

Utilisation des drones comme étape intermédiaire pour la cartographie de la biomasse à l'échelle nationale : exemple du Sénégal

Maïalichah NUNGI-PAMBU

Directeur du projet : Simon TAUGOURDEAU, CIRAD - UMR SELMET

Tuteur SILAT : Samuel ALLEAUME, INRAE - UMR TETIS

Rapporteurs :

Renaud MARTI, UMR TETIS

Nicolas SIDOS, EID Méditerranée

SYSTEMES
D'INFORMATIONS
LOCALISÉES POUR
L'AMÉNAGEMENT
DES TERRITOIRES

Septembre 2022



AVANT-PRPOS

Ce travail a bénéficié d'une aide de l'État gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre du programme d'Investissements d'Avenir portant la référence ANR-16-CONV-0004

This work was supported by the French National Research Agency under the Investments for the Future Program, referred as ANR-16-CONV-0004. Les sujets de stage financés par #DigitAg sont affichés avec le label #DigitAg.

REMERCIEMENTS

En janvier, cette proposition de stage semblait encore inaccessible mais en même temps intéressante ! Il a fallu donc payer le prix pour participer à cette belle aventure. Je tiens d'ores et déjà à remercier le Dr Simon TAUGOURDEAU qui m'a accordé sa confiance en me prenant sur ce projet qui m'a emmené au-delà des frontières de la France, à savoir au Sénégal.

Ici ou là-bas j'ai beaucoup appris à vos côtés, et la compétence que j'ai sans doute la mieux mise en valeur c'est l'autonomie. Ici, à l'UMR SELMET j'ai côtoyé des gens géniaux avec qui j'ai échangé et passé des moments plaisants. Je pense à Aymeric avec qui l'on s'est challengé, à Cassandra et ses belles histoires de Guyane, à Fanny et ses paroles bienveillantes, à Mélina puis tout le personnel qui a été accueillant et attentionné.

Là-bas j'ai fait la connaissance de Cofélas, Ange et Pape que j'avais déjà vu à Montpellier, Serge, Anaïs, Fatima, Haftay et Gassama. Les moments passés ont été riches autant scientifiquement qu'humainement. Je n'oublierai pas les îles du Saloum et les magnifiques astuces de Dakar !

Aussi j'aimerais remercier l'ensemble du personnel de la MTD et les responsables du MS SILAT qui ont rendu la formation belle et intense.

Pour finir j'aimerais remercier le dispositif DigitAg sans lequel ce stage ne serait pas rendu possible. Merci de votre appui multiforme, je pense plus particulièrement à Muriel.

Dieuredieuf !!!

FICHE PROJET

Nom du Projet : Digitag Drone

Version :

Date : 03-05-2022

Commanditaire : Simon TAUGOURDEAU, CIRAD UMR SELMET

Chef du projet : Maïalich NUNGI-PAMBU

Objectif, résultats attendus, à quelle échéance

L'objectif de ce stage est d'utiliser les données drone comme une étape intermédiaire entre le terrain et les images satellitaires pour cartographier la biomasse de la végétation, puis de comparer les cartes nationales produites avec les travaux actuels reposant sur des protocoles de mesures de terrain plus lourd.

Finalités, enjeux, origine(s) du projet

Les savanes étant des écosystèmes avec une forte hétérogénéité spatiale de la végétation à la fois herbacée et ligneuse, la quantification de cette végétation est un élément essentiel dans ces zones arides pour l'élevage pastoral par exemple qui sont à la recherche des pâturages les plus riches possibles. Les cartes à l'échelle nationale sont très importantes pour les ministères des pays du Sahel.

Bénéficiaires, Intérêts du projet pour les différents acteurs

Les bénéficiaires de ce projet sont :

- Les éleveurs ;
- Les organismes locaux chargés de la cartographie de la végétation ;
- Les ministères de l'environnement, de l'agronomie et de l'élevage.

Décomposition du projet en lots

Lot 1 : Coordination et pilotage

Lot 2 : Revue de la littérature

Lot 3 : Acquisition des données

Lot 4 : Analyses des données

Lot 5 : Rédaction de la thèse professionnelle

Les modalités d'organisation

Lot 1 : Coordination et pilotage ; ici il s'agira de faire des points réguliers avec le commanditaire afin de suivre l'avancement du projet et si nécessaire suggérer des directives

Lot 2 : Revue de la littérature ; cela consiste à faire un état de l'art pour répertorier l'ensemble des études ayant abordé la question tant au niveau national que régional

Lot 3 : Acquisition et inventaires des données ; cette phase, qui n'est pas négligeable, permettra de faire un point sur toutes les données disponibles et voir éventuellement s'il en faut plus

Lot 4 : Analyse des données ; il s'agit d'appliquer les modèles construits pour produire les différentes cartes et constituer enfin une carte à l'échelle globale

Lot 5 : Rédaction de la thèse professionnelle

Les instances classiques propres au projet sont les suivantes (cf. Mémo) :

- *Le comité de pilotage dirigé par Simon TAUGOURDEAU*
- *le comité partenarial est assuré par l'Institut Agro*
- *l'équipe-projet : Maïalich NUNGI-PAMBU et Simon TAUGOURDEAU*
- *des groupes de travail pouvant être spécifiques à un lot.*

Moyens du projet

Commanditaire

Financement Institut Agro via le programme Digitag

Plan d'actions et échéancier

Planning directeur

Plan de communication – référentiel qualité

Contact permanent avec le commanditaire du projet

Indicateurs de résultat

Définir les indicateurs de résultats quantitatifs et qualitatifs avec leurs échéances, pour évaluer le projet.

Les indicateurs scientifiques de réussites de ce projet :

- La qualité des régressions entre la biomasse issue du drone et les images satellites.
- La comparaison entre les cartes issues de cette méthodologie et les cartes issues des cartographies actuelles.

La qualité des indicateurs ne sera pas en soi une évaluation du projet mais l'obtention de ces indicateurs permettra d'évaluer la réussite du projet.

LETTRE DE MISSION

Contexte :

Les savanes sont des écosystèmes avec une forte hétérogénéité spatiale de la végétation à la fois

herbacée et ligneuse. La quantification de cette végétation est un élément essentiel dans ces zones arides pour l'élevage pastoral par exemple. Des mesures sur le terrain permettent de calculer la biomasse sur de petites zones. Mais comment faire pour obtenir ces informations sur une zone plus large ? Des études ont permis d'établir des relations entre les données de terrain et des images satellites gratuites de haute résolution couvrant l'intégralité du pays.

Afin de faire des calibrations entre des données de terrain et des images satellites gratuites de moyenne résolution, il est nécessaire d'effectuer des mesures assez intenses sur le terrain pour bien prendre en compte cette hétérogénéité. Une possibilité est d'utiliser des images à très haute résolution spatiale (THRS) comme une étape intermédiaire.

La calibration des données de terrain avec ces images THRS permettrait :

- de produire des cartes de végétation prenant en compte l'hétérogénéité de la végétation à la fois les arbres et les herbacées
- de faire ensuite un lien entre ces cartes et des images avec des résolutions spatiales plus faibles.

Objectifs opérationnels de la mission :

L'objectif de cette est d'utiliser ces données drone comme une étape intermédiaire entre le terrain et des images satellitaires, puis de comparer les cartes produites avec les travaux actuels reposant sur des protocoles de mesures de terrain plus lourd.

Livrables :

- Productions des cartes de biomasse aérienne de la végétation à l'échelle nationale

Organisme commanditaire : CIRAD-UMR SELMET

Tuteur de stage : Simon TAUGOURDEAU 

Tuteur : Samuel ALLEAUME

FICHE REPORTING

Ce document, régulièrement mis à jour, permet de faire le point avec l'équipe-projet, de disposer d'une mémoire de la vie du projet et d'exposer sous forme synthétique, par exemple lors d'un comité de pilotage, les avancées ou difficultés rencontrées, ainsi que les points nécessitant arbitrage.

La tendance générale peut être visualisée par des pictogrammes expressifs (mains, feux, visages ...)

Projet [DIGITAG DRONE] REPORTING DU [Mai 2022]

Rédigé par : Maïalich NUNGI-PAMBU

Validé par : S. TAUGOURDEAU

Fonction / projet : Chef du projet

Fonction / projet : Commanditaire

Le 30-05-2022

Le 30-05-2022

Faits marquants survenus au cours de la période concernée

Pilotage du planning

Le planning s'est poursuivi normalement, un premier jet de carte biomasse a été produit.

Pilotage du budget

La gestion du budget est à la charge du commanditaire, tous les moyens pour mener à bien ce projet sont mis à ma disposition.

Pilotage des équipes

J'ai la charge de réaliser toutes les analyses et traitements relatifs à ce projet dont je suis le responsable. Je collabore sur des projets transversaux avec d'autres équipes en y apportant mon expertise.

Pilotage du prestataire

Je n'ai pas la charge de piloter les prestataires.

Pilotage des risques et opportunités

En effet, vu le temps imparti, il a été nécessaire d'identifier les risques et opportunités inhérents au projet. C'est ainsi qu'avec le commanditaire nous avons identifié les tâches à réaliser dans les meilleurs des cas et celles à réaliser dans le pire des cas.

Problèmes rencontrés et solutions envisagées

Le problème majeur rencontré est lié à la technique. Pour mener à bien les différents traitements, nous avons adapté nos scripts aux difficultés rencontrées et mis au point des collaborations pour accéder facilement aux différentes ressources.

Demandes d'arbitrages

Le projet se déroulant dans les meilleures conditions possibles aucune demande d'arbitrage ne sera fait.

FICHE REPORTING

Ce document, régulièrement mis à jour, permet de faire le point avec l'équipe-projet, de disposer d'une mémoire de la vie du projet et d'exposer sous forme synthétique, par exemple lors d'un comité de pilotage, les avancées ou difficultés rencontrées, ainsi que les points nécessitant arbitrage.

La tendance générale peut être visualisée par des pictogrammes expressifs (mains, feux, visages ...)

Projet [DIGITAG DRONE] REPORTING DU [Juin 2022]

Rédigé par : Maïalich NUNGI-PAMBU

Validé par : S. TAUGOURDEAU

Fonction / projet : Chef du projet

Fonction / projet : Commanditaire

Le 30-06-2022

Le 30-06-2022

Faits marquants survenus au cours de la période concernée

Pilotage du planning

Le planning s'est poursuivi normalement, L'ensemble des cartes de biomasse estimées à partir des images drones a été produit.

Pilotage du budget

La gestion du budget est à la charge du commanditaire, tous les moyens pour mener à bien ce projet sont mis à ma disposition.

Pilotage des équipes

J'ai la charge de réaliser toutes les analyses et traitements relatifs à ce projet dont je suis le responsable. Actuellement je m'organise pour la phase suivante de mon projet.

Pilotage du prestataire

Je n'ai pas la charge de piloter les prestataires.

Pilotage des risques et opportunités

En effet, vu le temps imparti, il a été nécessaire d'identifier les risques et opportunités inhérents au projet. C'est ainsi qu'avec le commanditaire nous avons identifié les tâches à réaliser dans les meilleurs des cas et celles à réaliser dans le pire des cas.

Problèmes rencontrés et solutions envisagées

Le problème majeur demeure le même. Pour mener à bien les différents traitements, nous avons maintenu la même approche.

Demandes d'arbitrages

Le projet se déroulant dans les meilleures conditions possibles aucune demande d'arbitrages ne sera fait.

FICHE REPORTING

Ce document, régulièrement mis à jour, permet de faire le point avec l'équipe-projet, de disposer d'une mémoire de la vie du projet et d'exposer sous forme synthétique, par exemple lors d'un comité de pilotage, les avancées ou difficultés rencontrées, ainsi que les points nécessitant arbitrage.

La tendance générale peut être visualisée par des pictogrammes expressifs (mains, feux, visages ...)

Projet [DIGITAG DRONE] REPORTING DU [Juillet 2022]

Rédigé par : Maïalich NUNGI-PAMBU

Validé par : S. TAUGOURDEAU

Fonction / projet : Chef du projet

Fonction / projet : Commanditaire

Le 30-07-2022

Le 30-07-2022

Faits marquants survenus au cours de la période concernée

Pilotage du planning

Le planning s'est poursuivi normalement, actuellement la tâche est la production de la carte de la biomasse à l'échelle nationale.

Pilotage du budget

La gestion du budget est à la charge du commanditaire, tous les moyens pour mener à bien ce projet sont mis à ma disposition.

Pilotage des équipes

J'ai la charge de réaliser toutes les analyses et traitements relatifs à ce projet dont je suis le responsable. Actuellement je mets au point les scripts pour lancer les analyses restantes.

Pilotage du prestataire

Je n'ai pas la charge de piloter les prestataires.

Pilotage des risques et opportunités

Lors du lancement du projet, réaliser une carte à l'échelle nationale était la tâche à réaliser dans le meilleur des cas. C'est donc une belle opportunité qui se présente à nous de pouvoir réaliser cette carte nationale.

Problèmes rencontrés et solutions envisagées

Le problème majeur demeure le même. Pour mener à bien les différents traitements, nous avons maintenu la même approche.

Demandes d'arbitrages

Le projet se déroulant dans les meilleures conditions possibles aucune demande d'arbitrages ne sera fait.

RESUME :

L'apport de l'imagerie drone pour la cartographie de la végétation s'est révélé un atout essentiel en servant de tremplin pour l'étude à grande échelle. Cette étude avait pour objectif de tester le potentiel des images drones à réaliser la cartographie de la biomasse à l'échelle du Sénégal. Ce travail s'est déroulé en deux phases, à savoir : (i) la réalisation des cartes de biomasse à partir des images drones puis (ii) le changement d'échelle pour produire une carte de biomasse à l'échelle nationale. La réalisation des cartes biomasse herbacée et ligneuse foliaire, à partir des images drones, a été rendu possible en utilisant respectivement la famille des modèles de régression *random forest* ($R^2=0,60$) et *stepwise* ($R^2=0,35$). Quant à la régression *stepwise* ($R^2=0,50$) qui a servi pour estimer la biomasse à l'échelle nationale, elle a utilisé deux indices (NDVI et MSAVI 2) issues d'une image composite de Sentinel 2. L'objectif de notre étude a été atteint, bien que certains verrous soient à souligner. Il s'agit entre autres de la fusion de certaines couronnes d'arbres lors de la segmentation en un seul polygone, puis la présence des nuages sur les mosaïques mensuelles Sentinel 2. Ces deux principales limites étaient à l'origine du choix du modèle *stepwise* quoi que le modèle *random forest* ait été plus performant lors de notre étude. Pour pallier ce problème et augmenter la précision du modèle il serait intéressant de tester dans le cadre des études futures l'apport du capteur infrarouge et d'utiliser des mosaïques mensuelles Planet.

