation. Ce premier axe met en évidence un couplage marqué entre certaines espèces dominantes et les dynamiques de couvert foliaire propres aux parcelles où elles sont présentes.

Ce signal indique que la structure floristique et la dynamique foliaire s'organisent selon des gradients communs, reflétant des influences écologiques conjointes ou des facteurs environnementaux partagés. Ces résultats ne permettent pas d'établir une relation causale unidirectionnelle, mais ils confirment l'existence d'un lien structuré entre ces deux dimensions, en accord avec l'hypothèse d'une variabilité spatiale intra-spécifique du couvert foliaire associée à l'environnement local.

4.6. Hypothèse principale 3

« La base de données du couvert foliaire obtenue permet la création d'un outil adapté à l'évaluation du couvert foliaire à l'échelle du paysage sur base d'indices de télédétection RGB appliqués aux images de drone. »

Le modèle Random Forest sur base des indicateurs RGB sélectionnés explique 53,8% de la variance de la couverture foliaire ($R^2 = 0,538$), avec une erreur absolue moyenne de 15,4% et une RMSE de 20,3%. Ces résultats témoignent d'une capacité modérée à restituer les dynamiques de couverture à l'échelle individuelle (Figure 20).

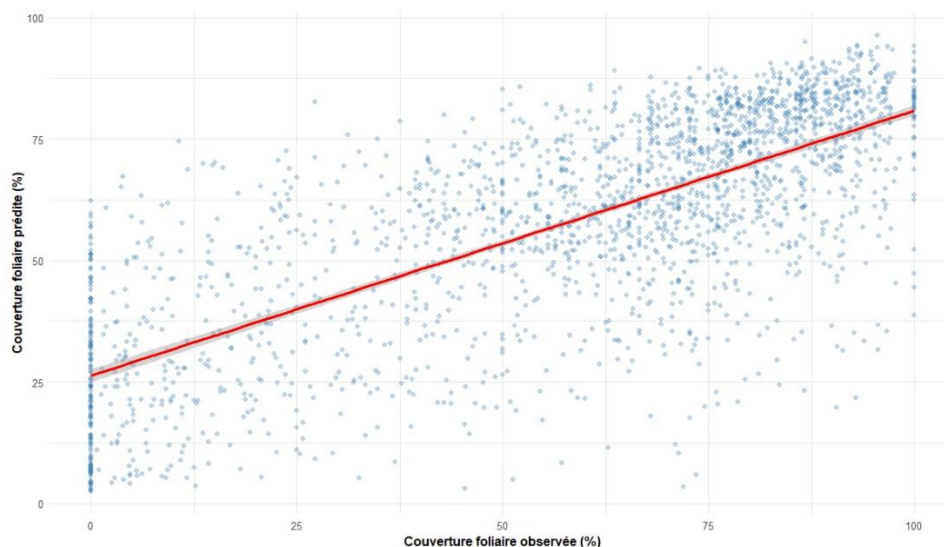


Figure 20 : Relation entre la couverture foliaire observée et prédite par le modèle de régression Random Forest ($n = 2193$). La droite rouge correspond à la régression linéaire entre les deux variables ($R^2 = 0,538$)

La figure ci-dessus illustre la relation entre les prédictions du modèle et les observations issues de la photo-interprétation. Les points se répartissent globalement autour de la diagonale, indiquant une bonne cohérence entre les valeurs prédites et observées, bien que le nuage tende

Résultats

à s'élargir pour les valeurs extrêmes. Ce graphique indique aussi que le modèle créé manque de précision mais représente une base concrète vers l'upscaling de la détection phénologique.

L'analyse de l'impureté selon l'indice de Gini des variables révèle l'importance des percentiles intermédiaires inférieurs à 30 de l'indice GCC et des percentiles 35, 95, 40, 05, et de l'écart-type ainsi que l'écart interquartile du RCC. On y observe aussi que la moyenne de la distance de Hellinger (dH), compte parmi ces prédicteurs les plus influents du modèle (Figure 21). Cela souligne l'intérêt d'intégrer des statistiques fines sur la distribution intra-couronne des indices spectraux. Ces résultats prouvent l'intérêt des variables sélectionnées dans la détection du couvert foliaire.

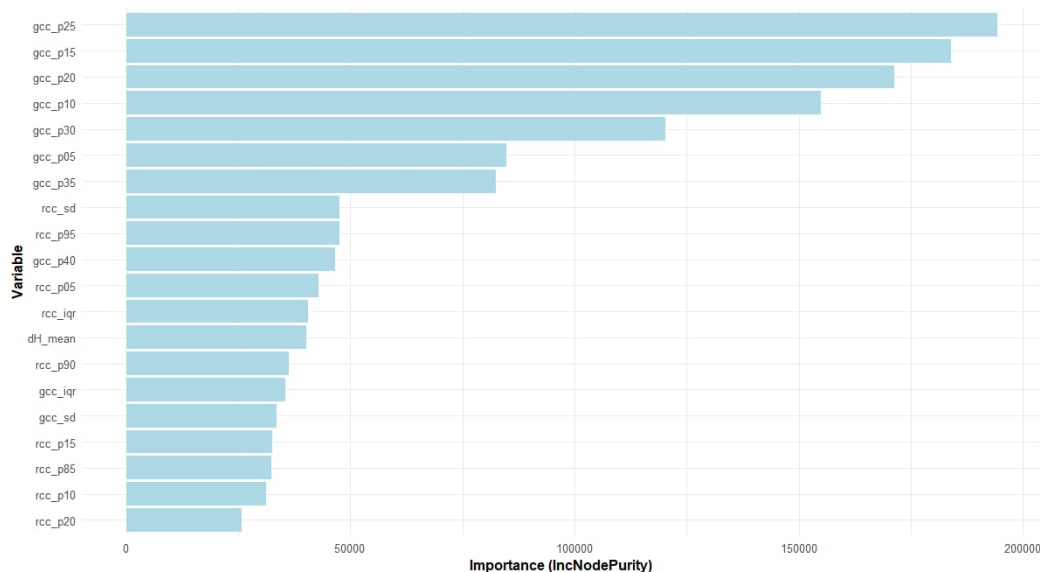


Figure 21 : Importance des variables dans le modèle de régression Random Forest, selon la mesure de diminution moyenne de l'impureté (Mean Decrease in Gini)

La matrice de confusion pour le modèle de classification a été générée pour évaluer les performances du modèle à classifier correctement les observations dans les 4 catégories sélectionnées (Figure 22).

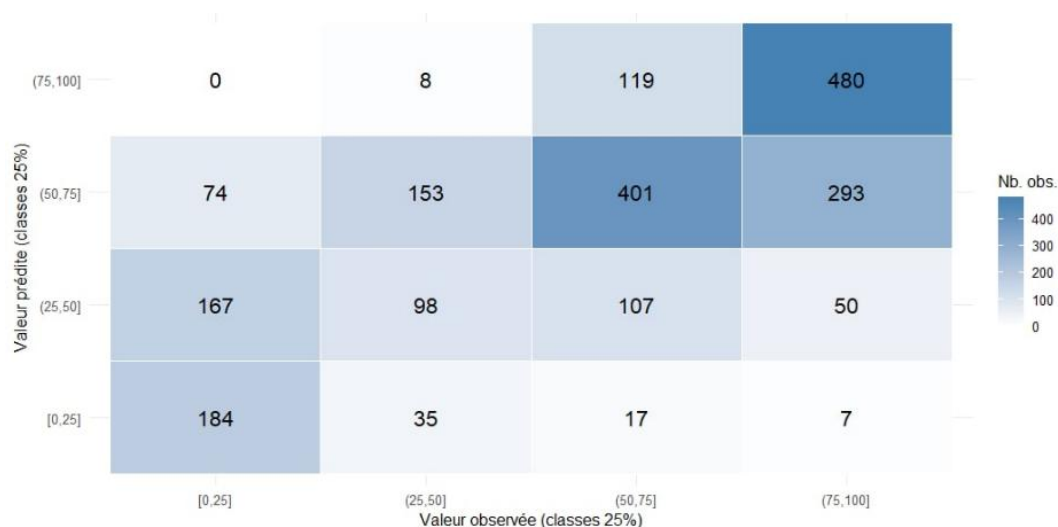


Figure 22 : Matrice de confusion des prédictions du modèle de classification Random Forest par quartile

Résultats

Le taux de classification global atteint 53%, soit une précision supérieure au taux de prédiction naïf (No Information Rate : 37,85%). Le Kappa de Cohen, indicateur de l'accord au-delà du hasard, est de 0,35, indiquant une qualité de classification modérée.

