

Rapport de stage

Cycle des Ingénieurs diplômés de l'ENSG 2^{ème} année

Développement d'indicateurs spatialisés de parcelles agroforestières de cacao en Côte d'Ivoire



Emma SENESCHAL

Stage du 14 juin au 27 Août 2021

Rapport du 23 août 2021 à 22:08

Non confidentiel Confidentiel IGN Confidentiel Industrie Jusqu'au ...

Jury

Président de jury :

Antoine PINTE

Commanditaire :

Nitidae

Encadrement de stage :

Clovis GRINAND & Elsa SANIAL

Enseignant référent :

Marc POUPEE

Responsable pédagogique du cycle Ingénieur :

Antoine PINTE

© ENSG

Stage de 2e année d'étude du 14 juin 2021 au 27 Août 2021

Diffusion web : Internet Intranet Polytechnicum Intranet ENSG

Situation du document :

Rapport de stage présenté en fin de 2^{ème} année du cycle des Ingénieurs

Nombres de pages : 75 pages dont 37 d'annexes

Système hôte : L^AT_EX

Modifications :

EDITION	REVISION	DATE	PAGES MODIFIEES
1	0	08/2021	Création

Remerciements

Alors que ce stage s'achève, le temps est venu de remercier les personnes qui m'ont accompagnée durant ces semaines d'immersion dans le monde de la recherche en géomatique.

Je remercie l'ensemble de l'équipe du *N'lab* de Nitidae pour leur accueil au sein de l'association et pour leur soutien durant ce projet. Je remercie tout particulièrement Elsa Sanial & Clovis Grinand, mes deux maîtres de stages, pour avoir pris le temps de m'apprendre de nouvelles techniques et outils de télédétection et de m'avoir fait découvrir la cacaoculture en Côte d'Ivoire lors de nos échanges.

Enfin, merci à Cédric Yebouet, Frédérique Monfort et Léo Godard, collègues durant ce stage, qui ont été une source de motivation.

Une pensée à Constance, notre défunte camarade, qui nous rappelle que la vie est bien trop fragile.

*La recherche de la vérité est la plus noble des occupations,
et sa publication, un devoir.*

Madame de Satel

Résumé

En Côte d'Ivoire, la majeure partie des forêts a été convertie en plantations de cacao (40% du cacao mondial est produit). Des systèmes de valorisation du cacao durable ont été mis en place afin de stopper la déforestation et/ou promouvoir la conversion de vieilles cacaoyères. Ils reposent cependant sur des inventaires botaniques et forestiers des exploitations. Durant, ce stage des indicateurs spatialisés, moins coûteux et à large échelle par rapport aux inventaires terrains, ont été développés et cartographiés. La méthode de modélisation selon Random Forest avec des covariables spatiales offre également la possibilité de suivre dans le temps les parcelles.

Mots clés : Télédétection, Cacaoculture, Indicateur terrain, Random Forest, Côte d'Ivoire, Agroforesterie

Résumé

In Côte d'Ivoire, most of the forest has been converted into cocoa plantations (40% of the world's cocoa is produced). Sustainable cocoa valuation systems have been set up to stop deforestation and/or promote the conversion of old cocoa farms. However, they rely on botanical and forestry inventories of the farms.

During this internship, spatial indicators, which are less costly and larger in scale than field inventories, were developed and mapped. The Random Forest modelling method with spatial covariates also offers the possibility of monitoring plots over time.

Key words : Remote sensing, Cacaoculture, Field indicator, Random Forest, Côte d'Ivoire, Agroforestry

Table des matières

Glossaire et sigles utiles	5
Introduction	7
1 Objectif du stage	9
2 Données issues du terrain	11
2.1 Ecologie et culture du cacao	11
2.2 Sites des inventaires terrains	11
2.3 Inventaires agroforestiers	13
2.4 Indices agroforestiers	13
3 Données spatiales	17
3.1 Zone d'étude	17
3.2 Compositions d'images spatiales	17
4 Modélisation	23
4.1 Chaîne de traitement R	23
4.2 Robustesse de Random Forest	24
5 Discussion	27
5.1 Différences entre indicateurs	27
5.2 Apport des covariables spatiales	28
5.3 Perspectives	29
6 Cartographie	31
6.1 Application des modèles Random Forest retenus	31
6.2 Discrimination des parcelles agroforestières	32
Conclusion	33
A Produits satellitaires	40
B Zone de culture du Cacao	42
C Parcelles inventoriées	44
D Contexte pluviométrique et végétal des sites d'études	45
E Formules des indicateurs agroforestiers	46
F Critères de définitions des strates	50
G Zone d'étude	51