Mots clés : Sénégal, images drones, images Sentinel 2, biomasse herbacée, biomasse ligneuse foliaire, régression *stepwise*, régression *random forest*

ABSTRACT

The use of UAV imagery for vegetation mapping has proven to be a key tool in providing a springboard for large-scale assessments. The aim of this study was to test the potential of UAV imagery for biomass mapping in Senegal. This work was carried out in two phases: (i) the production of biomass maps from UAV images and (ii) the change of scale to produce the biomass map at the national scale. The production of herbaceous and woody leaf biomass maps from UAV images was made possible by using the random forest ($R^2=0.60$) and stepwise ($R^2=0.35$) regression models respectively. The stepwise regression ($R^2=0.50$) used to estimate biomass at the national scale used two indexes (NDVI and MSAVI 2) from the Sentinel 2 composite image. The objective of our study was achieved, although some limitations should be highlighted. These include the merging of some tree crowns during the segmentation into a single polygon, and the presence of clouds on the Sentinel 2 monthly mosaics. These two main limitations were the reason for choosing the stepwise model, although the random forest model performed better in our study. To overcome this problem and increase the accuracy of the model, it would be interesting to test the contribution of the infrared sensor and to use monthly Planet mosaics in future studies.

Keywords : Senegal, UAV images, Sentinel 2 images, herbaceous biomass, woody leaf biomass, stepwise regression, random forest regression

Table des matières

AVANT-PROPOS.....	i
REMERCIEMENTS	ii
FICHE PROJET.....	iii
FICHE REPORTING.....	vi
FICHE REPORTING.....	viii
FICHE REPORTING.....	x
RESUME :	xii
ABSTRACT	xiii
LISTE DES ABREVIATIONS	xvii
INTRODUCTION	1
2. METHODOLOGIE.....	3
2.1. Zone d'étude	3
2.2. Présentation des données.....	4
2.3. Traitement des données.....	5
2.3.1. Prétraitement d'images.....	5
2.3.2. Traitement et analyse d'images	6
2.4. Comparaison des données avec celles du Centre de Suivi Ecologique (CSE).....	10
3. RESULTATS.....	11
3.1. Biomasse moyenne totale issue des images drones	11
3.2. Valeurs d'indices spectrales	13
3.3. Estimation de la biomasse à l'échelle nationale	14
3.3.1. Lien entre les indices de végétation mensuels et la biomasse des images drones	14
3.3.2. Evaluation du modèle.....	15
3.3.3. Cartographie de la biomasse à l'échelle nationale.....	16
3.4. Comparaison des résultats avec la carte du CSE.....	17
4. DISCUSSION	20
4.1. Biomasse et gradients latitudinaux/pluviométriques	20

4.2. Choix et limites méthodologiques.....	21
4.3. Comparaison des cartes biomasse.....	22
CONCLUSION	25
REFERENCES	27
ANNEXES.....	31
Annexe 1 : Variation de la biomasse herbacée	31
Annexe 2 : Variation de la biomasse foliaire ligneuse.....	32
Annexe 3 : Relation entre les indices de végétation mensuelle et la biomasse totale.....	33
Annexe 4 : Image drone illustrant la segmentation des couronnes d'arbres	34
Annexe 5 : Représentation schématique du survol drone et prise de biomasse (Taugourdeau et al., 2022).....	34

Liste des figures

Figure 1 : Zone et sites de l'étude	3
Figure 2 : Récapitulatif de la méthodologie menée pour estimer la biomasse à l'échelle du Sénégal.....	6
Figure 3 : Variabilité intersites de la biomasse totale à travers le gradient nord-sud	12
Figure 4 : Relation entre la biomasse moyenne par site et la pluviométrie moyenne des différents sites	13
Figure 5 : Boxplots des indices de végétation issus des images Sentinel 2 au nord et au sud	14
Figure 6 : Relation entre les indices de végétation mensuels (juillet) issus des images Sentinel 2 et la biomasse totale	15
Figure 7 : Répartition spatiale de la biomasse estimée par la présente étude (résolution : 1 km ²)	17
Figure 8 : Répartition spatiale de la biomasse du Sénégal estimée par le CSE (résolution : 1 km ²)	18
Figure 9 : Comparaison des cartes biomasse réalisée par notre étude contre celle réalisée par le CSE (résolution : 1 km ²)	19
Figure 10 : Répartition des sites du CSE	23

Liste des tableaux

Tableau 1 : Récapitulatif des indices de végétation issus des images drones	7
Tableau 2 : Récapitulatif des indices de végétation issus des images Sentinel 2	9
Tableau 3 : Présentation du modèle pour l'évaluation de la biomasse à l'échelle nationale	16

LISTE DES ABREVIATIONS

C : Carbone

CHM : Canopy Height Model

CSE : Centre de Suivi Ecologique

MNS : Modèle Numérique de Surface

MNT : Modèle Numérique de Terrain

NE : Nord-est

NO : Nord-ouest

PIR : Proche Infra rouge

RVB : Rouge Vert Bleu

SE : Sud-est

SO : Sud-ouest

THRS : Très haute résolution spatiale

INTRODUCTION

L'importance des plantes n'est plus à prouver aujourd'hui car capitale, en effet elles assurent plusieurs fonctions, tant pour leur rôle écologique que pour de nombreux biens qu'elles offrent aux populations (Ratter et al., 1997; Sellers et al., 1997). Dans les zones arides et semi arides, les savanes en sont un exemple, elles sont présentes sous différentes latitudes et celles-ci présentent de formes herbacées et/ou arborées. Ces savanes jouent un rôle majeur dans le cycle global du carbone (C) bien que la quantité de ligneux présentent dans ces milieux soit inférieure à celle rencontrée en forêts et que les connaissances sur les milieux en question sont encore insuffisantes à cause notamment de leur grande hétérogénéité spatiale (Anchang et al., 2020).

Les écosystèmes dans ces milieux sont fortement influencés par les régimes pluviométriques locaux ou régionaux (Awa et al., 2004). Le Sénégal en est l'exemple, avec ses différentes zones climatiques bien individualisées (Brandt et al., 2016; Le Houerou, 1980), on note au nord et au centre une végétation à dominance herbacée puis au sud une végétation à dominance ligneuse. La végétation ligneuse et même herbacée, sont ainsi des éléments centraux des écosystèmes de savanes car elles représentent un moyen de subsistance local non négligeable (Zhang et al., 2019). Les sociétés à prédominance pastorale, tel est le cas du Sénégal, dépendent de la biomasse végétale pour l'énergie (bois de feu et charbon de bois) et la nourriture (y compris le broutage de bétail) (Hanan et al., 2021; Wessels et al., 2013).

Depuis les épisodes de sécheresse qui sont survenus dans les années 1970 et 1980, l'évaluation de la couverture ligneuse, de la biomasse ligneuse et du stock de C ont été au centre des discussions environnementales (Brandt et al., 2018, 2016). Un suivi de la végétation à l'échelle nationale est donc souhaitable, mais les approches de cartographie à grande échelle reposent sur les données satellitaires à résolution spatiale relativement grossière, qui ne peuvent pas identifier directement la nature des arbres de la savane (Anchang et al., 2020; Zhang et al., 2019). La cartographie par télédétection de la végétation ligneuse des savanes à l'échelle régionale est une tâche difficile, en raison de la nature dispersée des arbres et arbustes de la savane qui coexistent avec la végétation herbacée (Zhang et al., 2019). Aussi la cartographie de la végétation herbacée n'en demeure pas moins difficile car très dépendante des saisons.

Des études régionales estimant la couverture ligneuse en savane basées sur des images à très haute résolution (THR), l'imagerie drone entre autres, se font à des échelles locales. La fine

résolution spatiale des images offre la possibilité de cartographier la présence/l'absence de canopées d'arbres plutôt que la fraction de couverture boisée ou de zones boisées (Zhang et al., 2019). Ces progrès sont ainsi déterminant en offrant la possibilité de réaliser des cartographies qui soient à la fois plus précises, globales et avec des résolutions spatiales et temporelles intéressantes. Des études de terrain ont permis de calculer la biomasse à des échelles réduites, seulement obtenir ces résultats à des échelles plus larges reste un défi que se doit de relever les nouvelles approches de télédétection (Zhang et al., 2022). Des méthodes statistiques employées ont permis d'établir des relations entre la biomasse *in situ* et les informations spectrales (originales ou calculées) issues des capteurs drones de types RVB par exemple (Morais et al., 2021; Taugourdeau et al., 2022; Zhang et al., 2022). Le changement d'échelle est alors rendu possible par l'imagerie drone qui permet dans un premier temps (i) de produire les cartes de végétation prenant en compte l'hétérogénéité de la végétation à une échelle fine, ensuite (ii) de faire un lien entre ces cartes et des images satellites à résolution spatiale plus faible.

Ainsi, dans cette perspective la présente étude s'est fixé pour **objectif général** d'explorer le potentiel des images drones THR pour la caractérisation de la végétation, à savoir la biomasse, à l'échelle nationale.

De manière spécifique nous réaliserons :

- Dans un premier temps la production d'une carte biomasse nationale, pour l'année 2020, en utilisant les images drones comme une étape intermédiaire entre les données terrain et les images de type Sentinel 2 ;
- Puis comparer la carte biomasse produite avec celle produite la même année par le Centre de Suivi Ecologique (CSE).

2. METHODOLOGIE

2.1. Zone d'étude

Le Sénégal, pays dans lequel s'est déroulée cette étude, se trouve en partie dans la zone dite ceinture sahélienne. Le pays est ainsi caractérisé par 2 zones majeures bioclimatiques, établies sous la base des isohyètes des précipitations, à savoir : la zone sahélienne dans laquelle on trouve le nord Sahel (Saharo-sahélien), le centre Sahel (Sahélien typique) et le sud Sahel (Soudano-sahélien) (Le Houerou, 1980). Ces tranches pluviométriques selon le gradient nord-sud sont de 100-200 mm, 200-400 mm puis 400-600 mm pour Le Houerou (1980) et 150-300 mm, 300-500 mm puis 500-700mm selon Brandt et al. (2016).

La seconde est la zone soudanienne, plus au sud et plus pluvieuse avec une pluviométrie dépassant les 1000 mm. Ces différences bioclimatiques sont en partie à l'origine du contraste observé dans la structure de la végétation. Ainsi cette dernière se densifie en suivant un gradient nord-sud.

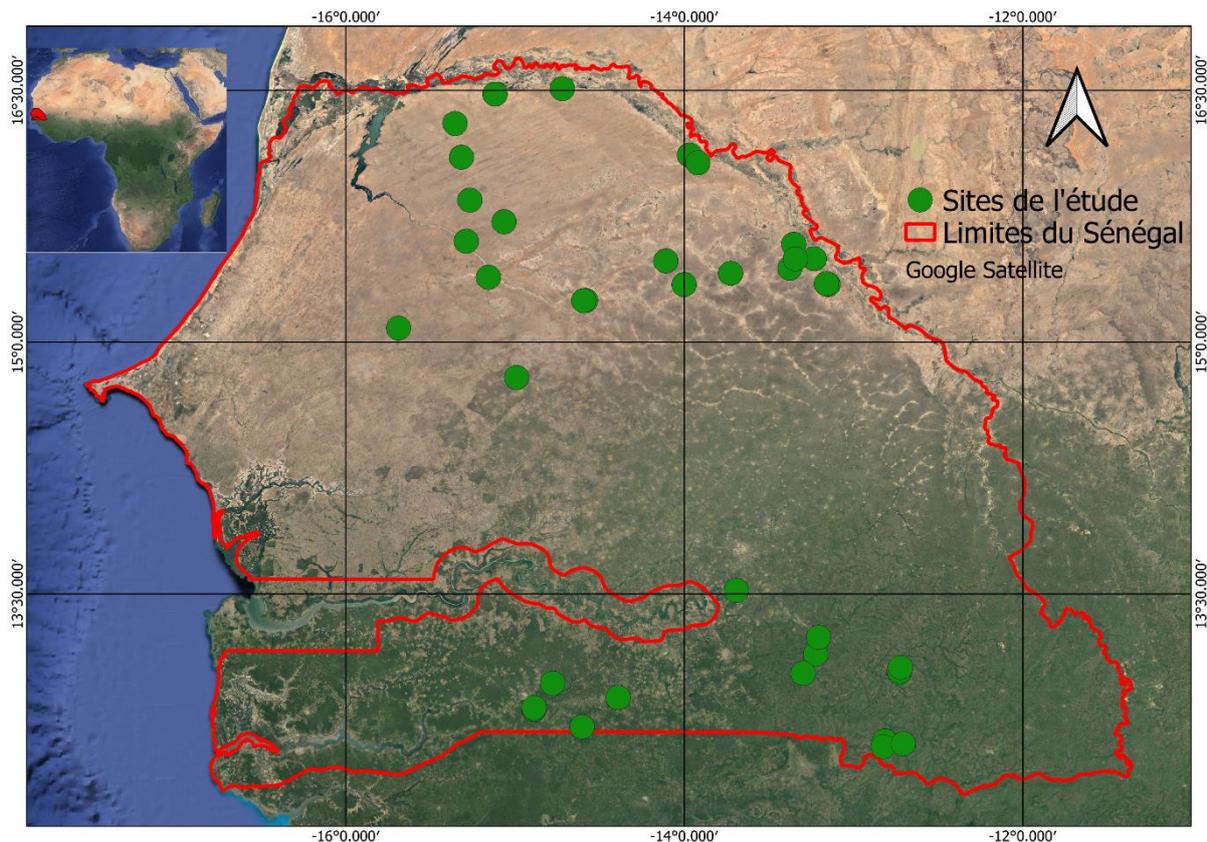


Figure 1 : Zone et sites de l'étude

En vue de proposer une méthodologie qui puisse être la moins coûteuse possible en termes de temps et de ressources, un protocole a été proposé. Ce dispositif a été mis en place pour

permettre de réaliser une cartographie de la biomasse aérienne à l'échelle nationale. Ainsi, un nombre important de relevés (45 sites) a été réalisé sur l'ensemble du territoire pour couvrir et prendre en compte l'hétérogénéité spatiale mais aussi le gradient bioclimatique.

Ces relevés ont consisté à la prise des images drones puis des données terrain (herbacées et ligneuses). Les relevés ont été pris de manière plus ou moins aléatoire lors de deux campagnes, l'une dans le nord du Sénégal et l'autre dans le Sud. Les sites étudiés sont représentés par la carte ci-dessus (figure 1).

2.2. Présentation des données

Des campagnes réalisées en 2020, ont permis de faire des mesures de terrain et des acquisitions drones en deux temps, dans le nord et sud-est du Sénégal. Ces campagnes ont été réalisées par une équipe réduite, d'environ 4 personnes, sur une quinzaine de jours contrairement à celles du CSE qui nécessitent plus de ressources et du temps.