	[0;25[[25;50[[50;75[[75;100]	Global
Sensitivity	43,29%	33,33%	62,27%	57,83%	49,00%
Specificity	96,66%	82,94%	66,43%	90,68%	84,00%
PPV	75,72%	23,22%	43,54%	79,08%	
NPV	87,64%	88,93%	80,90%	77,93%	
Accuracy					53,03%

Tableau 3 : Statistiques associées à la matrice de confusion du modèle de classification Random Forest

L'analyse par classe (Tableau 3) montre que la classe 75-100%, correspondant aux fortes couvertures foliaires, est la mieux prédite avec une sensibilité de 57,83% et une valeur prédictive positive (PPV) de 79,1%. La classe 50-75% présente également une performance correcte (sensibilité : 62,3%), bien que moins précise (PPV : 43,5%). Enfin, les classes inférieures sont plus difficiles à discriminer : la sensibilité chute à 43,3% pour la classe 0-25% et à 33,3% pour la classe 25-50% avec des valeurs prédictives faibles, témoignant d'une certaine confusion entre les classes basses.

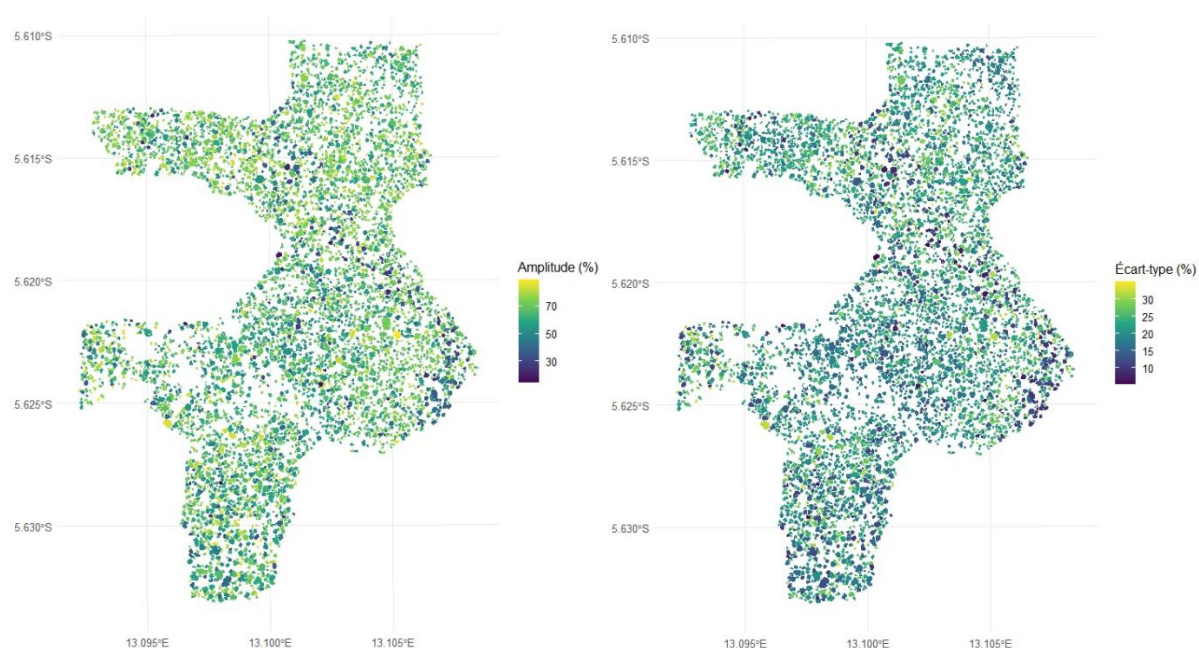


Figure 23 : Cartes de l'amplitude temporelle du couvert foliaire (à gauche) et de la variabilité temporelle (à droite) du couvert foliaire (%) issus du modèle de régression

Les deux cartes ci-dessus (Figure 23) nous permettent notamment d'observer les différents comportements des couronnes de la zone d'étude avec une précision au pourcent près pour le modèle régressif. On observe que certains individus, sur l'ensemble de la période couvertes par les vols drones, peuvent posséder des amplitudes de couvert foliaire de plus de 70%, alors que d'autres possèdent un couvert plus stable, avec une amplitude inférieure à 30% de leur couvert foliaire. La variabilité temporelle nous amène une information supplémentaire sur base de l'écart-

Résultats

type entre le couvert foliaire pour les 15 dates étudiées, montrant, pour les valeurs plus basses, une stabilité du couvert foliaire traduisant une stratégies conservatrice. Les couronnes aux valeurs d'écart-types élevées démontrent quant à elle la présence de couvert foliaire plus instable, s'approchant de stratégies acquises.

L'approche par quartile issue du modèle de classification, bien que moins fine, permet une interprétation simplifiée des cartes précédentes.

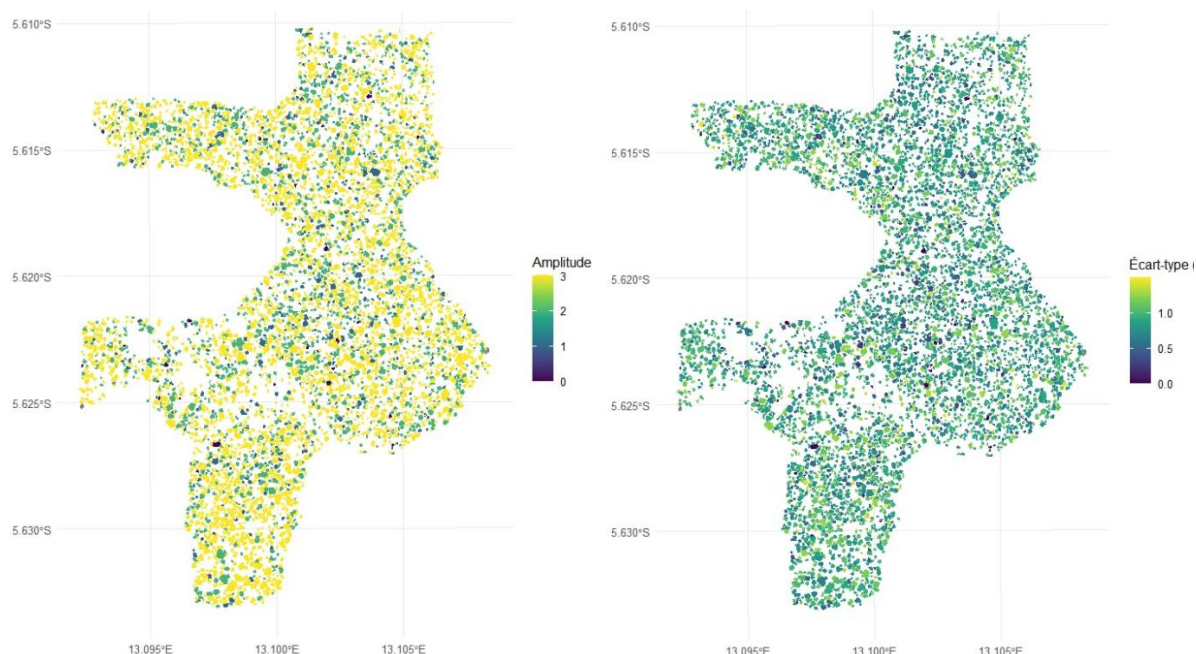


Figure 24 : Cartes de l'amplitude temporelle du couvert foliaire (à gauche) et de la variabilité temporelle (à droite) du couvert foliaire trié issus du modèle de classification par quartiles

Ces cartes, moins bruitées, appuient clairement le caractère semi-décidu de la majorité des espèces présentes dans la zone de part leur amplitude foliaire, pouvant varier jusqu'à 3 classes, soit de plus de 50% de leur couvert foliaire. Elles renforcent l'interprétabilité de la détection de phase décidue du couvert phénologique foliaire au cours du temps et permettent d'entrevoir, comme les cartes précédentes, les différentes stratégies de renouvellement de la canopée selon les couronnes présente sur le site.