H	Compositions d'images satellitaires	52
I	Bandes spectrales des capteurs	53
J	Compositions Landsat 8	54
K	Compositions Sentinel 1	55
L	Compositions Sentinel 2	56
M	Influence du nombre d'arbres et de la correction de biais	57
N	Exemple de modèle Random Forest	58
O	Robustesse interne de RF avec covariables de L8	59
P	Robustesse interne de RF avec covariables de L8 & S1	60
Q	Robustesse externe de RF avec covariables de L8 & S1	61
R	Effet de site ?	62
S	Statistiques des parcelles inventoriées	64
T	Comparaison 55 parcelles VS 37 parcelles hétérogènes	66
U	Effets des covariables ?	68
V	Apport des covariables simples - 10 itérations	70
W	Apport des covariables simples - 1 itération	72
X	Apport des covariables, Combinaisons	73
Y	Diagramme de GANTT	75

Glossaire et sigles utiles

ART Agriculture Régénérative de Transition

CV Coefficient de variabilité

GEDI Global Ecosystem Dynamics Investigation

GEE Google Earth Engine

GRD Ground Range Detected

L8 Landsat 8

NDSI Normalized Difference Snow Index

NOAA National Oceanic and Atmospheric Administration

R2 Coefficient de corrélation

RF Random Forest

RMSE Ecart type des résidus

RPD Ecart de prédiction résiduel

S1 Sentinel 1

S2 Sentinel 2

SAF Système Agro-Forestier mature

SAR Synthetic Aperture Radar

TDOM TemporalDark Outlier Mask

VH Transmission verticale, réception horizontale

VV Transmission verticale, réception verticale

Introduction

La Côte d'Ivoire est le premier producteur mondial de cacao et couvre à elle seule plus de 40% de l'offre mondiale. La culture du cacao fait partie de l'histoire et de l'économie du pays depuis longtemps mais c'est le grand boom des années 1980 qui a vraiment modifié les paysages de l'Est du pays [Vaudry R. et al. 2019][9] et aujourd'hui c'est au tour des paysages de l'Ouest. Dans les régions productrices de cacao, le développement de la cacaoculture est l'un des principaux moteurs de déforestation et de dégradation de la forêt. Suite à la baisse du prix du cacao et la baisse de rendement des anciennes cacaoyères, la majorité des producteurs s'est retrouvée sous le seuil de pauvreté [Vaudry R. et al. 2019][9]. Les systèmes proches de la monoculture de cacao, dits « plein soleil », entraînent un appauvrissement des sols physique et organique mais aussi augmentent la présence des mauvaises herbes, des ravageurs et des maladies [F.RUF, 1998][16]. Cela combiné aux difficultés de replantation [F.RUF, 1998][16] et à la baisse du prix de cacao pousse les exploitants à la recherche de nouvelles terres exploitables. La cacaoculture s'est ainsi déplacée d'Est en Ouest du pays selon une logique de front pionnier (cf. Fig 2.2). La surface des forêts denses a ainsi fortement diminuée à cause des systèmes itinérants de culture. Durant ces 25 dernières années, la Côte d'Ivoire a perdu 57% de ses forêts [Ouatarrá et al 2021][8]. Communément, les parcelles de forêts sont converties en champs de cacao puis en vieillissant le champ devient une cacaoyère dégradée (cacaoyers et arbres spontanés) ou jachère qui finit par être convertie en une autre plantation de culture pérenne (très souvent de caoutchouc ou hévéa).