Ces données sont accessibles sur <https://zenodo.org/record/5148337>. N'ayant pas participé aux campagnes de terrain, nous avons mobilisé, dans le cadre de ce travail, les données suivantes :

- Données herbacées : dans chaque site, trois mesures sur les herbacées ont été réalisées, cela a consisté au prélèvement de ces dernières à ras du sol dans des carrés de 1 m². Ces échantillons ont été ainsi pesés et les valeurs reportées en masse fraîche ; ensuite pour chaque site un échantillon composite a été constitué pour évaluer la teneur en matière sèche ;
- Données des ligneux : Ces données ont été récoltées entre septembre et octobre 2020 dans les différents sites. Pas plus de quatre arbres ont été mesurés sur chaque site, les individus sélectionnés étaient les plus proches du premier carré de mesures herbacées. En partant de ce carré les arbres ont été mesurés suivant la direction NO, NE, SO, SE. Aussi a été mesuré les paramètres du type diamètre de la couronne, hauteur, circonférence du tronc à 0,3 et 1,3 m. En parallèle une identification de l'espèce a été faite ;
- Images drones : au total 45 sites de mesures ont été identifiés sur l'ensemble du territoire national sur la période septembre-octobre 2020. Ainsi à l'aide d'un drone low-

cost de type ANAFI intégrant un capteur RVB/RGB, des images ont été acquises à 80 m du sol.

Au-delà de ces données terrain et drone THR, une collection d'images satellites de type Sentinel 2 a été faite pour faciliter le changement d'échelle et produire une carte à grande échelle (nationale). Des composites et mosaïques d'images Sentinel 2 du Sénégal ont été obtenues pour la période juin-décembre 2020. Pour cela, nous avons utilisé la plateforme Google Earth Engine. Cette dernière nous a permis dans un premier temps de constituer des mosaïques mensuelles de juin à novembre 2020. Ainsi, à partir de chaque mosaïque les indices de végétation (NDVI, MSAVI 2, MTVI 2) ont été calculés pour chaque mois ; ces indices ont ensuite servi à réaliser des calibrations. Ensuite une image composite a été construite en prenant la valeur médiane de la période allant de juin à décembre de la même année puis les mêmes indices ont été calculés.

2.3. Traitement des données

2.3.1. Prétraitement d'images

Chaque image drone RVB mise à notre disposition était complétée d'un MNT et un MNS. L'utilisation des images drone à l'avantage de produire par des approches en photogrammétrie des images stéréoscopiques, cela permet ainsi de mieux appréhender l'hétérogénéité spatiale locale. Les MNT (Modèle Numérique de Terrain) et MNS (Modèle Numérique de Surface) nous ont permis de produire ensuite un modèle d'hauteur de la canopée (CHM en anglais) pour chaque site. Mais avant toute chose nous avons visionné toutes les images pour pouvoir recalculer si nécessaire certaines d'entre elles afin de faciliter la superposition aux images satellite et à d'autres données. De façon concrète nous avons procédé au géoréférencement des images mal positionnées à l'aide du logiciel QGIS 3.16, produit le CHM puis procédé à un seuillage en utilisant le CHM pour séparer la strate herbacée de la strate arborée (figure 1).

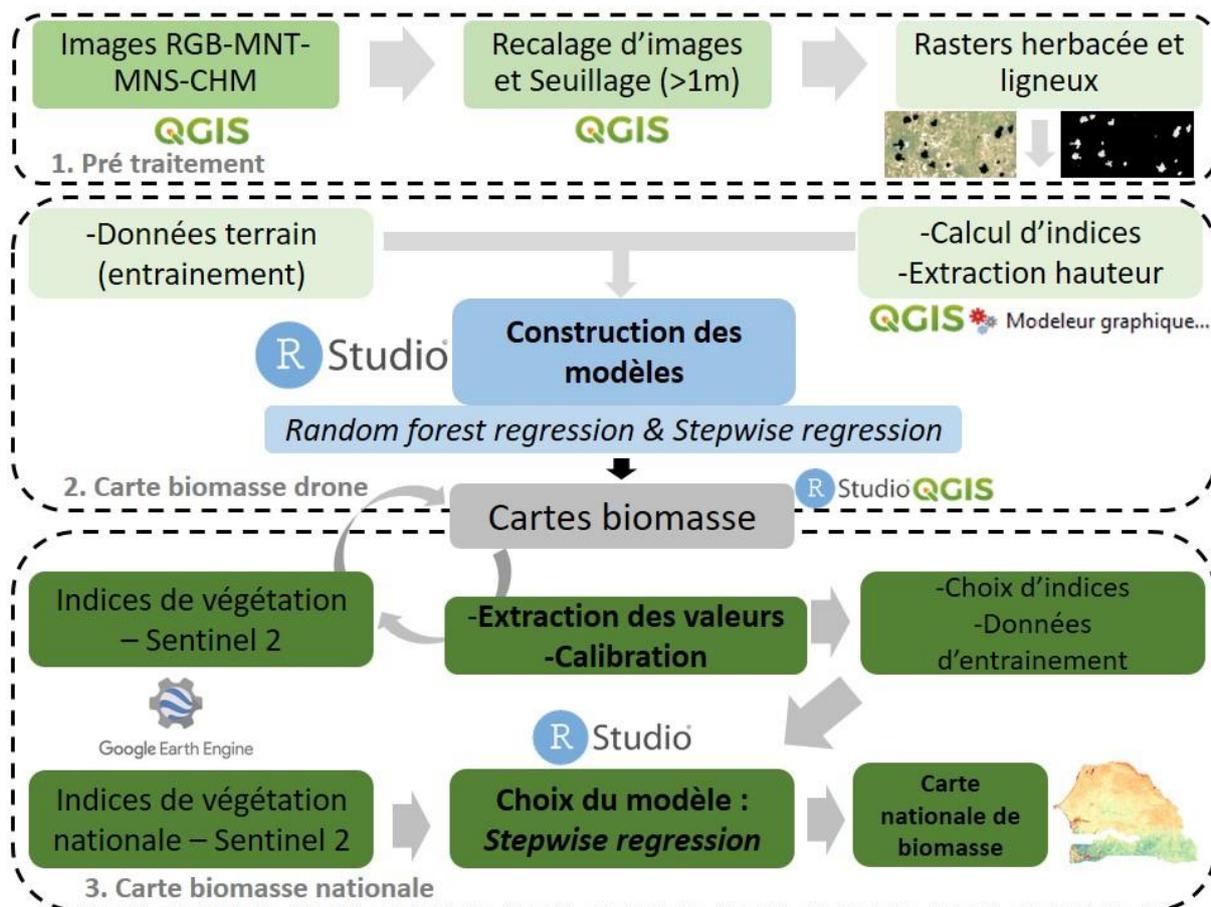


Figure 2 : Récapitulatif de la méthodologie menée pour estimer la biomasse à l'échelle du Sénégal

2.3.2. Traitement et analyse d'images

Le traitement d'images s'est déroulé en deux grandes phases : dans un premier temps, il s'agissait de produire des cartes de biomasse à partir des images drones ensuite, de réaliser le changement d'échelle par la production d'une carte biomasse nationale à l'aide des images Sentinel 2 (figure 2).

2.3.2.1. Traitement d'images drones

- **Segmentation d'images**

L'extraction des différentes strates, herbacées et arborées dans notre cas ou dans d'autres, reste une tâche déterminante dans ce type d'études (Jakubowski et al., 2013). Cela nécessite le choix de la meilleure approche et une très bonne connaissance du milieu afin de prendre en compte l'hétérogénéité dudit milieu. La segmentation de nos deux strates a été rendu possible grâce à l'utilisation du CHM qui nous a permis de séparer les zones ligneuses, individualisée par des couronnes, des zones herbacées en fonction de la hauteur des différentes strates. Ainsi en y appliquant un seuil à partir duquel ligneux et herbacées pouvaient être discriminés, la

segmentation était effective. Pour ces deux types de végétation nous avons appliqué un seuil de 1-2 mètre(s) en fonction des régions et donc de la hauteur des strates. Sur l'ensemble de nos sites, des informations requises pour la suite de nos traitements ont été obtenues.

- **Construction du modèle**

En plus des données récoltées sur le terrain, plusieurs indices de végétation ont été calculés : GR, GB, RB, Vari, Exg et Gli (tableau 1). En plus de cela nous avons pris en compte la hauteur de la strate et enfin les valeurs des bandes spectrales RVB. Ces différents paramètres nous ont servi de variables explicatives pour nos différents modèles. Ces variables ont été retenues à la suite des études antérieures menées sur la même thématique (Bossoukpe et al., 2021; Taugourdeau et al., 2022). Notons cependant que les modèles choisis pour estimer la biomasse des herbacées et des ligneux (foliaires) sont différents.

Tableau 1 : Récapitulatif des indices de végétation issus des images drones

Acronyme	Définition	Formules	Références
GR	Normalized Difference Green Red Index	$(R-G)/(R+G)$	(Tucker, 1979)
GB	Normalized Difference Blue Green Index	$(B-G)/(B+G)$	
RB	Normalized Difference Blue Red Index	$(B-R)/(B+R)$	
Vari	Visible Atmospheric Resistant Index	$(G-R)/(G+R-B)$	(Gitelson et al., 2002)
Exg	Excess of green	$G-0.39*R-0.61*B$	
Gli	Green Leaf Index	$(2*G-R-B)/(2*G+R+B)$	

L'estimation de la biomasse herbacée a été obtenue en utilisant un modèle de régression *random forest*, élaboré dans le cadre de l'étude réalisée par Taugourdeau et al. (2022), dont le R^2 est de 0,60. Pour cela, nous avons utilisé des grilles de 1 m² qui ont servi de référence. Dans chacune de ces grilles nous avons calculé les moyennes des valeurs d'indices de végétation et nous y avons extrait la hauteur maximale et moyenne.

Quant à la biomasse foliaire ligneuse par arbre, elle a été estimée en appliquant une *stepwise regression* ; vu la présence des polygones fusionnés ayant des valeurs surface largement supérieures à celles enregistrées dans le jeu d'entraînement. Le modèle a révélé que seul l'indice excès de vert/excess of green (Exg) et la surface de la couronne d'arbre expliquaient le mieux la variation bien qu'ayant seulement un $R^2=0,35$. L'équation du modèle est la suivante :

$$\text{biomasse(en g)} = 251.41 * \text{area} + 208.97 * \text{exg} - 2408.82 \quad (p\text{-value: } 3.21.10^{-09})$$

Ces modèles, construits sous le logiciel R, ont donc servi pour produire les cartes de biomasse (herbacée et foliaire ligneuse) de nos différents sites (figure 2).

2.3.2.2. Changement d'échelle

Les données produites au niveau local (à partir d'images drones) nous ont servi de tremplin pour pouvoir produire une carte de biomasse à l'échelle nationale, en utilisant les images satellite de type Sentinel 2. Pour se faire un nombre d'indices, susceptible de permettre la prédiction de la biomasse, a été calculé sur un intervalle de temps. Il s'agit notamment du NDVI, MTVI2 et du MSAVI2 (tableau 2) calculés pour la période allant de juin à octobre 2020 sur Google Earth Engine. Ces mêmes indices ont été calculés pour l'image composite faite pour la période de juin à décembre 2020.

Tableau 2 : Récapitulatif des indices de végétation issus des images Sentinel 2

Acronyme	Définition	Formules	Références
NDVI	Normalized difference vegetation index	$(\text{NIR}-\text{R})/(\text{NIR}+\text{R})$	(Rouse et al., 1974)
MTVI 2	Modified triangular vegetation index	$1.5 * (1.2 * (\text{NIR} - \text{Green}) - 2.5 * (\text{Red} - \text{Green})) \sqrt{((2 * \text{NIR} + 1)^2 - (6 * \text{NIR} - 5 * (\text{Red} - 0.5)))}$	(Haboudane et al., 2004)
MSAVI 2	Modified soil adjusted vegetation index	$(1/2) * (2 * (\text{NIR} + 1) - \sqrt{((2 * \text{NIR} + 1)^2 - 8 * (\text{NIR} - \text{Red})))}$	(Bégué and Myneni, 1996)

Dans un premier temps, le modèle retenu a pris en compte uniquement les indices des mois juin, juillet puis octobre. Pour se faire des grilles, produites à partir des cartes biomasse drone, de 10 m de résolution ont permis d’extraire les valeurs moyennes de biomasse. Ces mêmes grilles ont également servi pour l’extraction des valeurs d’indices calculés à partir des images Sentinel 2. Nous avons testé différentes calibrations pour étudier les liens entre la biomasse issue des images drone et les indices de végétation issus des images Sentinel 2.

Vu la difficulté liée à la présence des nuages, nous avons également construit un modèle linéaire avec ces trois indices extraits de l’image composite mensuelle. La gestion des NAs, liés à l’absence des valeurs ou la présence des nuages, a été déterminante dans le cadre de notre travail. En effet, tout au long de nos analyses les valeurs manquantes ont fait partie intégrante de notre travail. Tout d’abord à cause de la segmentation/séparation de la strate herbacée à la strate arborée puis ensuite à cause de la présence des nuages sur les images Sentinel 2. Leur prise en compte nous a permis de minimiser les biais lors de nos analyses. Ainsi, sous les couronnes d’arbres nous avons remplacé ces valeurs manquantes par zéro. Puis à la suite de l’extraction des valeurs d’indices mensuels des images Sentinel 2 nous avons supprimé les lignes qui contenaient au moins une valeur manquante.

Pour faire face à ses difficultés nous avons retenu pour modèle global une régression *stepwise* qui a pris en compte que deux variables, à savoir NDVI et MSAVI 2. Ledit modèle a un R^2 égale à 0,50 et celui-ci a été construit à partir des images composites de la période considérée.

2.4. Comparaison des données avec celles du Centre de Suivi Ecologique (CSE)

Une fois le modèle obtenu, la carte de biomasse a été produite à l'échelle de 1 km² pour la rendre comparable avec la carte produite par le Centre de Suivi Ecologique (CSE) de Dakar pour la même année. Notons que notre carte pouvait être produite avec une résolution fine (10 m par exemple), car disposant des données de bonne qualité spatiale. Le CSE étant l'organisme en charge de la production des cartes nationales de biomasse du Sénégal notre carte de biomasse produite a été comparée à celle produite la même année par le CSE. L'objectif de la comparaison étant d'identifier les écarts entre les deux cartes et les potentielles sources de différences. Notons que pour les deux méthodes l'effort d'échantillonnage puis la couverture à l'échelle nationale ne sont pas les mêmes.

3. RESULTATS

3.1. Biomasse moyenne totale issue des images drones

A la suite de nos travaux, les estimations moyennes de biomasse totale (herbacée et ligneuse foliaire) faites ont révélé une différence apparente de valeurs de biomasse entre les différents sites. La statistique appliquée a révélé que la biomasse moyenne des sites au sud est significativement supérieure à celle obtenue pour les sites du nord ($p\text{-value} < 2,2 \cdot 10^{-16}$). Nous avons obtenu une biomasse moyenne de 179,15 g/m² au nord contre 361,60 g/m² au sud, avec des écart-types respectifs de 91,31 g/m² et 154,95 g/m². En effet, le sud du Sénégal bénéficiant d'un régime pluviométrique plus important, la production fourragère pourrait l'être également. Il faut cependant noter que la comparaison faite découle de nos données qui ont essayé de prendre en compte l'hétérogénéité spatiale (figure 3). Ces observations nous laissent penser que cette différence est le résultat du régime pluviométrique sur la végétation qu'on observe sur le territoire national.