Il apparait de manière évidente que l'amplitude et la variation varient entre les deux modèles. Ceci s'explique notamment par la capacité du modèle de classification de détecter de manière plus robuste les extrema du couvert foliaire.

5. Discussion

5.1. Hypothèse méthodologique A

« Il existe un seuil minimum de pixels échantillonnés au sein d'une couronne, permettant de maximiser le nombre d'unités d'échantillonnage et la précision de l'estimation du couvert foliaire. »

L'hypothèse méthodologique A postulait qu'il existe un seuil minimal de points valides à extraire par couronne, permettant de maximiser le nombre d'unités d'échantillonnage tout en garantissant une estimation suffisamment précise du couvert foliaire. Un échantillonnage trop faible peut introduire un bruit aléatoire ou des biais liés à la distribution hétérogène des pixels dans la couronne, tandis qu'un seuil trop élevé exclut inutilement de nombreuses couronnes, en particulier les plus petites dans le cadre d'un échantillonnage systématique.

L'analyse par rééchantillonnage aléatoire conduite sur l'ensemble des individus (Figure 9) montre une diminution rapide de la variance intra-couronne de l'estimation du couvert foliaire avec le nombre de points échantillonnés, suivie d'une phase de stabilisation progressive au-delà de 20 points, où l'incertitude liée à la variabilité intra-objet décroît avec le nombre de pixels jusqu'à un plateau.

Sur cette base, un seuil de 20 points valides par couronne a été retenu. Ce seuil constitue un compromis entre précision et couverture de l'échantillon, qui permet d'inclure 2 193 couronnes dans l'analyse. Cette démarche rejoint les recommandations de la littérature, qui soulignent l'importance d'un échantillonnage plus dense dans les couronnes à forte hétérogénéité spectrale, notamment en contexte tropical ou sous conditions d'éclairage variable (Richardson et al., 2018). Dans ce jeu de données, cette exigence est renforcée par le fait que certaines couronnes présentent des structures très ouvertes ou des zones d'ombre portées, rendant indispensable un filtrage basé sur un seuil empirique robuste. Cependant, une analyse intra couronne limitant le coefficient de variation selon un seuil d'erreur ciblé est à envisager dans le cadre d'une amélioration de la précision d'étude future.

D'un point de vue opérationnel, l'application de ce seuil a permis de constituer un jeu de données cohérent, tout en maintenant une représentativité floristique et spatiale, comme le montre la répartition des couronnes conservées (Figure 10). Le profil de cette courbe confirme le caractère semi-décidu de la forêt étudiée, avec des individus montrant une dynamique intermédiaire entre les régimes strictement caducs et toujours verts, ce qui a déjà été mis en évidence dans les forêts denses humides (Gond et al., 2013).

Ainsi, les résultats confirment l'hypothèse méthodologique A : un seuil minimal de pixels échantillonnés est nécessaire pour assurer la fiabilité des estimations du couvert foliaire, et son identification explicite constitue une étape essentielle pour garantir la reproductibilité et la robustesse des analyses basées sur l'imagerie RGB à l'échelle individuelle.

5.2. Hypothèse méthodologique B

« La labellisation par plusieurs observateurs induit une variation quantifiable de l'estimation du couvert foliaire. »

L'hypothèse méthodologique B postulait que l'intervention de plusieurs observateurs dans le processus de labellisation du couvert foliaire pouvait générer une variabilité inter-annotateur, susceptible d'influencer la robustesse de l'estimation moyenne. Cette hypothèse est partiellement confirmée par les résultats de la Figure 11, qui montrent une certaine dispersion des valeurs estimées par les deux annotateurs sur les couronnes de référence.

Bien que le coefficient de corrélation entre observateurs reste globalement élevé (souvent > 0,85), les écarts ponctuels entre les estimations peuvent atteindre 10 à 20 points de pourcentage, en particulier pour des couronnes à feuillage partiel, ou lorsque l'ombrage complique la détection visuelle du feuillage. Ce type de variation a déjà été documenté dans la littérature, notamment dans les protocoles de calibration manuelle des états foliaires sur images aériennes ou satellites, où l'interprétation humaine reste sujette à subjectivité, malgré des consignes standardisées. Cependant, un écart de 10 à 20% de l'estimation du couvert foliaire reste commun dans la littérature (Morrison, 2016).

Ces résultats confirment que la variabilité inter-annotateur n'est pas négligeable et qu'elle doit être prise en compte lors de la construction de jeux de données d'apprentissage ou de validation. Toutefois, une approche en agrégeant les annotations par classe de 25%, pourrait induire une stabilisation de l'estimation du couvert foliaire, qui permettrait de lisser les erreurs individuelles sans altérer la structure globale du signal. Cette stratégie d'agrégation est utilisée dans les projets de phénologie participative (e.g. PhenoCam) pour réduire l'effet de l'observateur tout en maximisant la fiabilité des données (O'Connell & Alber, 2016).

La mise en place d'un protocole rigoureux et reproductible, combinée à un nombre minimal de cinq observateurs pour chaque image, apparaît ainsi comme une bonne pratique méthodologique pour atténuer les effets de la subjectivité humaine (O'Connell & Alber, 2016).

En somme, l'hypothèse B est confirmée dans ses grandes lignes : la labellisation manuelle génère une variabilité quantifiable, mais cette variabilité peut être efficacement atténuée par des stratégies d'agrégation inter-observateurs, sans compromettre la qualité globale de l'estimation.

5.3. Hypothèse principale 1

« Il existe une variabilité temporelle intra- et interspécifique du couvert foliaire induite par des stratégies fonctionnelles différenciées sur base d'imagerie drone. »

L'hypothèse principale 1 postulait que les individus étudiés présentent une variabilité temporelle du couvert foliaire à la fois intra- et interspécifique, traduisant des stratégies foliaires différenciées. Les résultats confirment cette hypothèse à plusieurs niveaux. D'une part, l'analyse descriptive par espèce (Figure 14) révèle une diversité de trajectoires temporelles, allant de profils relativement stables peu présents à des profils fortement contrastés majoritaires. Cette diversité interspécifique est cohérente avec les travaux menés en Afrique centrale, qui distinguent des forêts semi-décidues et sempervirentes et montrent une coexistence locale d'espèces aux stratégies foliaires contrastées (Gond et al., 2013; Fayolle et al., 2014; Couralet et al., 2013).

L'ACP (Figure 15) révèle des groupes d'individus partageant des dynamiques foliaires similaires indépendamment de leur appartenance taxonomique stricte, ce qui suggère l'émergence de

stratégies fonctionnelles communes sous contraintes écologiques (lumière, hydrologie, compétition). Des travaux récents montrent en effet que la phénologie de canopée gouverne la saisonnalité du fonctionnement, parfois davantage que le climat (Wu et al., 2016) et que, selon les types de forêts, la structure de la canopée dépend des précipitations locales (Guan et al., 2013).