Aujourd'hui, stopper la déforestation liée au cacao et cette succession classique au profit d'une stabilisation de la culture du cacao et convertir les systèmes existants en systèmes agroforestiers pourrait permettre de résoudre les défis économiques, sociaux et environnementaux de la cacaoculture. Face à la raréfaction des surfaces forestières engendrée par l'extension des surfaces cultivées, une exigence de certains consommateurs et pays importateurs émerge pour du cacao "zéro déforestation" et issu de systèmes de cultures durables. La certification est aujourd'hui le principal outil cherchant à garantir que le cacao produit est conforme à ces deux critères.

Des travaux sont menés depuis une dizaine d'années afin de définir des critères de durabilité de la cacaoculture à partir des caractéristiques des systèmes (biodiversité, densité d'arbres associés, âge et précédent cultural), de leurs modes de gestion (usages d'intrants, récoltes sanitaires, etc. . .) et pour suivre l'état et l'évolution de ces indicateurs. Des systèmes de valorisation du cacao durable ont été mis en place comme par exemple le paiement des services écosystémiques afin de promouvoir la couverture végétale, la diversité et stopper la déforestation ou la conversion de vieilles cacaoyères [Vaudry R. et al. 2019][9]. Cependant, les inventaires botaniques et forestiers des exploitations sont coûteux en temps et moyens, souvent incomplets, peu contrôlables ni généralisables à l'échelle d'un pays.

Un moyen supplémentaire, à bas coût et rapide à grande échelle, pour caractériser et suivre les exploitations de cacao pourrait être mis en place grâce aux données satellitaires (optique, radar et lidar), dont la résolution spatiale, radiométrique et temporelle ne cesse d'accroître. Des produits

très souvent dérivés des données Sentinelles ou Landsat permettent de mesurer et suivre globalement l'évolution de l'usage des sols et de la couverture forestière, la géographie d'un pays et les forêts : carte de biomasse, de densité, de hauteur de la canopée, la surface foliaire, la fermeture de la canopée, etc. (cf. Annexe A). Cependant, la temporalité de ces indices est parfois limitée à quelques dates et ils restent souvent imprécis à l'échelle locale car non calibrés avec des données terrain issues de la zone locale étudiée. Une approche combinant des inventaires locaux et des données spatiales permettrait de calibrer ces indices et ainsi permettre leurs suivis plus précisément à l'échelle locale.

OBJECTIF DU STAGE

L'objectif de ce stage est de tester et de **produire un ou des indices spatialisés pour caractériser des cacaoyères en Côte d'Ivoire**. Pour cela, des indicateurs terrains ont été calculés puis une chaîne de traitement fut développée. Elle croise des données de terrain à l'échelle de la parcelle (indicateurs terrains issus d'inventaires et de cartographies des parcelles de cacao) et des variables issues de données satellitaires.

La finalité de ce travail est de proposer une méthode de suivi des indicateurs des parcelles sans faire des inventaires terrains et qui pourra à terme aider à caractériser les parcelles agroforestières et de les distinguer des parcelles dites de "plein-soleil" ou systèmes proches de la monoculture. Ainsi, cette méthode contribuerait par exemple au suivi des critères de conformité d'un label visant la certification et la promotion de systèmes agroforestiers durables.

Il existe plusieurs définitions d'un système agroforestier mais elles sont très souvent basées sur les mêmes critères : structure, diversité, densité, composition, usage. Ainsi Torquebiau (2007)[13] définit l'agroforesterie comme une « mise en valeur du sol par l'association simultanée ou séquentielle de ligneux et de cultures saisonnières ou d'animaux, afin d'obtenir des produits ou des services utiles à l'homme ». Ces agroforêts sont caractérisées par « une composante arborée multi étagée, dense et diversifiée », qui confère à la parcelle cultivée une « physionomie typiquement forestière ». D'après Zomer et al (2009)[10], il faut au minimum 10% de couverture assurée par des arbres ligneux.

Globalement, l'agroforesterie cherche à reproduire la diversité de forme et d'habitat et les fonctions écologiques similaires à celles des forêts naturelles. En pratique, l'agroforesterie passe par l'introduction et la conservation d'arbres afin d'acquérir une stratification (ligneux, lianes, herbacées) ayant pour effet d'augmenter la couverture végétale mais aussi la diversité de la communauté du système agroforestier.