Nous pouvons noter une grande variabilité des valeurs biomasses en fonction des sites. Cette disparité traduit l'hétérogénéité spatiale notable sur les différents sites en terme de présence ou non des ligneux, de la densité de ces derniers ou de la quantité des herbacées présentes dans lesdits sites. La présence de certaines valeurs extrêmes est notamment due à la présence des polygones/couronnes fusionnés à certains endroits lors de la segmentation de la strate herbacée à la strate arborée.

A la suite de la vérification du lien existant entre la biomasse et la pluviométrie, nous notons une forte corrélation entre la biomasse moyenne et la pluviométrie moyenne de chaque site ($R^2=0,65$). En effet, de manière générale nous observons que la biomasse a tendance à augmenter avec le niveau de pluviométrie moyenne (voir figure 4). Cela laisse penser que la pluviométrie conditionnerait la quantité de biomasse disponible, comme nous l'avons déjà évoqué plus tôt.

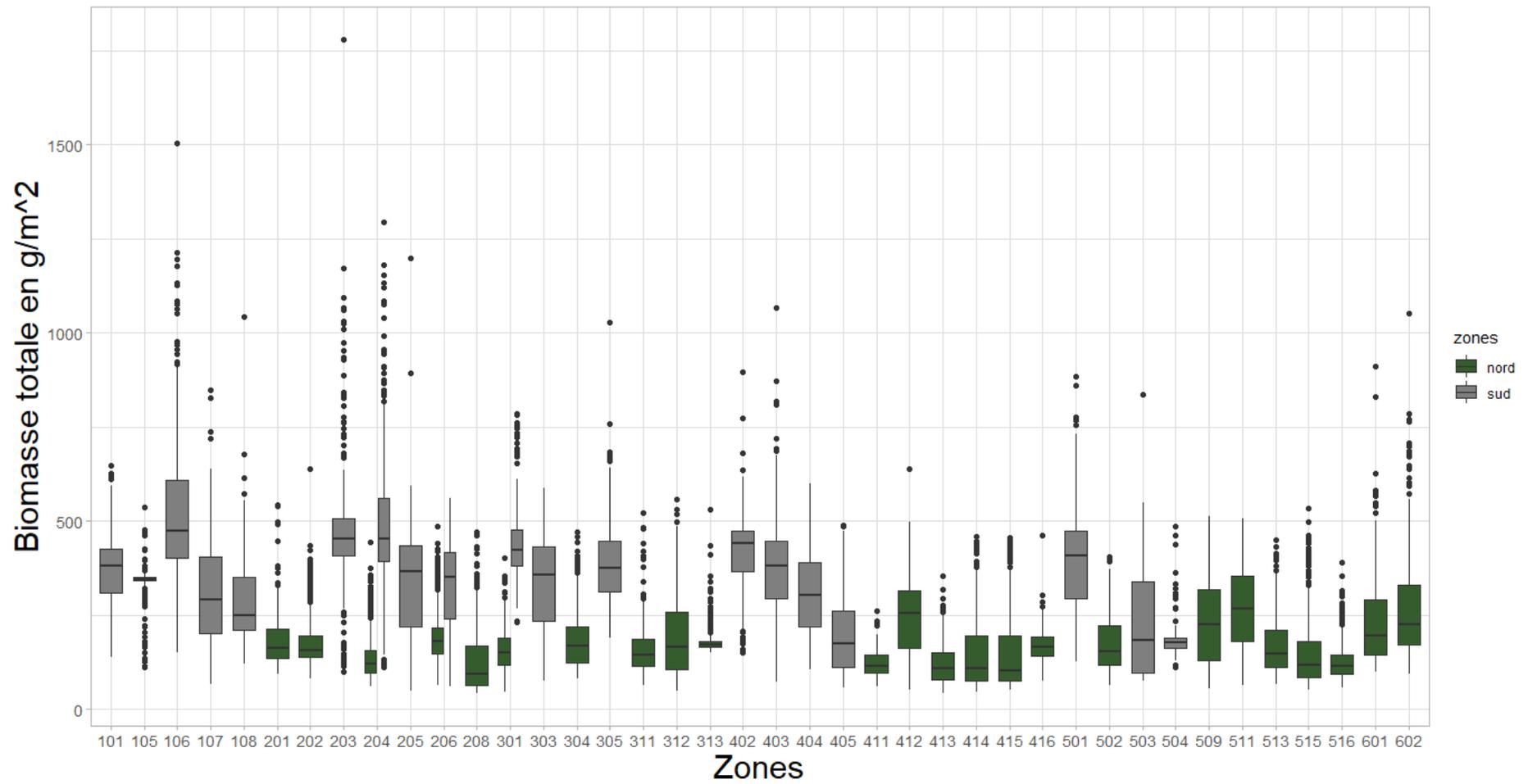


Figure 3 : Variabilité intersites de la biomasse totale à travers le gradient nord-sud

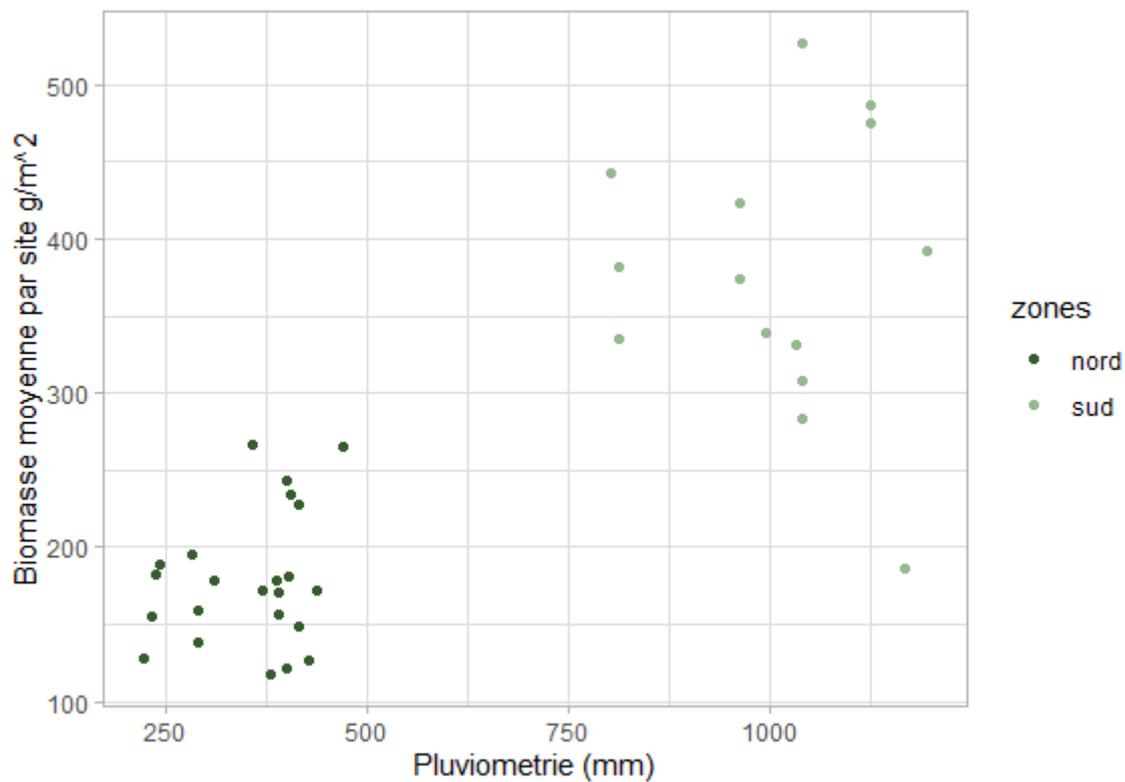


Figure 4 : Relation entre la biomasse moyenne par site et la pluviométrie moyenne des différents sites

3.2. Valeurs d'indices spectrales

La figure 5 présente les indices mensuels (octobre) issus des images Sentinel 2 extraits à partir des grilles, de 10 m de résolution, issues des cartes biomasse drone (voir A-C). Nous pouvons noter d'ores et déjà une différence de valeurs entre le nord et le sud et ce quel que soit l'indice. Les valeurs extraites au sud du Sénégal sont plus importantes que celles extraites au nord. Cette tendance est la même avec celle observée pour la biomasse totale moyenne. En effet, la densité des ligneux présente dans les deux milieux n'est pas la même et présente un contraste qui est bien prononcé.

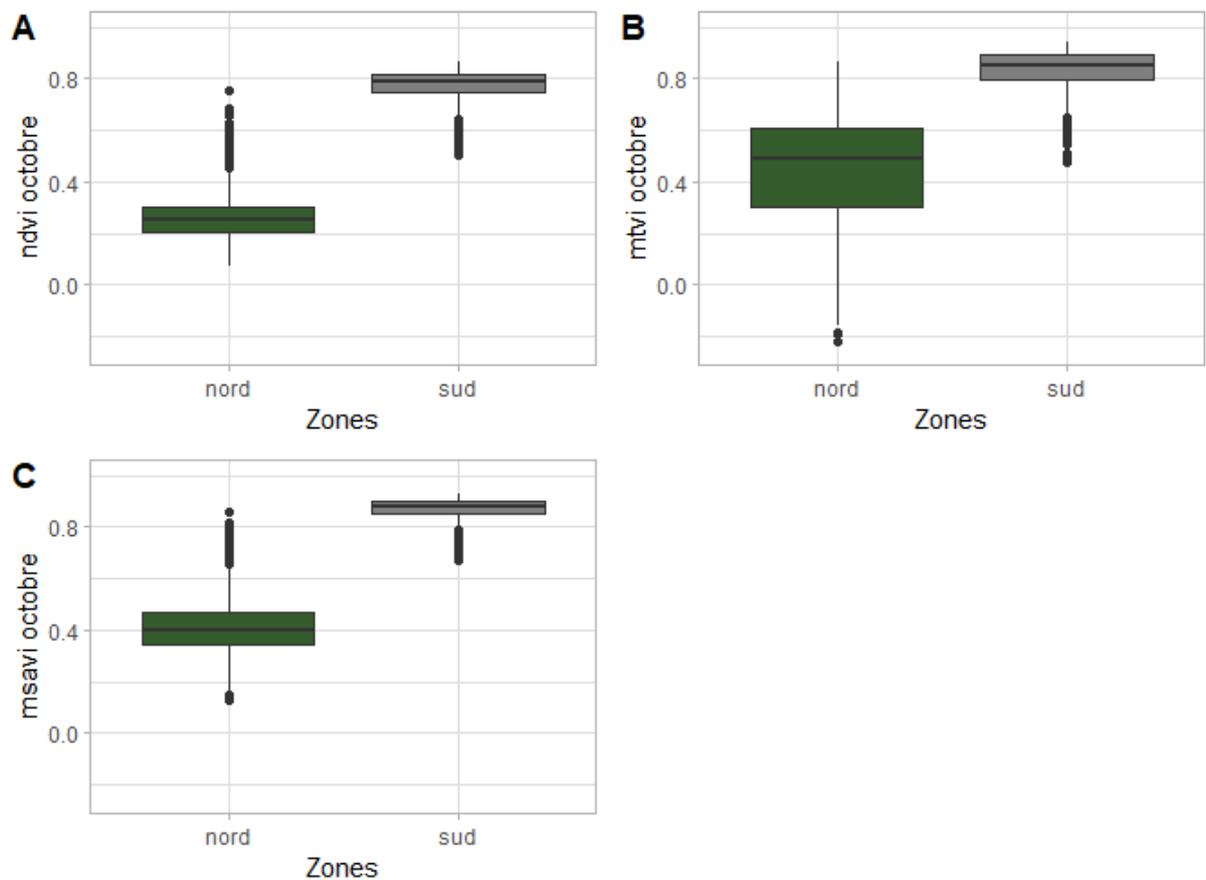


Figure 5 : Boxplots des indices de végétation issus des images Sentinel 2 au nord et au sud

3.3. Estimation de la biomasse à l'échelle nationale

3.3.1. Lien entre les indices de végétation mensuels et la biomasse des images drones

La figure 6 met en évidence la relation entre les indices mensuels de végétation et la biomasse. Nous pouvons effectivement noter une relation assez intéressante pour le mois de juillet où on a des valeurs de $R^2 \geq 0,50$. Les différents indices calculés ont été fondamentaux dans la construction de notre premier modèle national, de régression *random forest*, car ils ont significativement contribué à l'amélioration la variance expliquée. Ces indices mensuels ont eu un effet très explicatif bien que certaines valeurs extrêmes de biomasse semblent perturbées la tendance générale.