Au total, cette diversité de trajectoires temporelles reflète plus largement le spectre des stratégies foliaires fonctionnelles décrites par Westoby et al. (2002), opposant les espèces à stratégie acquisitive, caractérisées par des feuilles fines, à durée de vie courte, une forte activité photosynthétique mais un coût élevé de renouvellement, aux espèces à stratégie conservatrice, dotées de feuilles persistantes, plus denses et moins coûteuses à long terme. Dans notre jeu de données, ces deux pôles sont représentés, respectivement, par des espèces comme *Piptadeniastrum africanum* ou *Terminalia superba*, qui présentent de fortes variations du couvert foliaire, et par des espèces comme *Newtonia glandulifera*, au feuillage plus stable, mais peu représentée (Figure 14). Ce spectre stratégique, largement documenté à l'échelle globale (Díaz et al., 2016 ; Wright et al., 2004), semble donc également s'exprimer dans la phénologie foliaire observable par drone en contexte tropical.

5.4. Hypothèse principale 2

« Il existe une variabilité spatiale intraspécifique du couvert foliaire dépendante des conditions locales des parcelles sur base d'imagerie RGB drone. »

L'hypothèse principale 2 postulait que les individus appartenant à une même espèce peuvent présenter une variabilité spatiale de leur dynamique foliaire, reflétant des conditions locales différenciées entre parcelles. Cette hypothèse est globalement confirmée par les résultats. La visualisation des trajectoires intra-spécifiques (Figure 16 et 17) révèle, pour deux espèces, une hétérogénéité notable des profils de couvert foliaire entre individus situés sur des parcelles différentes. Cette variabilité est particulièrement visible chez *Piptadeniastrum africanum*, qui présente des amplitudes et des phases phénologiques divergentes selon les parcelles.

L'analyse en composantes principales (Figure 18) montre une séparation partielle des individus selon leur origine spatiale, tandis que le test PERMANOVA indique un effet significatif du facteur "parcelle" sur la structure des trajectoires temporelles du couvert foliaire ($R^2 = 0,30$; $p < 0,001$) pour l'ensemble du jeu de données. Ces résultats suggèrent que les conditions environnementales propres à chaque parcelle influencent la dynamique foliaire, même à espèce constante.

Dans cette étude, l'ACP et la CA n'ont pas été pondérées en fonction de l'abondance des espèces. De plus, la comparaison des parcelles entre elles suppose l'homogénéité des conditions en leur sein. Cependant, de tels effets spatiaux ont été documentés dans plusieurs études portant sur les forêts tropicales. Ils sont généralement attribués à des variations fines de topographie, d'hydromorphie, de structure du peuplement ou de composition floristique locale, qui modulent la disponibilité en lumière, en eau et en nutriments (Jucker et al., 2018; Schietti et al., 2014; Sousa et al., 2022). En contexte congolais, des travaux antérieurs ont également mis en évidence des décalages de phénologie entre versants, crêtes et bas-fonds, à espèces identiques, en raison de microclimats contrastés ou de différences édaphiques (Fayolle et al., 2012).

Cette hétérogénéité spatiale du couvert foliaire s'explique aussi, de manière plus fondamentale, par le contexte historique différencié des parcelles étudiées. À Luki, les parcelles analysées correspondent à des unités forestières hétérogènes, certaines étant issues de plantations

anciennes (notamment *Terminalia superba*) (De Ridder et al., 2010; Bauwens, 2008). De plus, les conditions de site structurent la composition et le fonctionnement de la forêt de Luki (Couralet, 2010). Ces différences d'historique d'usage, de structure du peuplement, sont certaines des sources des réponses différenciées même au sein d'une même espèce. Le résultat de l'analyse co-inertie entre les composantes temporelles et la structure floristique renforce l'idée que les dynamiques foliaires sont partiellement dépendantes et façonnées par des effets de site (Dray et al., 2003).

Ces observations soulignent l'importance de considérer la variabilité spatiale intra-spécifique dans toute analyse phénologique à haute résolution. Elles confirment que, même en milieu tropical où la variabilité interannuelle du climat est parfois faible, les conditions locales de croissance jouent un rôle structurant dans la dynamique foliaire individuelle. Elles valident également le choix méthodologique d'une approche à l'échelle de la couronne individuelle, permettant de détecter ces effets fins.

En somme, l'hypothèse principale 2 est confirmée : la dynamique du couvert foliaire présente une variabilité intra-spécifique significative selon la localisation, suggérant que les stratégies fonctionnelles sont modulées localement par des facteurs abiotiques et biotiques propres à chaque parcelle.

5.5. Hypothèse principale 3

« La base de données du couvert foliaire obtenue permet la création d'un outil adapté à l'évaluation du couvert foliaire à l'échelle du paysage sur base d'indices de télédétection RGB appliqués aux images de drone. »

L'hypothèse principale 3 suggérait que le pourcentage de couvert foliaire issu des orthophotos RGB pouvait être significativement corrélé à des indices dérivés des canaux rouge, vert et bleu, permettant ainsi une détection automatisée du couvert foliaire à partir de signaux RGB seuls. Le résultat du modèle de régression Random Forest (Figure 20) confirme partiellement cette hypothèse : le coefficient de détermination obtenu ($R^2 = 0,53$) et la RMSE (20,3%) indiquent qu'un ensemble restreint d'indicateurs RGB reproduit une part notable de la variabilité observée dans les annotations visuelles, mais avec une précision encore limitée pour un usage opérationnel nécessitant un suivi fin. Dans des environnements tempérés homogènes, des valeurs de R^2 pouvant être supérieures à 0,8 pour divers modèles sont rapportées avec des séries temporelles denses et bien calibrées (Soudani et al., 2021). En revanche, en contexte tropical hétérogène, la variabilité structurelle des canopées, les effets d'ombrage et la diversité spécifique tendent à réduire les performances de modèles spécifiques à un R^2 égal à 0,52 (Park et al., 2019).

De plus, lorsque l'on examine les figures 20 et 22, des erreurs particulièrement marquées sont présentes dans les classes extrêmes : certains arbres labellisés à 0% de couvert foliaire sont parfois prédits à 60% ou dans la classe 3 (50–75%). Cette confusion peut découler d'erreurs du modèle à distinguer un sous-bois dense d'une couronne totalement décidue, surtout lorsque des éléments comme des lianes ou d'autres végétaux (non feuillus) s'entremêlent au sein de la canopée. Ces éléments de sous-étage, comme les arbustes ou litière riche en herbes, peuvent apparaître dans les couronnes et perturber la perception visuelle du couvert (Li et al., 2020).

Pour visualiser la véracité de la prédiction, 10 individus ont été tirés au hasard, et des comparaisons entre la prédiction et les images ont été effectuées.

L'individu 19 possède un profil caractéristique, permettant de nuancer les performances du modèle de régression et du modèle de classification. Le Tableau 4 ci-dessous montre les prédictions pour les deux modèles. La figure 30 disponible en annexe permet ainsi de comparer ces prédictions à la réalité visuelle du couvert foliaire des différents stades de foliaison dans la couronne.