Afin d'atteindre les objectifs du stage, le processus suivant a été adopté : cf. Figure 1.1.

D'un côté, les données terrains regroupées dans des fichiers Excel et sous format shape ont été nettoyées, corrigées avant de procéder aux calculs des indicateurs terrains. Un premier tri des indicateurs fut par la suite effectué, pour éliminer les indicateurs jugés non intéressants ou impossible à déterminer à partir de données spectrales (date et nature des exploitations forestières, méthodes d'introduction des arbres, etc.). De l'autre côté, les données spectrales tirées d'images satellites ont été visualisées et prétraitées sur les plateformes Sepal et Google Earth Engine (GEE).

Une fois les données d'entrée du processus prêtes à être utilisées, il faut choisir le type de modèle et le calibrer. On utilise le modèle de Random Forest. Des résolutions spatiales de l'ordre du mètre nécessaires pour travailler à l'échelle de l'arbre (approche objet) n'étant pas disponibles, l'approche pixel est choisie. Pour la majorité des tests, les valeurs des pixels des parcelles de cacao ont été regroupées statistiquement (moyenne, écart-type, minimum, maximum) on obtient une valeur par parcelle pour chaque covariable afin de travailler avec un grand ensemble de pixels. L'appariement de la vérité terrain des parcelles avec les données spatiales a été réalisé puis les primitives du modèle ont été extraites (ici nos bandes spectrales). Les ensembles d'apprentissage et de validation ont été créés (selon des proportions choisies) puis le modèle a établi des liens entre les valeurs spectrales et les valeurs des indicateurs. Chaque modèle obtenu est qualifié et évalué à l'aide de métriques. Une fois le modèle obtenu et validé, il est appliqué et étendu à l'ensemble de la zone d'étude afin d'obtenir des cartes.