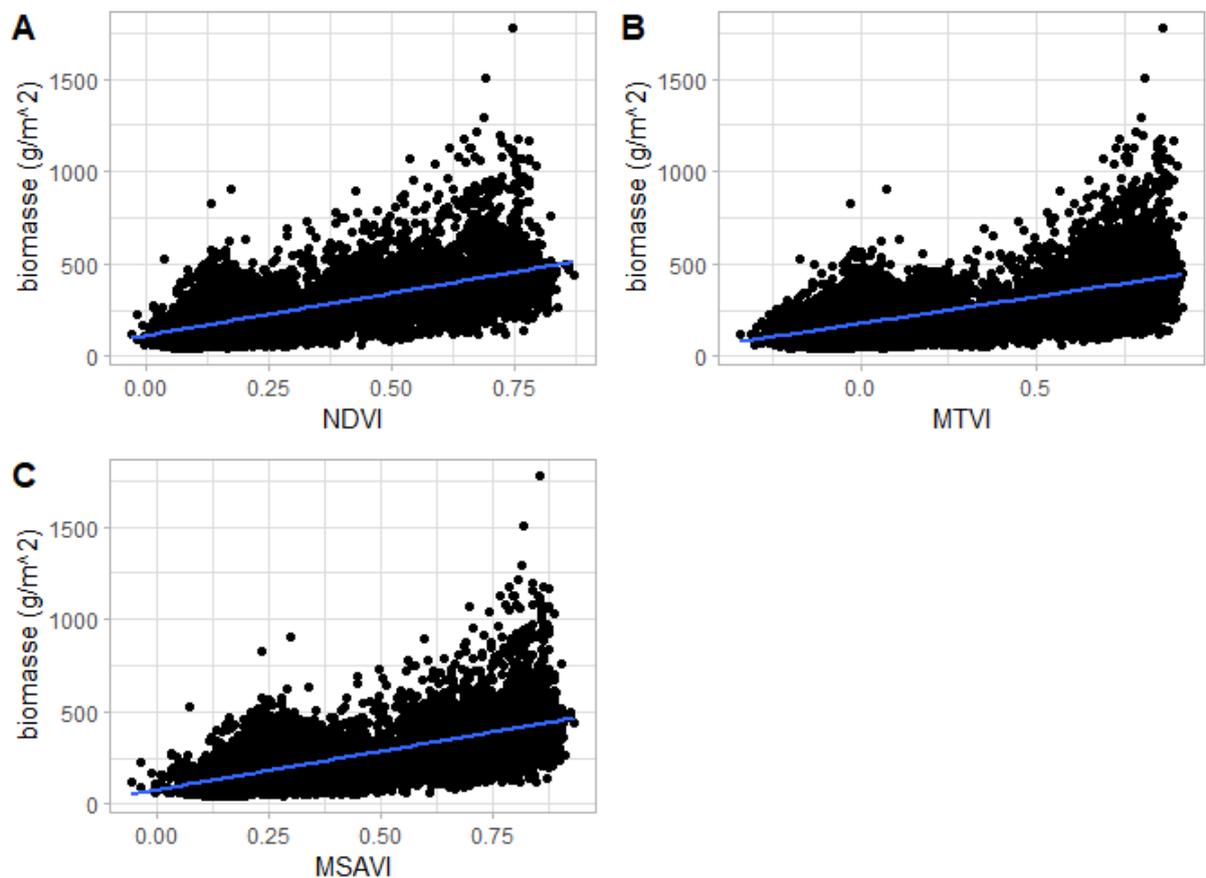


Figure 6 : Relation entre les indices de végétation mensuels (juillet) issus des images Sentinel 2 et la biomasse totale

3.3.2. Evaluation du modèle

Le modèle retenu pour l'estimation de la biomasse à l'échelle nationale est une régression linéaire multiple. Ce modèle, comme l'illustre le tableau 3, est construit à partir de deux variables dont le NDVI et le MSAVI 2. Ainsi, nous avons obtenu un R^2 égale à 0,50 puis un RMSE de 3,14 g/m². Ce modèle bien que n'étant pas assez performant comme nous l'espérons traduit déjà une prédiction assez bonne de la biomasse à l'échelle nationale. Ce modèle est un modèle de substitution que nous avons retenu suite aux contraintes rencontrées lors de cette étude (voir chapitre méthodologie, section changement d'échelle).

Tableau 3 : Présentation du modèle pour l'évaluation de la biomasse à l'échelle nationale

Modèle choisi	Variable réponse	Variables explicatives	Métriques	Valeurs
Modèle linéaire	Biomasse	NDVI et MSAVI 2	R ²	0,50
			RMSE	3,14 g/m ²
Modèle : (Biomasse)^{1/2} ~ NDVI + MSAVI2				

3.3.3. Cartographie de la biomasse à l'échelle nationale

La figure 7 ci-dessous présente les stocks de biomasse estimés à l'échelle nationale. Rappelons que ces résultats ont été produits uniquement pour l'année 2020 et ne concerne que la deuxième moitié de l'année qui est pluvieuse. Nous pouvons ainsi observer sur ladite figure la répartition spatiale de la végétation/biomasse au Sénégal. Les premières observations révèlent que la biomasse suit un gradient nord-sud avec des valeurs importantes plus on va vers le sud. Ces stocks élevés sont principalement localisés dans les zones Soudano-sahélienne et soudanienne bénéficiant d'un régime pluviométrique plus abondant qu'au nord. La moyenne nationale est de 2506,18 kg/ha avec un écart-type de 805,49 kg/ha. Nous pouvons donc souligner que la grande disparité en terme de stocks de biomasse est due à la diversité des types de végétation se succédant le long du gradient latitudinal.

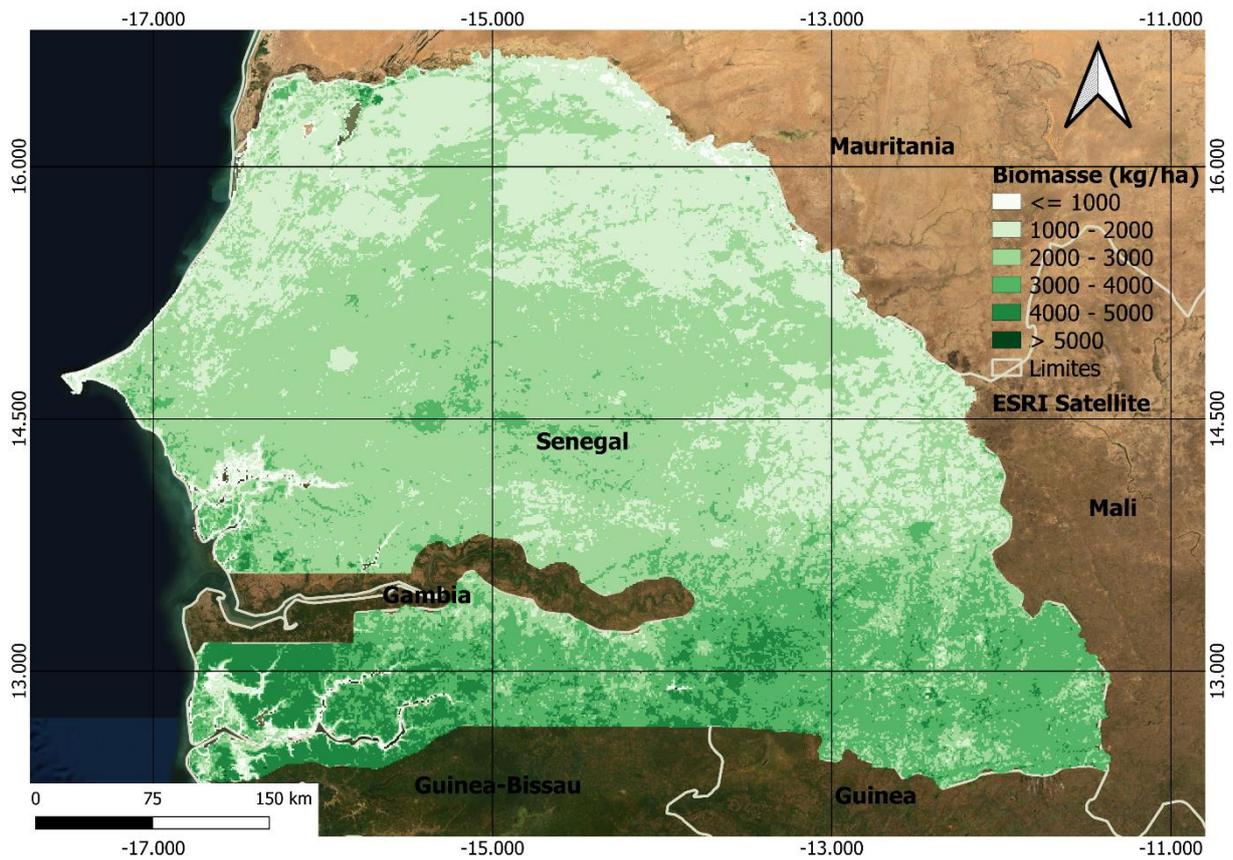


Figure 7 : Répartition spatiale de la biomasse estimée par la présente étude (résolution : 1 km²)

3.4. Comparaison des résultats avec la carte du CSE

Les figures 8 et 9 suivantes présentent respectivement la carte de la biomasse produite par le CSE pour l'année 2020 et la carte comparative des valeurs de biomasse obtenues par le CSE et par cette présente étude.

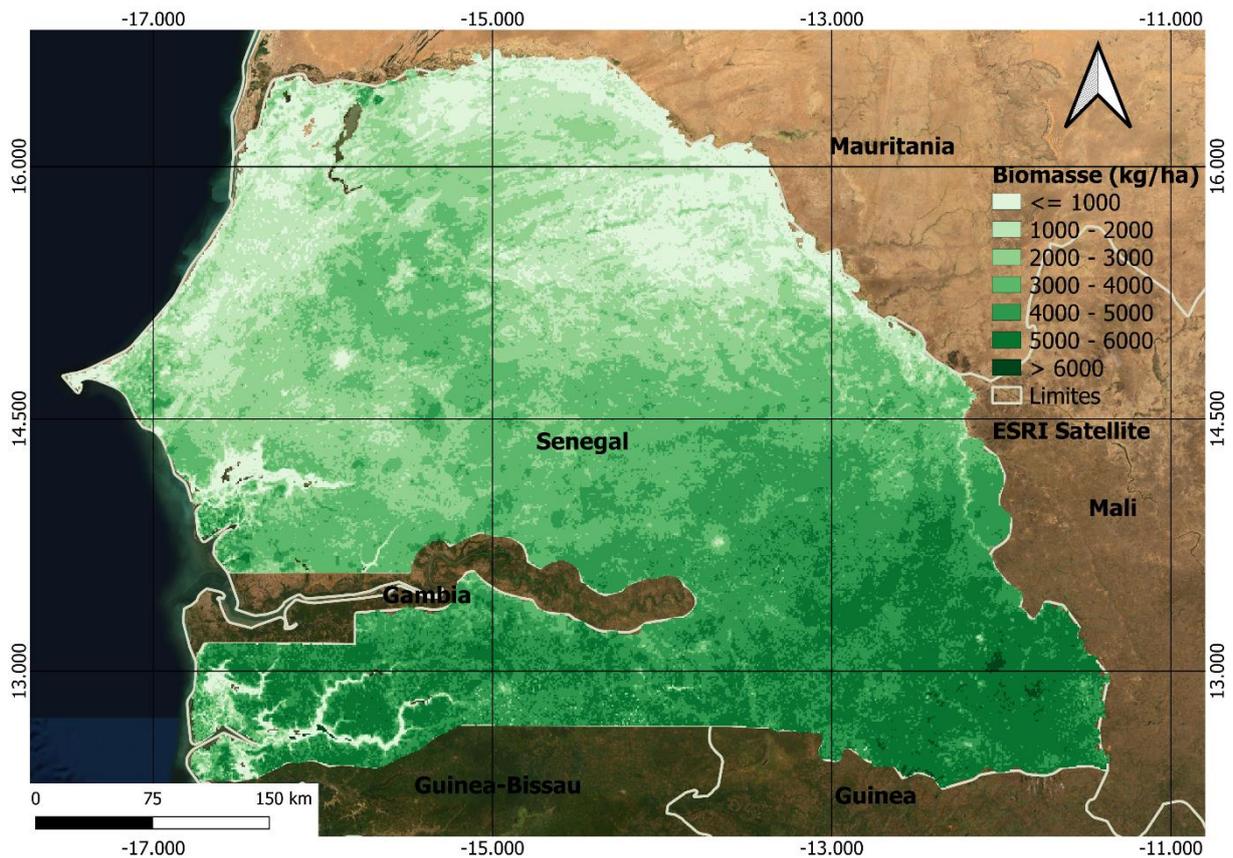


Figure 8 : Répartition spatiale de la biomasse du Sénégal estimée par le CSE (résolution : 1 km²)

L'analyse de la figure ci-dessus nous fait avant tout noter que les valeurs obtenues par le CSE sont supérieures aux nôtres. La biomasse moyenne obtenue par le CSE était de 3256,48 kg/ha avec un écart de 1520,99 kg/ha, quant à la valeur maximale elle est de 6870 kg/ha contre 5072,53 kg/ha obtenue par la présente étude. La valeur moyenne est bien supérieure à la nôtre, en effet le test statistique appliqué montre une différence hautement significative entre les deux ($p\text{-value} < 2.2e-16$). La figure 9 quant à elle traduit les différences obtenues entre les deux cartes. Les parties orangées traduisent des zones où la biomasse estimée par cette étude est supérieure à celle obtenue par le CSE ; les parties en bleue montrent l'inverse. Dans ces zones les valeurs du CSE sont supérieures. La tendance qui se dégage sur cette carte est que les valeurs supérieures obtenues par la présente étude sont principalement localisées au nord, alors que celle du CSE sont au sud. C'est-à-dire que notre estimation par drone surestime la biomasse dans les zones les plus sèches et par contre la sous-estime dans les zones les plus au sud.

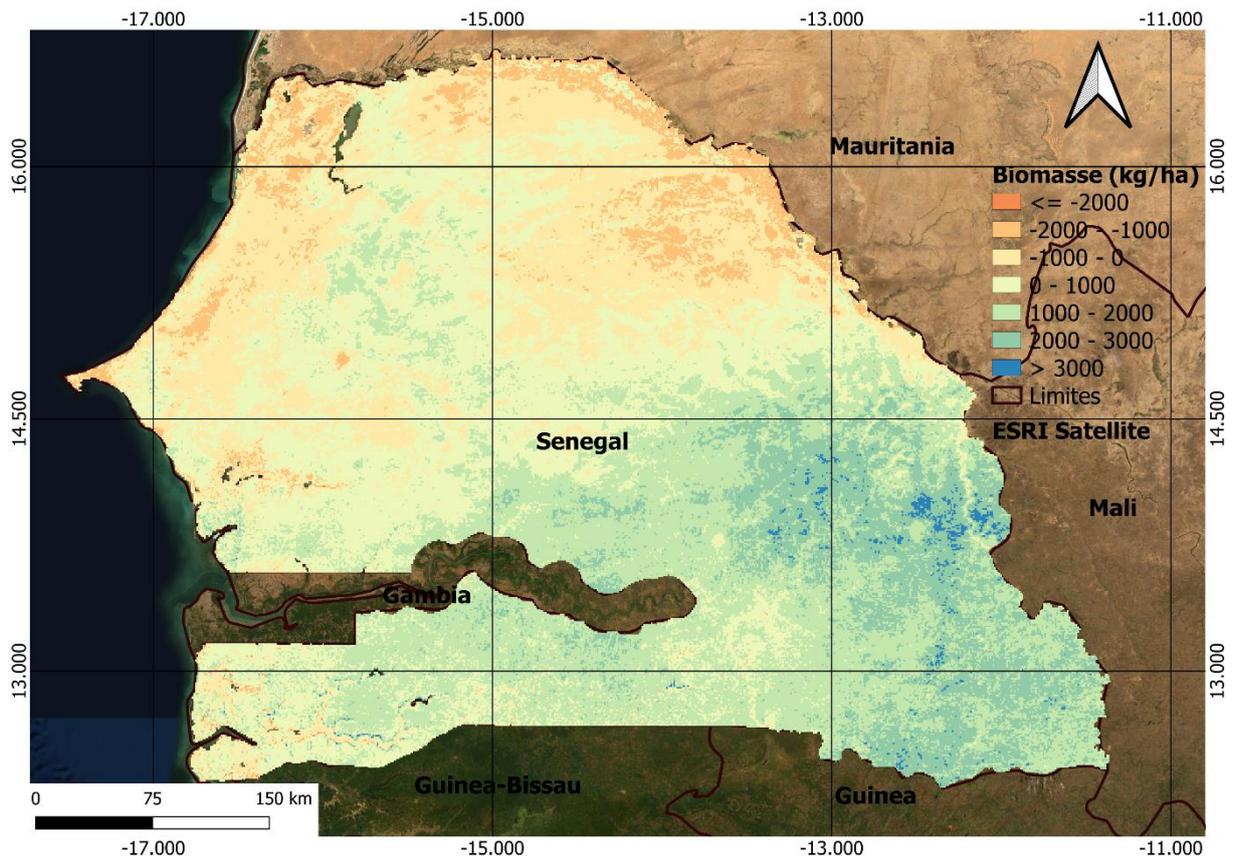


Figure 9 : Comparaison des cartes biomasse réalisée par notre étude contre celle réalisée par le CSE (résolution : 1 km²)

4. DISCUSSION

4.1. Biomasse et gradients latitudinaux/pluviométriques

L'estimation de la biomasse herbacée et/ou foliaire ligneuse est une étape déterminante car, elle constitue un indicateur clé des écosystèmes arides et semi-arides (Bossoukpe et al., 2021; Taugourdeau et al., 2022). En effet, ces milieux qui se caractérisent par la codominance ou non des formes herbacées et arborées sont essentiels, de par leur biomasse, aux moyens de subsistance de base pour de millions de personnes (Anchang *et al.*, 2020). Ces sociétés dont la plupart mènent des activités agro-pastorales dépendent de la biomasse ligneuse pour l'énergie et des biomasses herbacées et ligneuses foliaires pour la nourriture (Hanan, 2018; Wessels et al., 2013). Une évaluation précise de la biomasse s'avère donc nécessaire pour calculer la capacité en charge de fourrages et améliorer notre compréhension du rôle joué par ces écosystèmes dans le cycle du C et la régulation du climat (Wu et al., 2016; Huxman et al., 2005; Vitousek, 1982). La démocratisation des outils d'estimation indirect tel que la télédétection a hautement contribué à évaluer la biomasse à grand échelle avec un gain considérable de temps et de ressources (Bossoukpe et al., 2021; Zhang et al., 2022).