Date	Régression en %	Classification par quartile
21-04-23	24,46	1
04-05-23	15,25	1
18-05-23	48,77	1
03-06-23	42,31	1
16-06-23	33,48	1
29-06-23	24,81	1
31-07-23	28,42	1
11-08-23	31,75	2
26-08-23	43,01	2
13-09-23	9,35	1
01-11-23	33,16	3
24-06-24	22,71	3
04-07-24	15,96	4
18-07-24	4,36	1
01-08-24	17,90	2

Tableau 4 : Résultat des prédictions à l'échelle du paysage du modèle de régression (%) et du modèle de classification (par quartile) pour l'individu n°19 (surface : 128,65m²)

Les deux modèles présentés détectent en majorité des prédictions correspondantes, cependant, certaines contradictions sont présentes, comme à la date du 01/11/2023, où le modèle de régression perçoit une couverture de 33,16% alors que le modèle de classification attribue à la couronne la classe 3, soit un couvert foliaire compris entre 50 et 75%. L'erreur est d'autant plus importante que l'arbre, à cette date, semble sortir d'une période de flush (renouvellement de ses feuilles).

Cette erreur est récurrente, le modèle de classification semble bien mieux interpréter les extrema de couvert foliaire que le modèle régressif. Ces confusions sont aussi illustrées entre les cartes des Figures 23 et 24, où les valeurs des amplitudes sont pour la grande majorité, de 3 quartiles pour la Figure 24, alors qu'elles sont bien plus nuancées concernant le modèle régressif (Figure 23). En plus de mieux interpréter les extrêmes, le modèle de classification suit la classification PhenoCam concernant l'évaluation du couvert foliaire. Ceci permet donc l'intégration d'un modèle pertinent méthodologiquement, au vu du contexte scientifique dans lequel il s'inscrit. De plus, la matrice de confusion (Figure 22) illustre clairement, malgré les erreurs, une cohésion des erreurs de prédictions autour de la classe prédite. Ceci renforce l'impression de précision relative dans le modèle de classification.

Parmi les variables explicatives, le GCC moyen (Green Chromatic Coordinate) confirme son rôle central comme proxy fiable de la quantité de feuillage vert actif (Sonnentag et al., 2012; Richardson et al., 2007), déjà largement mobilisé dans le réseau PhenoCam (Filippa et al., 2016; Richardson et al., 2018). Néanmoins, le GCC seul ne saisit pas toutes les nuances du signal : le RCC (Red Chromatic Coordinate) apporte une contribution complémentaire, notamment dans un contexte tropical, avec des espèces variées et des comportements propres. Des travaux en

forêt semi-décidue ivoirienne ont montré que la combinaison du GCC et du RCC améliore la détection des phases de transition phénologique par rapport au GCC seul, ce que suggèrent également nos résultats (Sonnentag et al., 2012).

L'intégration de métriques de variabilité intra-couronne, comme l'écart-type du GCC et du RCC ou la distance de Hellinger entre les histogrammes rouge et vert, permet de capter l'hétérogénéité interne des couronnes. Ce type d'approche est utile, notamment dans les environnements où les conditions lumineuses lors de l'acquisition des données sont hétérogènes. En combinant des mesures de couleur et de texture, certaines études ont significativement amélioré la précision des estimations de couvert par rapport à l'usage du GCC seul, par exemple avec un gain de R^2 de 0,52 à 0,84 et une baisse du MAE de 13,6% à 8,1% pour modèle documenté (Park et al., 2019). Ce résultat souligne l'intérêt d'explorer des métriques multi-échelles et plus complexes que les simples moyennes colorimétriques.

Les limites observées tiennent aussi à la composition restreinte du jeu d'entraînement, certaines espèces étant sous-représentées. Par ailleurs, les conditions d'acquisition tropicales (humidité élevée, couverture nuageuse, éclairage variable) introduisent du bruit et exigent un protocole rigoureux de standardisation et de calibration radiométrique (Filippa et al., 2016; Richardson et al., 2018).

Dès lors, plusieurs pistes d'amélioration sont envisageables. La première serait de filtrer les valeurs implémentées dans les modèles de prédiction pour se baser sur quelques valeurs explicites et maintenir des indicateurs sourcés comme le percentile 90. Il permet notamment de limiter les erreurs de prédictions liées aux différences de luminosité (Sonnentag et al., 2012). Une deuxième option serait d'intégrer des variables texturales sourcées, pour optimiser la détection intra-couronne (Park et al., 2019).

L'intégration de bandes spectrales supplémentaires, notamment dans le proche infrarouge (NIR), est reconnue pour améliorer la séparation végétation-sol et stabiliser les indices sensibles au visible (Asner, 1998; Huete, 1988). L'arrivée récente, sur le site de Luki, d'un capteur multispectral intégré sur le nouveau drone d'acquisition d'image, le DJI Mavic 3M, ouvre ainsi la possibilité de combiner signaux RGB et longueurs d'ondes supplémentaires, ouvrant la voie vers une troisième amélioration du modèle en intégrant des variables plus complexes.

Toujours en vue d'une amélioration des modèles de prédictions, l'intérêt potentiel d'intégrer un modèle d'élévation numérique (DEM) ou un modèle de surface numérique (DSM) peut s'avérer intéressante. Ils permettent de définir le CHM (Canopy Height Model = DSM-DEM) et de se concentrer sur la hauteur de la canopée étudiée. En effet, le sous-bois est souvent situé à des altitudes inférieures à celles de la canopée. Dès lors, il pourrait aider à filtrer les pixels situés sous la ligne de couronne principale (Campbell et al., 2018 ; Duan et al., 2015).

Dès lors, bien que les modèles présentés possèdent des limites évidentes, le modèle de classification semble être un outil déjà utile, permettant de différencier les extrêmes de couvert foliaire. Dans l'état actuel, il démontre sa capacité via la matrice de confusion et les cartes générées, à détecter l'amplitude du couvert foliaire d'une couronne dans le temps. Ceci s'avère prometteur dans le cadre d'études prochaines dans le cadre du projet Canopi, pour évaluer la résilience des forêts du Bassin du Congo face à l'aridification de ces zones. Il pourra aussi servir de base pour adapter un modèle capable de détecter sur plusieurs paysages différents, pour l'appliquer notamment à la base de Yangambi, suivant le même protocole d'acquisition d'image que le site de Luki.

6. Conclusion

Ce travail a démontré la faisabilité d'un suivi phénologique individuel en forêt tropicale humide à partir d'images drone RGB, via une approche sourcée et reproductible. Les hypothèses méthodologiques sont confirmées : un seuil minimal d'échantillonnage par couronne permet d'obtenir un compromis entre taille de l'échantillon et précision, tandis que l'effet inter-annotateur doit être pris en compte pour limiter les erreurs d'estimation. Les résultats montrent également une variabilité temporelle et spatiale du couvert foliaire liée aux stratégies fonctionnelles des espèces, aux conditions locales des parcelles. Enfin, les indices RGB (GCC, RCC, distance de Hellinger) ouvrent la voie vers une prédiction du couvert labellisé, avec un modèle Random Forest généralisable à l'échelle du paysage.

Cette approche est un pas important dans le cadre du WP5 du projet CANOPi, qui vise à cartographier la saisonnalité des forêts d'Afrique centrale. Elle est une base concrète pour l'exploitation des données liées à ces forêts dont le suivi par drone s'applique déjà depuis plusieurs années maintenant. Les outils conçus par la suite pourront donc aider à quantifier l'impact des changements planétaires sur la dynamique forestière, lier ces dynamiques aux échanges et aux stocks de carbone et amener une meilleure compréhension des cycles phénologiques d'un grand nombre d'espèces locales.

7. Contribution de l'étudiant

En tant qu'étudiant, j'ai contribué à l'ensemble de ce travail hormis la phase d'acquisition des données, de la segmentation des couronnes via Detectree2SAM et de la conception des algorithmes de calibration spatiale. Je suis à l'origine de l'intégralité des codes nécessaires à l'exploration, l'analyse et la confection des résultats présentés. Les objectifs ont quant à eux été discutés tout au long de ma période de travail avec mes co-promoteurs. Je suis aussi l'unique auteur de ce document.