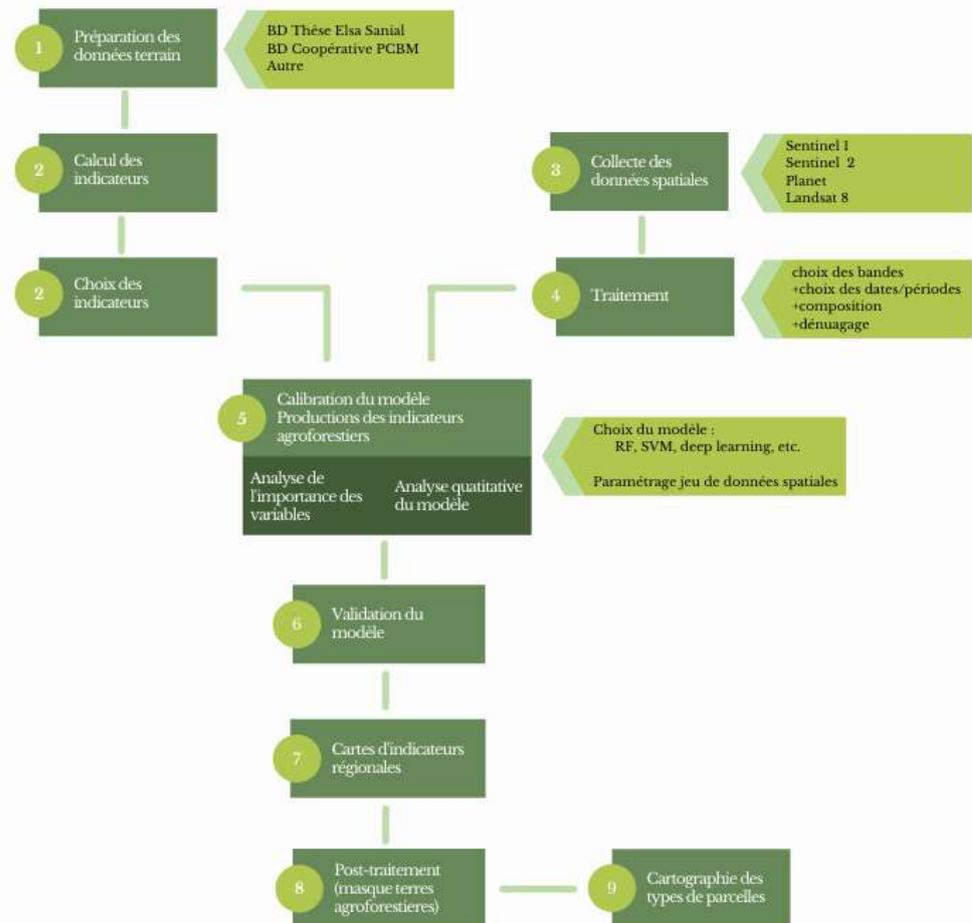


FIGURE 1.1 – Processus

2.1 Ecologie et culture du cacao

Pour mieux comprendre, la localisation de la culture du cacao en Côte d'Ivoire et les pratiques agricoles, il semble important d'aborder l'écologie du cacao.

Le cacaoyer est un arbuste de sous-bois qui occupe, dans son habitat naturel, les étages inférieurs des forêts humides tropicales (historiquement d'Amérique). Il a besoin d'une pluviosité de 1250 à 3000 mm par an ainsi que d'une humidité relative moyenne annuelle comprise entre 70% et 100%, d'un couvert végétal le protégeant de l'insolation directe et de l'évaporation [Deheuvels, 2011 ; Braudeau, 1969][22][12]. La croissance en hauteur de la tige se fait par poussées successives jusqu'à l'âge de 18 mois et peut atteindre 10 à 15 m de haut à l'état sauvage [Deheuvels, 2011][22]. Cependant, en système agricole, du fait des caractéristiques des variétés cultivées et de la taille régulière des cacaoyers, ces derniers dépassent rarement 8m de haut. Sa longévité du cacaoyer est mal connue et peut atteindre la centaine d'année [Deheuvels, 2011 ; Braudeau, 1969][22] mais son rendement de production diminue fortement après 40 ans.

Les zones de culture du cacaoyer en Côte d'Ivoire se situent en grande majorité dans de régions des forêts denses humides sempervirentes et semi-décidues (cf. Annexe B), caractérisées par un climat subéquatorial à régime bimodal (4 saisons) [E.Sanial, 2019][24]. Les parcelles de cacaoculture présentent une litière au sol et une faible ouverture de la canopée (peu de lumière traversante (cf. Figure 2.1)). On trouve sur les parcelles des plantes cultivées ou des arbres autres que cacaoyers même dans des parcelles proches de la monoculture dites « plein soleil » : palmier, avocat, oranger, citronnier, café, bananier (protection pour les jeunes cacaoyers), arbre mort (preuve de défrichement et que la cacaoyère est jeune), etc. . .



FIGURE 2.1 – Cacaoyères - Photos d'E.Sanial

2.2 Sites des inventaires terrains

Les données utilisées comme vérité terrain sont issues d'inventaires botaniques et forestiers effectués dans le cadre de la thèse d'E.Sanial entre 2016 et 2017 (cf. Annexe C). Quatre sites ont été étudiés le long du gradient historique Est-Ouest de la progression de la cacaoculture qui suit égale-

ment un gradient pluviométrique et végétal [Elsa Sanial, 2018 ; Bigot et al., 2005][24][23](cf. Fig 2.2 & Annexe D). Ainsi à l'Est du pays, les cacaoyères ont été replantées de façon successive deux à trois fois (on parle de "générations de plantations") tandis qu'à l'Ouest ce n'est encore que la première génération de plantation. Certaines zones de forêts primaires/secondaires parfois classées, comme celle de la forêt de Divo, sont devenues aujourd'hui des parcelles de cacaoculture (inventoriées) et d'agriculture vivrière [E.Sanial [24]](cf. Annexe D).

Le jeu global de données permet d'avoir une vérité terrain sur des cacaoyères de générations différentes et ayant des dynamiques écologiques et caractéristiques agroforestières différentes : au total, 137 plantations ont été inventoriées sur plus de 210 hectares.