Cette étude a mis en évidence les différentes subtilités et atouts que peuvent nous offrir l'imagerie drone. En effet l'exploitation des méthodes statistiques permettant d'établir le lien (la relation) entre la biomasse mesurée sur le terrain et l'information spectrale nous a été d'une grande utilité. Les estimations réalisées sont étroitement liées à la qualité et la quantité des données terrain réputées d'être chronophage (Morais et al., 2021). Le CSE par exemple travaillant sur leurs sites de contrôle mesure la biomasse herbacée dans 30 voire 100 carrés de 1m² contre 3 carrés de 1m² par site pour notre étude ; quant aux échantillons pour l'évaluation de la biomasse foliaire ligneuse, ils ont été inventorié sur une surface allant de 1/16 à 1 ha au total par site contre 4 arbres par site dans ce travail (Diouf et al., 2015). Seulement, bien que les relevés de terrain aient été relativement fiables différentes sources d'erreurs sont à souligner lors de cette étude. Nous y reviendrons dans la section suivante consacrée aux limites méthodologiques de notre étude.

La répartition spatiale de la biomasse végétale suit des patrons de distribution qui à leur tour dépendent de différents drivers (Xu et al., 2021). Ces patrons de distribution s'individualisent tant au niveau local que régional. Parmi ces drivers de premier plan nous pouvons citer la disponibilité en nutriments, la dégradation des terres et le climat (Lacoste and Salanon, 1978).

Dans les régions arides et semi arides la pluviométrie constitue un facteur limitant majeur (Fei et al., 2022). En effet le climat impacte largement la répartition de la biomasse dans ces régions. Ayant différents gradients climatiques, donc différents régimes pluviométriques, la biomasse du Sénégal est très dépendante des fluctuations climatiques de chacune des régions (Awa et al., 2004). Nos résultats laissent penser que la pluviométrie est le facteur limitant majeur car un lien étroit a été mise en évidence entre les deux ; plusieurs études corroborent cette affirmation (Brandt et al., 2016).

Les données pluviométriques ont mise en évidence une tendance intéressante, nous notons de manière générale que la biomasse est d'autant plus élevée que la pluviométrie est grande. Ainsi le sud du Sénégal bénéficiant d'un climat de type Soudano-sahélien (400-600 mm/an) et Soudanien (>1000 mm) possèdent les stocks de biomasse les plus importants. Ceci est vérifiable par les différentes cartes de biomasse réalisées. Les différents travaux réalisés sur le pourcentage du couvert ligneux ont également notés des taux de couverture importants au sud (Anchang et al., 2020; Defries et al., 2000; Hansen et al., 2003, 2002).

4.2. Choix et limites méthodologiques

La question de fond sur le choix des modèles de régression de *machine learning* pour estimer les paramètres tel que la biomasse est au cœur de toute étude scientifique ; cette question est importante car le choix d'un modèle conditionne la qualité des résultats qui en découleront (Morais et al., 2021; Zhang et al., 2020). Différentes études comparatives ont mis en évidence l'importance du modèle choisi dans l'estimation des paramètres biophysiques des écosystèmes. Wu et al. (2016) comparant 5 approches de régression lors de leur étude en Chine ont mentionné l'approche *random forest* comme celle qui expliquait le mieux la variation avec un R^2 intéressant égal à 0,63. Cette tendance est également clairement spécifiée par d'autres auteurs (Zhou et al., 2021; Zhang et al., 2020) qui ont mis en avant les bonnes performances de certains algorithmes. Notre étude a également utilisé un modèle de régression *random forest* qui a donné des résultats plutôt fiables même si cela n'a pas été retenu comme modèle final.

Au-delà de la question du choix des algorithmes il y a également des défis liés à la nature des données et aux types de variables à utiliser. La collecte des données par utilisation des drones, avec différents capteurs (RVB, LiDAR, multispectraux), s'est démocratisée car ces derniers sont à présent accessibles à moindre coût et adaptables à tout écosystème (Bendig et al., 2014,

2014; Cooper et al., 2017; Jiang et al., 2019; Karpina et al., 2016; Wallace et al., 2012). Dans le cas de notre étude, par exemple, l'utilisation des drones RVB a permis entre autre d'estimer la biomasse à grande échelle. Mais cela n'est pas sans conséquence. Bien que des relations intéressantes soient mises en évidence entre la biomasse mesurée sur le terrain et les indices de végétation RVB, il y a cependant différentes sources d'erreurs et limites. Parmi ces limites, l'absence de la bande PIR (proche infra-rouge) est une barrière car celle-ci est réputée d'être très déterminante dans l'étude de la végétation car réfléchissant un maximum de lumière (Gutman et al., 2021; Mutowo et al., 2018; Xu et al., 2022). L'apport de la bande PIR pouvait éventuellement avoir un impact explicatif supplémentaire sur le modèle d'estimation de la biomasse à partir des images drones. Outre cela, notons également la difficulté liée à la séparation de certaines couronnes d'arbres à partir du CHM. Ce problème a pour conséquence, l'obtention des polygones dont les surfaces sont de loin supérieures à celles enregistrées sur le terrain dû à la difficulté à certains endroits d'identifier les arbres de manière individuelle. Or, le modèle *random forest* à l'inconvénient de ne pas pouvoir extrapoler, cela provoque *ipso facto* des biais sur l'estimation de la biomasse (Thompson, 2019). Cette limite a été à l'origine du choix de la régression stepwise pour l'estimation de la biomasse ligneuse foliaire, bien que la régression *random forest* ait montré son efficacité.

Des choix ont été également faits pour le changement d'échelle, choix qui ont eu un impact sur le modèle global. En effet, l'estimation de la biomasse nationale à partir de l'image composite, a eu pour effet la réduction de la performance du modèle. Bien que les mosaïques mensuelles aient montré une forte relation avec la biomasse estimée à partir des images drones, nous n'avons pas pu construire notre modèle à partir des indices mensuels à cause de la quantité relativement importante des nuages. Des images de types Planet nous permettraient certainement de résoudre ce problème ; pour des raisons de temps et de ressources nous n'avons pas pu accéder à ces dernières.

4.3. Comparaison des cartes biomasse

Différentes approches sont proposées pour réaliser des cartes de végétation, certaines d'entre elles s'appuient principalement sur les données de terrain (Anchang et al., 2020; Taugourdeau et al., 2022) d'autres par contre utilisent des drones pour servir d'étape intermédiaire entre les données de terrain et les images satellites. Tel a été le défi de notre étude, dont la méthodologie est différente de celle appliquée par le CSE de Dakar. Le CSE ayant la mission de

produire des cartes de biomasse annuelle au Sénégal dispose des parcelles permanentes représentées sur la figure ci-dessous (Mbodj et al., 2018).

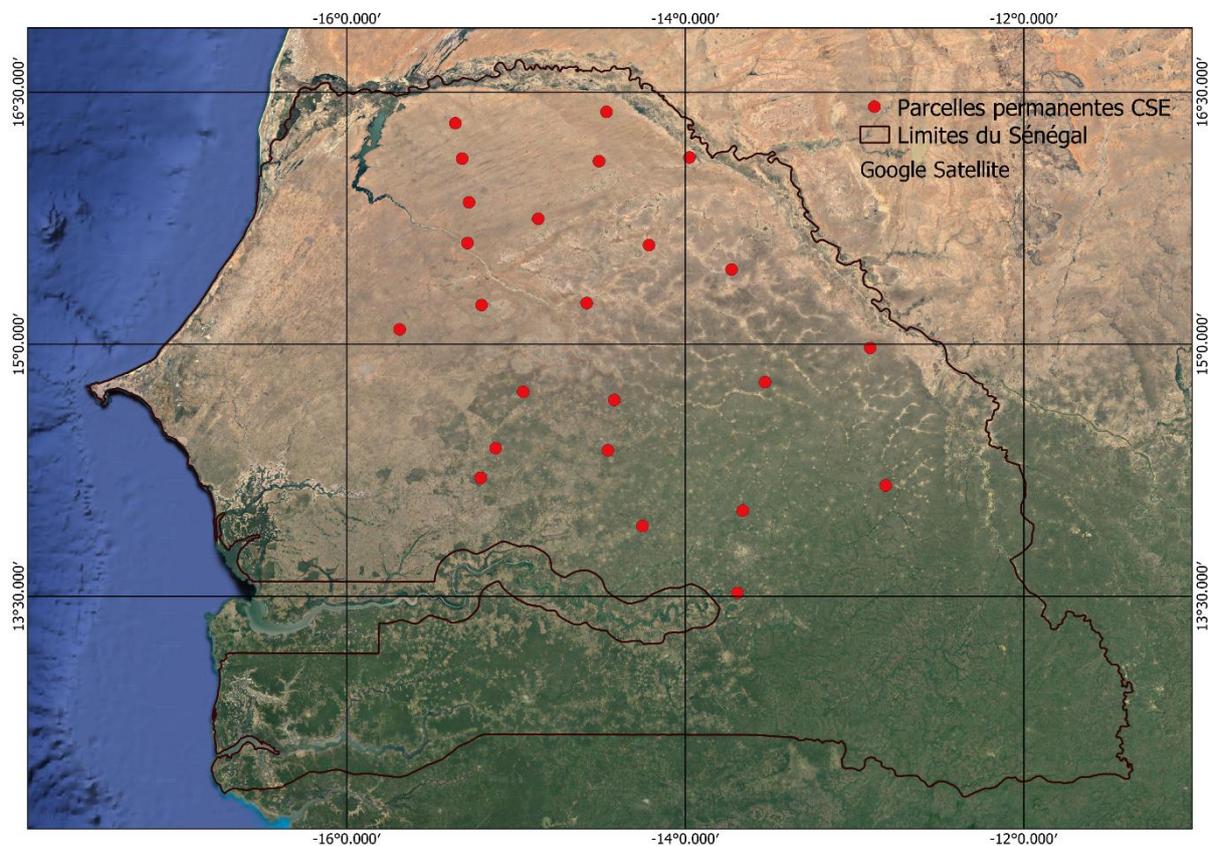


Figure 10 : Répartition des sites du CSE

L'observation de la carte ci-dessus, nous présente la répartition spatiale des parcelles du CSE. Ces parcelles du CSE sont principalement localisées au nord où la végétation est moins dense. Ce manque de prise en compte de l'hétérogénéité spatiale, causé par les gradients pluviométriques, au niveau national pourrait avoir un impact sur le modèle d'estimation de la biomasse par le CSE (Guo et al., 2012; Piao et al., 2007; Qian et al., 2010). Leur modèle linéaire utilisé a donc extrapolé les valeurs au niveau des zones non couvertes, la conséquence de l'extrapolation est des approximations qui peuvent biaiser les résultats. En prenant donc en compte l'hétérogénéité spatiale locale et nationale, nous avons minimisé les biais d'échantillonnage et donc d'extrapolation.

En se rapportant à la carte comparative, elle montre que c'est principalement au nord que les valeurs de biomasse du CSE sont inférieures aux nôtres. Au Sud par contre, où la collecte de donnée n'a pas été faite par le CSE, leurs valeurs sont supérieures. La question de la couverture des données sur l'ensemble du territoire pourrait être l'une des raisons qui explique les écarts.

La couverture de l'hétérogénéité spatiale est un facteur clé car elle permet de prévenir des éventuels biais. Nous suggérons ainsi au CSE de mettre en place des dispositifs/parcelles plus au Sud afin sans doute prendre en compte l'hétérogénéité spatiale au Sud.

CONCLUSION

La démocratisation des nouvelles technologies de télédétection, telle que les drones, ont été un tournant essentiel pour la compréhension des écosystèmes et la réalisation des études à grande échelle en couplant les données drones aux images satellites. Celles-ci constituent un tremplin en rendant accessibles les données des zones difficiles d'accès et en faisant économiser du temps aux équipes de terrain.

Notre étude s'était donc donné la tâche de révéler le potentiel des images drones à servir de pont pour l'estimation de la biomasse aérienne au niveau national (Sénégal). Cette estimation est déterminante dans cette zone car les besoins des populations et du bétail en sont étroitement liés (Hanan, 2018; Wessels et al., 2013). C'est dans ce contexte que la présente estimation de stocks de biomasse a été menée. Les objectifs que nous nous sommes fixés ont été atteints en deux phases comme énoncé : tout d'abord en réalisant des cartes de biomasse pour les différents sites concernés ensuite en procédant au changement d'échelle en produisant une carte à l'échelle du Sénégal.

La carte de biomasse a été réalisée en utilisant une *stepwise regression* qui n'a pris en compte, pour des raisons de parcimonie, que les indices de végétation NDVI et MSAVI 2. Notre modèle a été satisfaisant, avec un $R^2=0,50$ et un $RMSE=3,14 \text{ g/m}^2$ et nécessite sans doute des améliorations pour atteindre des performances suffisamment intéressantes. Cette étude à l'avantage de prendre en compte la variabilité spatiale du milieu en s'appuyant sur la disponibilité des images RGB drones avec les différents fichiers qui leurs étaient annexés (MNT, MNS et CHM).