Enfin, j'indique avoir eu recours de manière ponctuelle à des outils d'IA générative (ChatGPT, Microsoft Copilot, Anthropic Claude) pour la relecture de texte, des reformulations de phrases et des suggestions de refactorisation/commentaires dans le code. L'ensemble des contenus générés a été contrôlé, sourcé et validé par l'auteur. Aucun matériau confidentiel n'a été soumis aux outils d'IA.

8. Bibliographie

- Abdi, H., & Williams, L. J. (2010). Principal component analysis. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 2(4), 433–459. <https://doi.org/10.1002/wics.101>
- Abernethy, K., Bush, E. R., Forget, P., Mendoza, I., & Morellato, L. P. C. (2018). Current issues in tropical phenology : A synthesis. *Biotropica*, 50(3), 477-482. <https://doi.org/10.1111/btp.12558>
- Adole, T., Dash, J., & Atkinson, P. M. (2016). A systematic review of vegetation phenology in Africa. *Ecological Informatics*, 34, 117-128. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2016.05.004>
- Alberton, B., Martin, T. C. M., Da Rocha, H. R., Richardson, A. D., Moura, M. S. B., Torres, R. S., & Morellato, L. P. C. (2023). Relationship between tropical leaf phenology and ecosystem productivity using phenocameras. *Frontiers in Environmental Science*, 11, 1223219. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1223219>
- Amponsah, J. O., Maaleku, B. K., Djagbletey, G. D., Asomaning, J. M., Debrah, D. K., & Tandoh, P. K. (s. d.) (2018). *PHENOLOGY AND SEED GERMINATION IMPROVEMENT OF TERMINALIA SUPERBA AND TERMINALIA IVORENSIS IN A MOIST SEMI-DECIDUOUS FOREST IN GHANA*. Lien : [Cliquez ici](#)
- Anderson, M. J. (2006). Distance-Based Tests for Homogeneity of Multivariate Dispersions. *Biometrics*, 62(1), 245-253. <https://doi.org/10.1111/j.1541-0420.2005.00440.x>
- Asner, G. P. (1998). Biophysical and Biochemical Sources of Variability in Canopy Reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 64(3), 234-253. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00014-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00014-5)
- Bauwens, S. (2008). *Caractérisation de l'agroforêt LIMBA-bananier de la Réserve de Biosphère de Luki (Mayumbe, Bas-Congo)*. <https://orbi.uliege.be/handle/2268/110745>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Campbell, M. J., Dennison, P. E., Hudak, A. T., Parham, L. M., & Butler, B. W. (2018). Quantifying understory vegetation density using small-footprint airborne lidar. *Remote Sensing of Environment*, 215, 330-342. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.06.023>
- Canty, M. J., & Nielsen, A. A. (2008). Automatic radiometric normalization of multitemporal satellite imagery with the iteratively re-weighted MAD transformation. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 1025-1036. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.07.013>
- Cohen, J. (1960). A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 37-46. <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>
- Conover, W. J., Johnson, M. E., & Johnson, M. M. (1981). A Comparative Study of Tests for Homogeneity of Variances, with Applications to the Outer Continental Shelf Bidding Data. *Technometrics*, 23(4), 351-361. <https://doi.org/10.1080/00401706.1981.10487680>
- Couralet, C. (2010). *Community dynamics, phenology and growth of tropical trees in the rain forest reserve of Luki, Democratic Republic of Congo* [Dissertation, Ghent University]. <http://hdl.handle.net/1854/LU-1028918>

- Couralet, C., Van den Bulcke, J., Ngoma, L. M., Van Acker, J., & Beeckman, H. (2013). Phenology in functional groups of Central African rainforest trees. *Journal of Tropical Forest Science*, 25(3), 361–374. [Couralet et al-2013 - Phenology in functional groups-J.Tropical Forest Science.pdf](#)
- De Ridder, M., Hubau, W., Van Den Bulcke, J., Van Acker, J., & Beeckman, H. (2010). The potential of plantations of *Terminalia superba* Engl. & Diels for wood and biomass production (Mayombe Forest, Democratic Republic of Congo). *Annals of Forest Science*, 67(5), 501-501. <https://doi.org/10.1051/forest/2010003>
- Dezfuli, A. (2017). Climate of Western and Central Equatorial Africa. In A. Dezfuli, *Oxford Research Encyclopedia of Climate Science*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780190228620.013.511>
- Díaz, S., Kattge, J., Cornelissen, J. H. C., Wright, I. J., Lavorel, S., Dray, S., Reu, B., Kleyer, M., Wirth, C., Colin Prentice, I., Garnier, E., Bönsch, G., Westoby, M., Poorter, H., Reich, P. B., Moles, A. T., Dickie, J., Gillison, A. N., Zanne, A. E., ... Gorné, L. D. (2016). The global spectrum of plant form and function. *Nature*, 529(7585), 167-171. <https://doi.org/10.1038/nature16489>
- Dolédec, S., & Chessel, D. (1994). Co-inertia analysis : An alternative method for studying species–environment relationships. *Freshwater Biology*, 31(3), 277-294. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2427.1994.tb01741.x>
- Dormann, C. F., Elith, J., Bacher, S., Buchmann, C., Carl, G., Carré, G., Marquéz, J. R. G., Gruber, B., Lafourcade, B., Leitão, P. J., Münkemüller, T., McClean, C., Osborne, P. E., Reineking, B., Schröder, B., Skidmore, A. K., Zurell, D., & Lautenbach, S. (2013). Collinearity : A review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance. *Ecography*, 36(1), 27-46. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2012.07348.x>
- Dray, S., Chessel, D., & Thioulouse, J. (2003). CO-INERTIA ANALYSIS AND THE LINKING OF ECOLOGICAL DATA TABLES. *Ecology*, 84(11), 3078-3089. <https://doi.org/10.1890/03-0178>
- Du, Y., Teillet, P. M., & Cihlar, J. (2002). Radiometric normalization of multitemporal high-resolution satellite images with quality control for land cover change detection. *Remote Sensing of Environment*, 82(1), 123-134. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00029-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00029-9)
- Duan, Z., Zhao, D., Zeng, Y., Zhao, Y., Wu, B., & Zhu, J. (2015). Assessing and Correcting Topographic Effects on Forest Canopy Height Retrieval Using Airborne LiDAR Data. *Sensors*, 15(6), 12133-12155. <https://doi.org/10.3390/s150612133>
- Dutta, A., & Zisserman, A. (2019). The VIA Annotation Software for Images, Audio and Video. *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia*, 2276-2279. <https://doi.org/10.1145/3343031.3350535>
- Eba'a Atyi, R., Hiol Hiol, F., Lescuyer, G., Mayaux, P., Defourny, P., Bayol, N., Saracco, F., Pokem, D., Sufo Kankeu, R., & Nasi, R. (2022). *The Forests of the Congo Basin : State of the Forests 2021*. Center for International Forestry Research (CIFOR). <https://doi.org/10.17528/cifor/008700>
- Efron, B., & Tibshirani, R. J. (1994). *An Introduction to the Bootstrap* (0 éd.). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9780429246593>
- Fayolle, A., Engelbrecht, B., Freycon, V., Mortier, F., Swaine, M., Réjou-Méchain, M., Doucet, J.-L., Fauvet, N., Cornu, G., & Gourlet-Fleury, S. (2012). Geological Substrates Shape Tree Species and

- Trait Distributions in African Moist Forests. *PLoS ONE*, 7(8), e42381. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0042381>
- Fayolle, A., Picard, N., Doucet, J.-L., Swaine, M., Bayol, N., Bénédet, F., & Gourlet-Fleury, S. (2014). A new insight in the structure, composition and functioning of central African moist forests. *Forest Ecology and Management*, 329, 195-205. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2014.06.014>
- Filippa, G., Cremonese, E., Migliavacca, M., Galvagno, M., Forkel, M., Wingate, L., Tomelleri, E., Morra Di Cella, U., & Richardson, A. D. (2016). Phenopix : A R package for image-based vegetation phenology. *Agricultural and Forest Meteorology*, 220, 141-150. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2016.01.006>
- FAO. 2024. The State of the World's Forests 2024 – Forest-sector innovations towards a more sustainable future. Rome. <https://doi.org/10.4060/cd1211en>
- Giavarina, D. (2015). Understanding Bland Altman analysis. *Biochemia Medica*, 25(2), 141-151. <https://doi.org/10.11613/BM.2015.015>
- Gond, V., Fayolle, A., Pennec, A., Cornu, G., Mayaux, P., Camberlin, P., Doumenge, C., Fauvet, N., & Gourlet-Fleury, S. (2013). Vegetation structure and greenness in Central Africa from Modis multi-temporal data. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 368(1625), 20120309. <https://doi.org/10.1098/rstb.2012.0309>
- Greenacre, M. (2017). *Correspondence Analysis in Practice* (3e éd.). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781315369983>
- Guan, K., Wolf, A., Medvigy, D., Caylor, K. K., Pan, M., & Wood, E. F. (2013). Seasonal coupling of canopy structure and function in African tropical forests and its environmental controls. *Ecosphere*, 4(3), 1-21. <https://doi.org/10.1890/ES12-00232.1>
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning*. Springer New York. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7>
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., & Ferreira, L. G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2), 195-213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3), 295-309. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)
- Intergovernmental Panel On Climate Change (IPCC). (réimpr. 2023). *Climate Change 2021 – The Physical Science Basis : Working Group I Contribution to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (1^{re} éd.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009157896>
- Jiang, Y., Zhou, L., Tucker, C. J., Raghavendra, A., Hua, W., Liu, Y. Y., & Joiner, J. (2019). Widespread increase of boreal summer dry season length over the Congo rainforest. *Nature Climate Change*, 9(8), 617-622. <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0512-y>
- Jolliffe, I. T. (2002). *Principal Component Analysis*. Springer-Verlag. <https://doi.org/10.1007/b98835>

- Jucker, T., Bongalov, B., Burslem, D. F. R. P., Nilus, R., Dalponte, M., Lewis, S. L., Phillips, O. L., Qie, L., & Coomes, D. A. (2018). Topography shapes the structure, composition and function of tropical forest landscapes. *Ecology Letters*, 21(7), 989-1000. <https://doi.org/10.1111/ele.12964>
- Kailath, T. (1967). On Measures Equivalent to Wiener Measure. *The Annals of Mathematical Statistics*, 38(1), 261-263. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177699078>
- Klosterman, S. T., Hufkens, K., Gray, J. M., Melaas, E., Sonnentag, O., Lavine, I., Mitchell, L., Norman, R., Friedl, M. A., & Richardson, A. D. (2014). Evaluating remote sensing of deciduous forest phenology at multiple spatial scales using PhenoCam imagery. *Biogeosciences*, 11(16), 4305-4320. <https://doi.org/10.5194/bg-11-4305-2014>
- Legendre, P., & Legendre, L. (2012). Ordination in reduced space. In *Developments in Environmental Modelling* (Vol. 24, p. 425-520). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-53868-0.50009-5>
- Li, L., Chen, J., Mu, X., Li, W., Yan, G., Xie, D., & Zhang, W. (2020). Quantifying Understory and Overstory Vegetation Cover Using UAV-Based RGB Imagery in Forest Plantation. *Remote Sensing*, 12(2), 298. <https://doi.org/10.3390/rs12020298>
- Lv, T., Zhou, X., Tao, Z., Sun, X., Wang, J., Li, R., & Xie, F. (2021). Remote Sensing-Guided Spatial Sampling Strategy over Heterogeneous Surface Ground for Validation of Vegetation Indices Products with Medium and High Spatial Resolution. *Remote Sensing*, 13(14), 2674. <https://doi.org/10.3390/rs13142674>
- Malhi, Y., Gardner, T. A., Goldsmith, G. R., Silman, M. R., & Zelazowski, P. (2014). Tropical Forests in the Anthropocene. *Annual Review of Environment and Resources*, 39(1), 125-159. <https://doi.org/10.1146/annurev-environ-030713-155141>
- Martin Bland, J., & Altman, Douglas G. (1986). STATISTICAL METHODS FOR ASSESSING AGREEMENT BETWEEN TWO METHODS OF CLINICAL MEASUREMENT. *The Lancet*, 327(8476), 307-310. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(86\)90837-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(86)90837-8)
- Mayaux, P., Bartholomé, E., Fritz, S., & Belward, A. (2004). A new land-cover map of Africa for the year 2000. *Journal of Biogeography*, 31(6), 861-877. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2699.2004.01073.x>
- Moran, M. D. (2003). Arguments for rejecting the sequential Bonferroni in ecological studies. *Oikos*, 100(2), 403-405. <https://doi.org/10.1034/j.1600-0706.2003.12010.x>
- Morellato, L. P. C., Camargo, M. G. G., & Gressler, E. (2013). A Review of Plant Phenology in South and Central America. In M. D. Schwartz (Éd.), *Phenology : An Integrative Environmental Science* (p. 91-113). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-6925-0_6
- Morrison, L. W. (2016). Observer error in vegetation surveys : A review. *Journal of Plant Ecology*, 9(4), 367-379. <https://doi.org/10.1093/jpe/rtv077>
- Nakagawa, S. (2004). A farewell to Bonferroni : The problems of low statistical power and publication bias. *Behavioral Ecology*, 15(6), 1044-1045. <https://doi.org/10.1093/beheco/arh107>
- O'Connell, J. L., & Alber, M. (2016). A smart classifier for extracting environmental data from digital image time-series: Applications for PhenoCam data in a tidal salt marsh. *Environmental Modelling & Software*, 84, 134-139. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.06.025>