Ces données drones ont été d'une importance capitale, car elles nous ont permis de réaliser l'extraction de la strate ligneuse et herbacée, rendant ainsi facile l'estimation des deux type de biomasses plus aisée. En effet, cette approche rend plus aisée le suivi spatio-temporelle de biomasse végétale, mais aussi d'autres paramètres. L'utilisation des deux modèles a néanmoins montré leurs limites, tout d'abord par l'absence de certaines bandes spectrales (la bande infrarouge par exemple) et aussi par la difficulté pour le modèle ligneux due à la fusion de plusieurs couronnes d'arbres. Le changement d'échelle a été une tâche fastidieuse car le calcul et l'intégration dans le modèle des indices mensuels de végétation ont très vite montré leur limite. La présence des nuages nous a poussé à abandonner les images mosaïques mensuelles et donc à se tourner vers les images composites pour cette étude.

L'une des solutions serait de recourir aux images Planet qui semble être une bonne alternative pour les cartographies à grandes échelles (nationale et régionale). L'apport des capteurs multispectraux et LiDAR pour les drones pourraient largement contribuer aussi à l'amélioration de la précision des modèles et donc à la production des cartes de bonne qualité. Une autre possibilité serait d'appliquer des modèles différents pour le nord et le sud et d'explorer les performances de ceux-ci.

REFERENCES

- Anchang, J.Y., Prihodko, L., Ji, W., Kumar, S.S., Ross, C.W., Yu, Q., Lind, B., Sarr, M.A., Diouf, A.A., Hanan, N.P., 2020. Toward Operational Mapping of Woody Canopy Cover in Tropical Savannas Using Google Earth Engine. *Front. Environ. Sci.* 8, 4. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2020.00004>
- Awa, D.N., Njoya, A., Logtene, Y.M., Ndomadji, J.-A., Onana, J., Awa, A.A., Tama, A.C.N., Djoumessi, M., Loko, B.D., Bechir, A.B., Delafosse, A., Maho, A., 2004. Contraintes, opportunités et évolution des systèmes d'élevage en zone semi-aride des savanes d'Afrique centrale. *Cah. Agric.* 13, 331-340 (1).
- Bégué, A., Myneni, R., 1996. Operational relationships between NOAA-advanced very high resolution radiometer vegetation indices and daily fraction of absorbed photosynthetically active radiation, established for Sahelian vegetation canopies. *J. Geophys. Res. Atmospheres* 101, 21275–21289. <https://doi.org/10.1029/96JD01621>
- Bendig, J., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J., Eichfuss, S., Bareth, G., 2014. Estimating Biomass of Barley Using Crop Surface Models (CSMs) Derived from UAV-Based RGB Imaging. *Remote Sens.* 6, 10395–10412. <https://doi.org/10.3390/rs61110395>
- Bossoukpe, M., Ndiaye, O., Diatta, O., Diatta, S., Audebert, A., Couteron, P., Leroux, L., Diouf, A.A., Dendoncker, M., Faye, E., Taugourdeau, S., 2021. Unmanned aerial vehicle for the assessment of woody and herbaceous phytomass in Sahelian savanna. *Rev. D'élevage Médecine Vét. Pays Trop.* 74, 199–205. <https://doi.org/10.19182/remvt.36802>
- Brandt, M., Hiernaux, P., Rasmussen, K., Mbow, C., Kergoat, L., Tagesson, T., Ibrahim, Y.Z., Wélé, A., Tucker, C.J., Fensholt, R., 2016. Assessing woody vegetation trends in Sahelian drylands using MODIS based seasonal metrics. *Remote Sens. Environ.* 183, 215–225. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.05.027>
- Brandt, M., Rasmussen, K., Hiernaux, P., Herrmann, S., Tucker, C.J., Tong, X., Tian, F., Mertz, O., Kergoat, L., Mbow, C., David, J.L., Melocik, K.A., Dendoncker, M., Vincke, C., Fensholt, R., 2018. Reduction of tree cover in West African woodlands and promotion in semi-arid farmlands. *Nat. Geosci.* 11, 328–333. <https://doi.org/10.1038/s41561-018-0092-x>
- Cooper, S.D., Roy, D.P., Schaaf, C.B., Paynter, I., 2017. Examination of the Potential of Terrestrial Laser Scanning and Structure-from-Motion Photogrammetry for Rapid Nondestructive Field Measurement of Grass Biomass. *Remote Sens.* 9, 531. <https://doi.org/10.3390/rs9060531>
- Defries, R.S., Hansen, M.C., Townshend, J.R.G., Janetos, A.C., Loveland, T.R., 2000. A new global 1-km dataset of percentage tree cover derived from remote sensing: GLOBAL PERCENTAGE TREE COVER FROM REMOTE SENSING. *Glob. Change Biol.* 6, 247–254. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2486.2000.00296.x>
- Diouf, A.A., Brandt, M., Verger, A., Jarroudi, M.E., Djaby, B., Fensholt, R., Ndione, J.A., Tychon, B., 2015. Fodder Biomass Monitoring in Sahelian Rangelands Using Phenological Metrics from FAPAR Time Series. *Remote Sens.* 7, 9122–9148. <https://doi.org/10.3390/rs70709122>

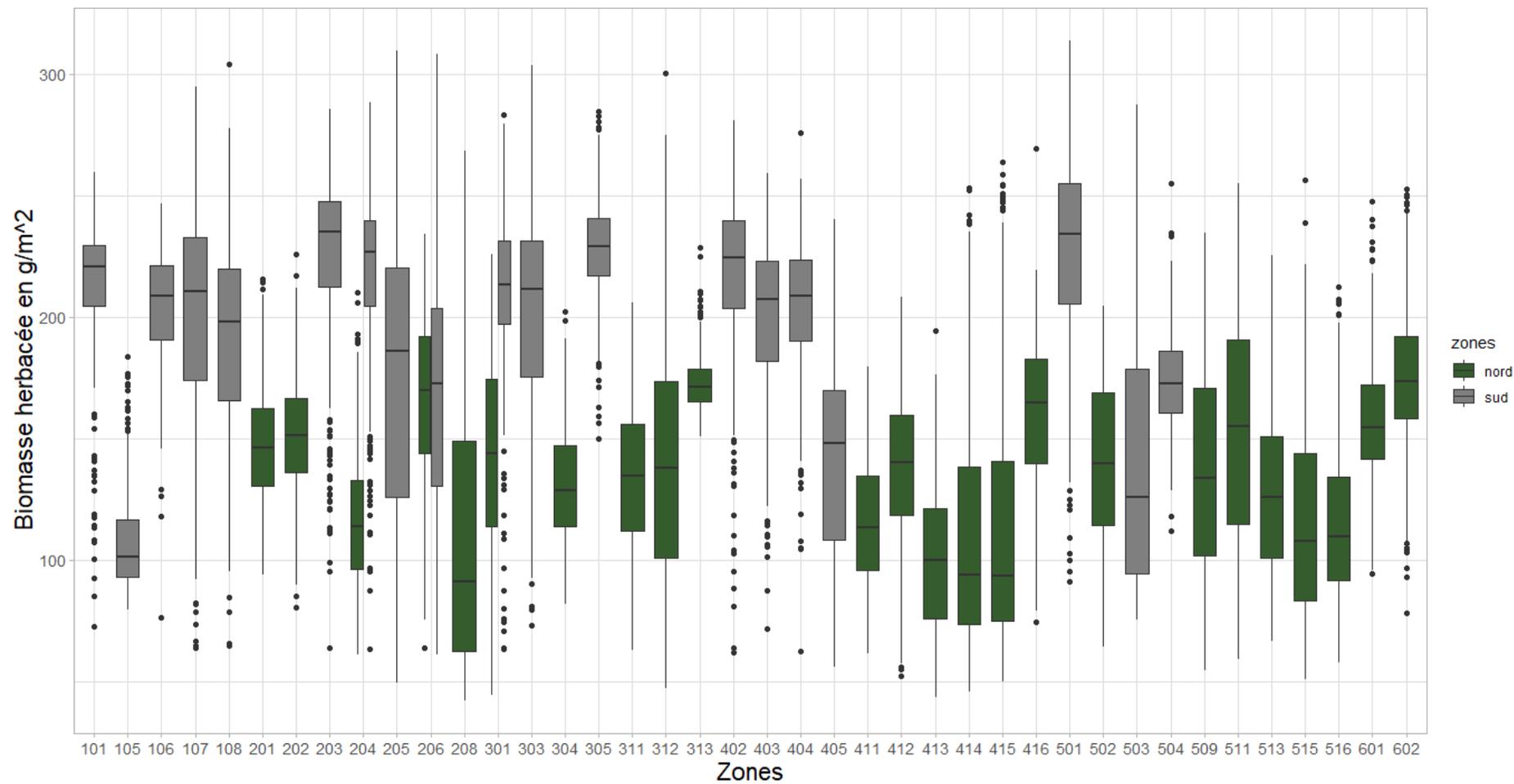
- Fei, C., Dong, Y.Q., An, S.Z., 2022. Factors driving the biomass and species richness of desert plants in northern Xinjiang China. *PLOS ONE* 17, e0271575. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0271575>
- Gitelson, A.A., Kaufman, Y.J., Stark, R., Rundquist, D., 2002. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sens. Environ.* 80, 76–87. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00289-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00289-9)
- Guo, Q., Hu, Z., Li, S., Li, X., Sun, X., Yu, G., 2012. Spatial variations in aboveground net primary productivity along a climate gradient in Eurasian temperate grassland: Effects of mean annual precipitation and its seasonal distribution. *Glob. Change Biol.* 18, 3624–3631. <https://doi.org/10.1111/gcb.12010>
- Gutman, G., Skakun, S., Gitelson, A., 2021. Revisiting the use of red and near-infrared reflectances in vegetation studies and numerical climate models. *Sci. Remote Sens.* 4, 100025. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2021.100025>
- Haboudane, D., Miller, J., Pattey, E., Zarco-Tejada, P., Strachan, I., 2004. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sens. Environ.* 90, 337–352. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.12.013>
- Hanan, N.P., 2018. Agroforestry in the Sahel. *Nat. Geosci.* 11, 296–297. <https://doi.org/10.1038/s41561-018-0112-x>
- Hanan, N.P., Milne, E., Aynekulu, E., Yu, Q., Anchang, J., 2021. A Role for Drylands in a Carbon Neutral World? *Front. Environ. Sci.* 9.
- Hansen, M.C., DeFries, R.S., Townshend, J.R.G., Carroll, M., Dimiceli, C., Sohlberg, R.A., 2003. Global Percent Tree Cover at a Spatial Resolution of 500 Meters: First Results of the MODIS Vegetation Continuous Fields Algorithm. *Earth Interact.* 7, 1–15. [https://doi.org/10.1175/1087-3562\(2003\)007<0001:GPTCAA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1087-3562(2003)007<0001:GPTCAA>2.0.CO;2)
- Hansen, M.C., DeFries, R.S., Townshend, J.R.G., Sohlberg, R., Dimiceli, C., Carroll, M., 2002. Towards an operational MODIS continuous field of percent tree cover algorithm: examples using AVHRR and MODIS data. *Remote Sens. Environ.* 83, 303–319. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00079-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00079-2)
- Huxman, T.E., Wilcox, B.P., Breshears, D.D., Scott, R.L., Snyder, K.A., Small, E.E., Hultine, K., Pockman, W.T., Jackson, R.B., 2005. Ecohydrological implications of woody plant encroachment. *Ecology* 86, 308–319. <https://doi.org/10.1890/03-0583>
- Jakubowski, M.K., Li, W., Guo, Q., Kelly, M., 2013. Delineating Individual Trees from Lidar Data: A Comparison of Vector- and Raster-based Segmentation Approaches. *Remote Sens.* 5, 4163–4186. <https://doi.org/10.3390/rs5094163>
- Jiang, Q., Fang, S., Peng, Y., Gong, Y., Zhu, R., Wu, X., Ma, Y., Duan, B., Liu, J., 2019. UAV-Based Biomass Estimation for Rice-Combining Spectral, TIN-Based Structural and Meteorological Features. *Remote Sens.* 11, 890. <https://doi.org/10.3390/rs11070890>

- Karpina, M., Jarzabek-Rychard, M., Tymków, P., Borkowski, A., 2016. UAV-BASED AUTOMATIC TREE GROWTH MEASUREMENT FOR BIOMASS ESTIMATION. ISPRS - Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. XLI-B8, 685–688. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XLI-B8-685-2016>
- Lacoste, A., Salanon, R., 1978. Elements de biogéographie et d'écologie. Nathan, Paris.
- Le Houerou, H.N., 1980. The Rangelands of the Sahel. *J. Range Manag.* 33, 41–46. <https://doi.org/10.2307/3898226>
- Mbodj, C.M.M., Diop, I., Ba, Y., 2018. SUIVI DE LA PRODUCTION VÉGÉTALE 2018. Centre de Suivi Ecologique, Dakar, Sénégal.
- Morais, T.G., Teixeira, R.F.M., Figueiredo, M., Domingos, T., 2021. The use of machine learning methods to estimate aboveground biomass of grasslands: A review. *Ecol. Indic.* 130, 108081. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.108081>
- Mutowo, G., Mutanga, O., Masocha, M., 2018. Evaluating the Applications of the Near-Infrared Region in Mapping Foliar N in the Miombo Woodlands. *Remote Sens.* 10, 505. <https://doi.org/10.3390/rs10040505>
- Piao, S., Fang, J., Zhou, L., Tan, K., Tao, S., 2007. Changes in biomass carbon stocks in China's grasslands between 1982 and 1999. *Glob. Biogeochem. Cycles* 21. <https://doi.org/10.1029/2005GB002634>
- Qian, S., Fu, Y., Pan, F.F., 2010. Climate change tendency and grassland vegetation response during the growth season in Three-River Source Region. *Sci. China Earth Sci.* 53, 1506–1512. <https://doi.org/10.1007/s11430-010-4064-2>
- Ratter, J.A., Ribeiro, J.F., Bridgewater, S., 1997. The Brazilian Cerrado Vegetation and Threats to its Biodiversity. *Ann. Bot.* 80, 223–230. <https://doi.org/10.1006/anbo.1997.0469>
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W., 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS.
- Sellers, null, Dickinson, null, Randall, null, Betts, null, Hall, null, Berry, null, Collatz, null, Denning, null, Mooney, null, Nobre, null, Sato, null, Field, null, Henderson-Sellers, null, 1997. Modeling the Exchanges of Energy, Water, and Carbon Between Continents and the Atmosphere. *Science* 275, 502–509. <https://doi.org/10.1126/science.275.5299.502>
- Taugourdeau, S., Diedhiou, A., Fassinou, C., Bossoukpe, M., Diatta, O., N'Goran, A., Auderbert, A., Ndiaye, O., Diouf, A.A., Tagesson, T., Fensholt, R., Faye, E., 2022. Estimating herbaceous aboveground biomass in Sahelian rangelands using Structure from Motion data collected on the ground and by UAV. *Ecol. Evol.* 12. <https://doi.org/10.1002/ece3.8867>
- Thompson, B., 2019. A limitation of Random Forest Regression [WWW Document]. Medium. URL <https://towardsdatascience.com/a-limitation-of-random-forest-regression-db8ed7419e9f> (accessed 9.16.22).