- Opelele Omeno, M., Yu, Y., Fan, W., Lubalega, T., Chen, C., & Kachaka Sudi Kaiko, C. (2021). Analysis of the Impact of Land-Use/Land-Cover Change on Land-Surface Temperature in the Villages within the Luki Biosphere Reserve. *Sustainability*, 13(20), 11242. <https://doi.org/10.3390/su132011242>
- Park, J., Muller-Landau, H., Lichstein, J., Rifai, S., Dandois, J., & Bohlman, S. (2019). Quantifying Leaf Phenology of Individual Trees and Species in a Tropical Forest Using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Images. *Remote Sensing*, 11(13), 1534. <https://doi.org/10.3390/rs11131534>
- Plumacker, A., & Bastin, J.-F. (2024, février 13). *Towards automated monitoring of tropical forest ecosystems through the largest trees*. European Conference of Tropical Ecology | Lisbon 2024. <https://orbi.uliege.be/handle/2268/320659>
- Probst, P., & Boulesteix, A.-L. (2018). To Tune or Not to Tune the Number of Trees in Random Forest. *Journal of Machine Learning Research*, 18(181), 1-18. <http://jmlr.org/papers/v18/17-269.html>
- Reich, P. B. (2014). The world-wide ‘fast-slow’ plant economics spectrum : A traits manifesto. *Journal of Ecology*, 102(2), 275-301. <https://doi.org/10.1111/1365-2745.12211>
- Réjou-Méchain, M., Mortier, F., Bastin, J.-F., Cornu, G., Barbier, N., Bayol, N., Bénédet, F., Bry, X., Dauby, G., Deblauwe, V., Doucet, J.-L., Doumenge, C., Fayolle, A., Garcia, C., Kibambe Lubamba, J.-P., Loumeto, J.-J., Ngomanda, A., Ploton, P., Sonké, B., ... Gourlet-Fleury, S. (2021). Unveiling African rainforest composition and vulnerability to global change. *Nature*, 593(7857), 90-94. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03483-6>
- Richardson, A. D. (2019). Tracking seasonal rhythms of plants in diverse ecosystems with digital camera imagery. *New Phytologist*, 222(4), 1742-1750. <https://doi.org/10.1111/nph.15591>
- Richardson, A. D., Hufkens, K., Milliman, T., Aubrecht, D. M., Chen, M., Gray, J. M., Johnston, M. R., Keenan, T. F., Klosterman, S. T., Kosmala, M., Melaas, E. K., Friedl, M. A., & Froking, S. (2018). Tracking vegetation phenology across diverse North American biomes using PhenoCam imagery. *Scientific Data*, 5(1), 180028. <https://doi.org/10.1038/sdata.2018.28>
- Richardson, A. D., Jenkins, J. P., Braswell, B. H., Hollinger, D. Y., Ollinger, S. V., & Smith, M.-L. (2007). Use of digital webcam images to track spring green-up in a deciduous broadleaf forest. *Oecologia*, 152(2), 323-334. <https://doi.org/10.1007/s00442-006-0657-z>
- Robert, P., & Escoufier, Y. (1976). A Unifying Tool for Linear Multivariate Statistical Methods : The RV- Coefficient. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, 25(3), 257-265. <https://doi.org/10.2307/2347233>
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974, janvier 1). *Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS*. <https://ntrs.nasa.gov/citations/19740022614>
- Royston, P. (1995). Remark AS R94 : A Remark on Algorithm AS 181: The W-test for Normality. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, 44(4), 547-551. <https://doi.org/10.2307/2986146>
- Scheffler, D., Hollstein, A., Diedrich, H., Segl, K., & Hostert, P. (2017). AROSICS : An Automated and Robust Open-Source Image Co-Registration Software for Multi-Sensor Satellite Data. *Remote Sensing*, 9(7), 676. <https://doi.org/10.3390/rs9070676>

- Schietti, J., Emilio, T., Rennó, C. D., Drucker, D. P., Costa, F. R. C., Nogueira, A., Baccaro, F. B., Figueiredo, F., Castilho, C. V., Kinupp, V., Guillaumet, J.-L., Garcia, A. R. M., Lima, A. P., & Magnusson, W. E. (2014). Vertical distance from drainage drives floristic composition changes in an Amazonian rainforest. *Plant Ecology & Diversity*, 7(1-2), 241-253. <https://doi.org/10.1080/17550874.2013.783642>
- Seyednasrollah, B., Bowling, D. R., Cheng, R., Logan, B. A., Magney, T. S., Frankenberg, C., Yang, J. C., Young, A. M., Hufkens, K., Arain, M. A., Black, T. A., Blanken, P. D., Bracho, R., Jassal, R., Hollinger, D. Y., Law, B. E., Nesic, Z., & Richardson, A. D. (2021). Seasonal variation in the canopy color of temperate evergreen conifer forests. *New Phytologist*, 229(5), 2586-2600. <https://doi.org/10.1111/nph.17046>
- Sonnentag, O., Hufkens, K., Teshera-Sterne, C., Young, A. M., Friedl, M., Braswell, B. H., Milliman, T., O'Keefe, J., & Richardson, A. D. (2012). Digital repeat photography for phenological research in forest ecosystems. *Agricultural and Forest Meteorology*, 152, 159-177. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2011.09.009>
- Sosef, M. S. M., Dauby, G., Blach-Overgaard, A., van der Burgt, X., Catarino, L., Damen, T., Deblauwe, V., Dessein, S., Dransfield, J., Droissart, V., Duarte, M. C., Engledow, H., Fadeur, G., Figueira, R., Gereau, R. E., Hardy, O. J., Harris, D. J., de Heij, J., Janssens, S., ... Couvreur, T. L. P. (2017). Exploring the floristic diversity of tropical Africa. *BMC Biology*, 15(1), 15. <https://doi.org/10.1186/s12915-017-0356-8>
- Soudani, K., Delpierre, N., Berveiller, D., Hmimina, G., Pontailler, J.-Y., Seureau, L., Vincent, G., & Dufrêne, É. (2021). A survey of proximal methods for monitoring leaf phenology in temperate deciduous forests. *Biogeosciences*, 18(11), 3391-3408. <https://doi.org/10.5194/bg-18-3391-2021>
- Sousa, T. R., Schietti, J., Ribeiro, I. O., Emílio, T., Fernández, R. H., ter Steege, H., Castilho, C. V., Esquivel-Muelbert, A., Baker, T., Pontes-Lopes, A., Silva, C. V. J., Silveira, J. M., Derroire, G., Castro, W., Mendoza, A. M., Ruschel, A., Prieto, A., Lima, A. J. N., Rudas, A., ... Costa, F. R. C. (2022). Water table depth modulates productivity and biomass across Amazonian forests. *Global Ecology and Biogeography*, 31(8), 1571-1588. <https://doi.org/10.1111/geb.13531>
- Westoby, M. (1998). A leaf-height-seed (LHS) plant ecology strategy scheme. *Plant and Soil*, 199, 213-227. <https://doi.org/10.1023/A:1004327224729>
- Westoby, M., Falster, D. S., Moles, A. T., Vesk, P. A., & Wright, I. J. (2002). Plant ecological strategies: Some leading dimensions of variation between species. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 33, 125-159. <https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.33.010802.150452>
- Wright, I. J., Reich, P. B., Westoby, M., Ackerly, D. D., Baruch, Z., Bongers, F., Cavender-Bares, J., Chapin, T., Cornelissen, J. H. C., Diemer, M., Flexas, J., Garnier, E., Groom, P. K., Gulias, J., Hikosaka, K., Lamont, B. B., Lee, T., Lee, W., Lusk, C., ... Villar, R. (2004). The worldwide leaf economics spectrum. *Nature*, 428(6985), 821-827. <https://doi.org/10.1038/nature02403>
- Wu, J., Albert, L. P., Lopes, A. P., Restrepo-Coupe, N., Hayek, M., Wiedemann, K. T., Guan, K., Stark, S. C., Christoffersen, B., Prohaska, N., Tavares, J. V., Marostica, S., Kobayashi, H., Ferreira, M. L., Campos, K. S., da Silva, R., Brando, P. M., Dye, D. G., Huxman, T. E., ... Saleska, S. R. (2016). Leaf development and demography explain photosynthetic seasonality in Amazon evergreen forests. *Science*, 351(6276), 972-976. <https://doi.org/10.1126/science.aad5068>

- Yuan, D., & Elvidge, C. D. (1996). Comparison of relative radiometric normalization techniques. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 51(3), 117-126. [https://doi.org/10.1016/0924-2716\(96\)00018-4](https://doi.org/10.1016/0924-2716(96)00018-4)
- Zhang, X., Friedl, M. A., & Schaaf, C. B. (2006). Global vegetation phenology from Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) : Evaluation of global patterns and comparison with in situ measurements. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 111(G4). <https://doi.org/10.1029/2006JG000217>
- Zhang, X., Liu, L., Liu, Y., Jayavelu, S., Wang, J., Moon, M., Henebry, G. M., Friedl, M. A., & Schaaf, C. B. (2018). Generation and evaluation of the VIIRS land surface phenology product. *Remote Sensing of Environment*, 216, 212-229. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.06.047>
- Zhou, L., Tian, Y., Myneni, R. B., Ciais, P., Saatchi, S., Liu, Y. Y., Piao, S., Chen, H., Vermote, E. F., Song, C., & Hwang, T. (2014). Widespread decline of Congo rainforest greenness in the past decade. *Nature*, 509(7498), 86-90. <https://doi.org/10.1038/nature13265>