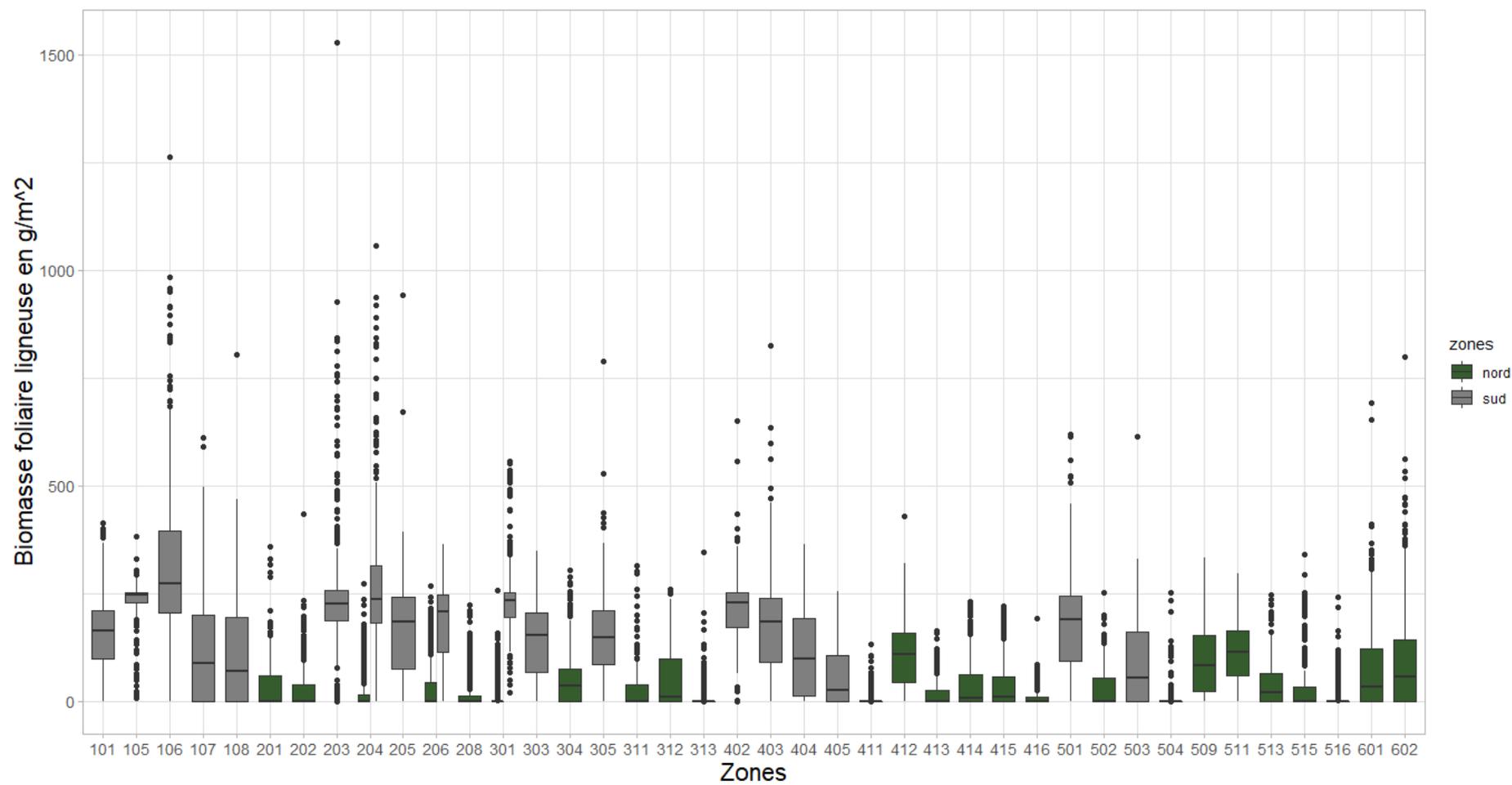
- Tucker, C.J., 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sens. Environ.* 8, 127–150. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0)
- Vitousek, P., 1982. Nutrient Cycling and Nutrient Use Efficiency. *Am. Nat.* 119, 553–572. <https://doi.org/10.1086/283931>
- Wallace, L., Lucieer, A., Watson, C., Turner, D., 2012. Development of a UAV-LiDAR System with Application to Forest Inventory. *Remote Sens.* 4, 1519–1543. <https://doi.org/10.3390/rs4061519>
- Wessels, K.J., Colgan, M.S., Erasmus, B.F.N., Asner, G.P., Twine, W.C., Mathieu, R., van Aardt, J.A.N., Fisher, J.T., Smit, I.P.J., 2013. Unsustainable fuelwood extraction from South African savannas. *Environ. Res. Lett.* 8, 014007. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/8/1/014007>
- Wu, C., Shen, H., Shen, A., Deng, J., Gan, M., Zhu, J., Xu, H., Wang, K., 2016. Comparison of machine-learning methods for above-ground biomass estimation based on Landsat imagery. *J. Appl. Remote Sens.* 10, 035010. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.10.035010>
- Xu, L., Saatchi, S.S., Yang, Y., Yu, Y., Pongratz, J., Bloom, A.A., Bowman, K., Worden, J., Liu, J., Yin, Y., Domke, G., McRoberts, R.E., Woodall, C., Nabuurs, G.-J., de-Miguel, S., Keller, M., Harris, N., Maxwell, S., Schimel, D., 2021. Changes in global terrestrial live biomass over the 21st century. *Sci. Adv.* 7, eabe9829. <https://doi.org/10.1126/sciadv.abe9829>
- Xu, T., Wang, F., Xie, L., Yao, X., Zheng, J., Li, J., Chen, S., 2022. Integrating the Textural and Spectral Information of UAV Hyperspectral Images for the Improved Estimation of Rice Aboveground Biomass. *Remote Sens.* 14, 2534. <https://doi.org/10.3390/rs14112534>
- Zhang, H., Tang, Z., Wang, B., Meng, B., Qin, Y., Sun, Y., Lv, Y., Zhang, J., Yi, S., 2022. A non-destructive method for rapid acquisition of grassland aboveground biomass for satellite ground verification using UAV RGB images. *Glob. Ecol. Conserv.* 33, e01999. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2022.e01999>
- Zhang, W., Brandt, M., Wang, Q., Prishchepov, A.V., Tucker, C.J., Li, Y., Lyu, H., Fensholt, R., 2019. From woody cover to woody canopies: How Sentinel-1 and Sentinel-2 data advance the mapping of woody plants in savannas. *Remote Sens. Environ.* 234, 111465. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111465>
- Zhang, Y., Ma, J., Liang, S., Li, X., Li, M., 2020. An Evaluation of Eight Machine Learning Regression Algorithms for Forest Aboveground Biomass Estimation from Multiple Satellite Data Products. *Remote Sens.* 12, 4015. <https://doi.org/10.3390/rs12244015>
- Zhou, H., Fu, L., Sharma, R.P., Lei, Y., Guo, J., 2021. A Hybrid Approach of Combining Random Forest with Texture Analysis and VDVI for Desert Vegetation Mapping Based on UAV RGB Data. *Remote Sens.* 13, 1891. <https://doi.org/10.3390/rs13101891>

ANNEXES

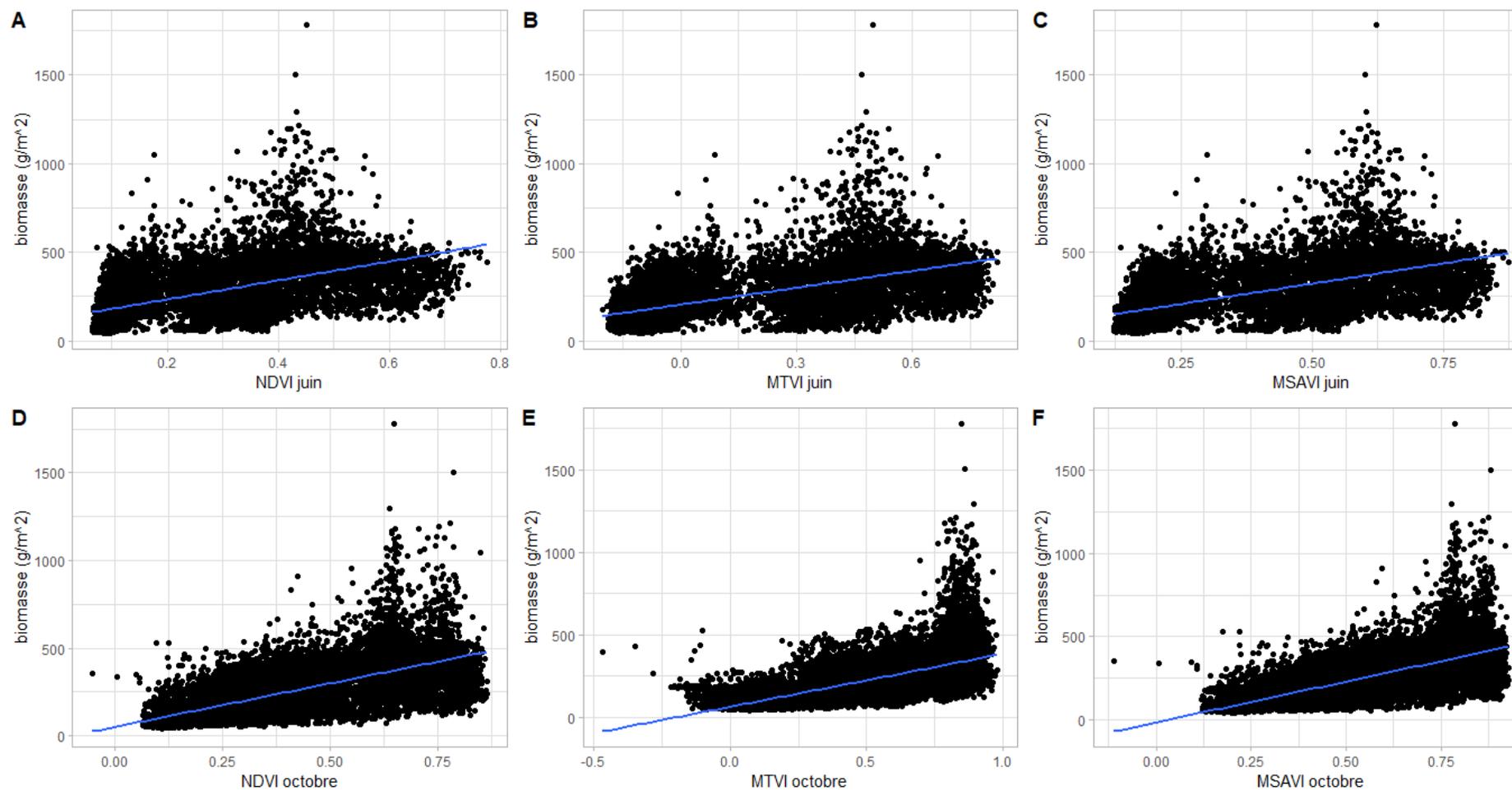
Annexe 1 : Variation de la biomasse herbacée



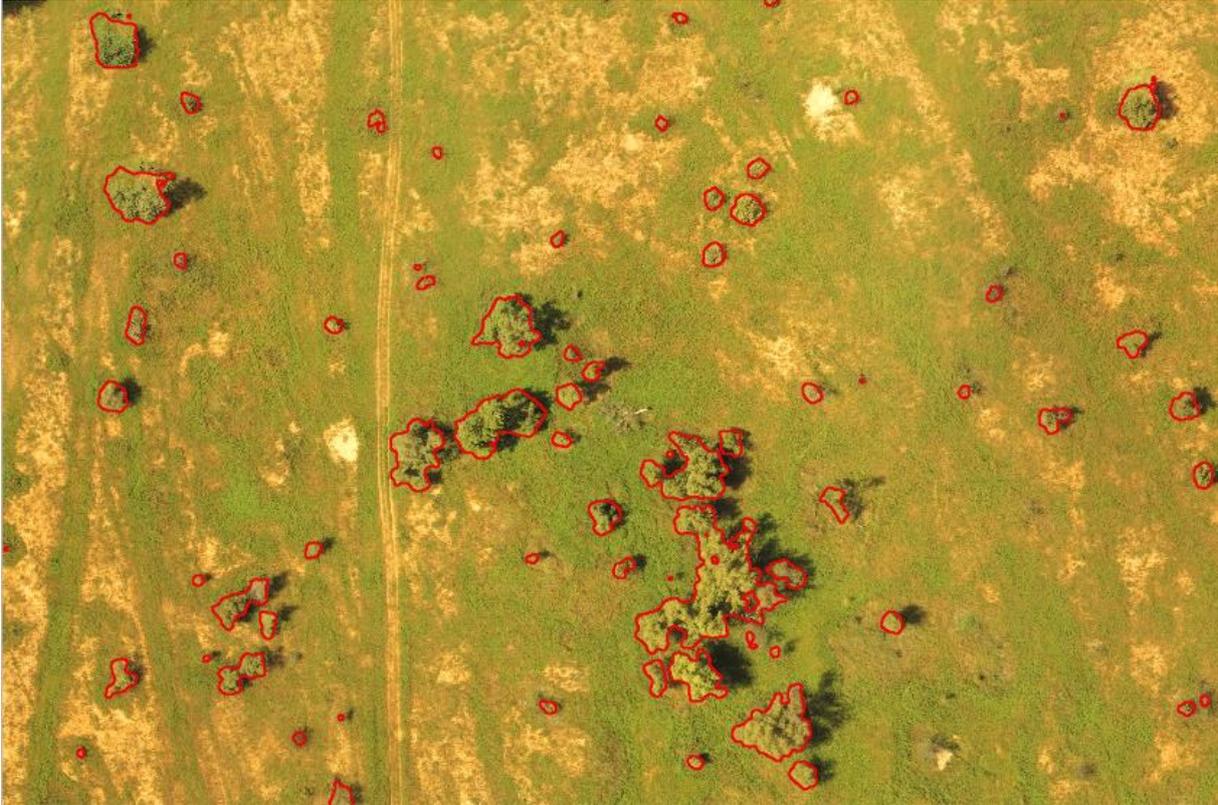
Annexe 2 : Variation de la biomasse foliaire ligneuse



Annexe 3 : Relation entre les indices de végétation mensuelle et la biomasse totale



Annexe 4 : Image drone illustrant la segmentation des couronnes d'arbres



Annexe 5 : Représentation schématique du survol drone et prise de biomasse (Taugourdeau et al., 2022)