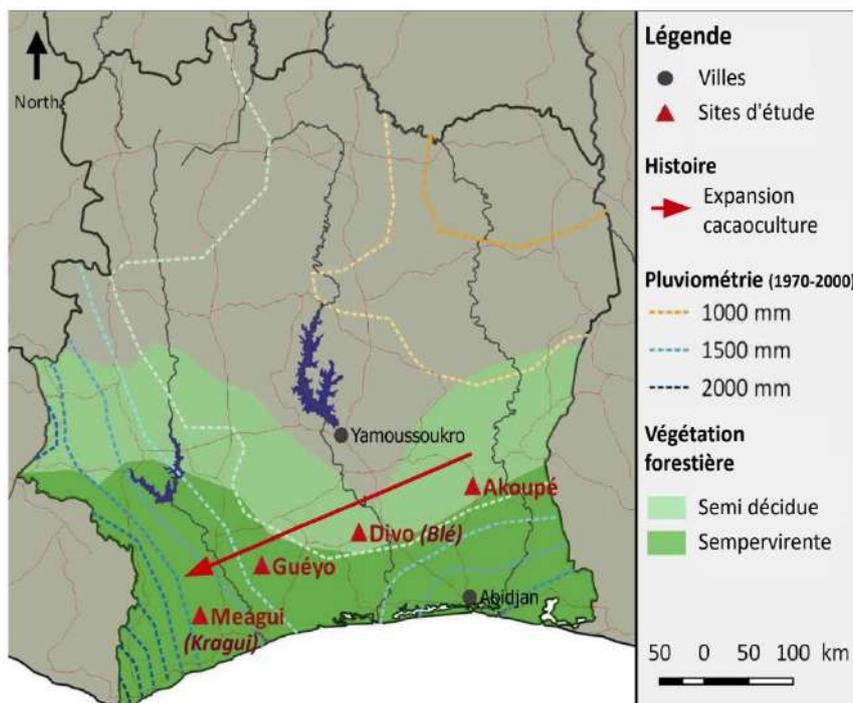


FIGURE 2.2 – Sites d'inventaire (Carte d'E.Sanial)

Les deux sites de Blé et Kragui ont été sélectionnés afin d'avoir des échantillons de parcelles avec une dynamique agroforestière et une diversité importante. Le village de Kragui (5°26'06 Nord, 6°38'06 Ouest) se trouve en région de forêt sempervirente. Tandis que les villages de Blé, Béhiri et Obié (5°46'03 Nord, 6°07'09) se situent dans une région de "double transition" [E.Sanial, 2019][24] : en région de forêt semi-décidue, entre au sud des premières savanes arborées/arbustives et au nord de la zone de transition avec les régions de forêts sempervirentes (cf. Fig 2.2). Certaines de ces parcelles (18 plantations à Kragui et 19 plantations à Blé) ont été inventoriées avec plus de détails (notamment mesure du périmètre des tiges des arbres) pour en étudier la structure, la morphologie et la biomasse aérienne des plantations. Elles seront dites d'inventaire de type "carbon". Ces 37 parcelles de Blé & Kragui ont été choisies par E.Sanial[24] pour être les plus hétérogènes entre elles (critères de densité, d'âge, usage du sol, origine des arbres, etc.).

Les parcelles inventoriées situées à proximité de la zone urbaine de Guéyo se trouvent en zone de transition entre forêt sempervirente et forêt semi-décidue.

Le site d'Akoupé se trouve dans un biome de « forêt semi-décidue à mi-chemin entre la forêt sempervirente et le début des régions de savanes et forêts denses sèches du domaine soudanien » [E.Sanial][24].

2.3 Inventaires agroforestiers

Lors des inventaires, les contours des parcelles (cf. Annexe C) ont été relevés au GPS (à 3m près) ce qui permet d'avoir une bonne approximation de la position et de la surface de la parcelle. Contrairement à un inventaire forestier classique, E.Sanial[24] a fait le choix d'inventorier une superficie de la parcelle supérieure à celle recommandée dans les inventaires forestiers ou agroforestiers afin de « mieux saisir différents aspects d'une même plantation »[24] comme la diversité et la densité. Elle souhaitait « limiter les biais induits par les choix de localisation de l'inventaire au sein d'une plantation »[24] tels l'irrégularité de répartition, mais elle cherchait aussi à « considérer chaque parcelle comme un système agroforestier à part entière »[24]. De plus, seuls les arbres qui devaient être conservés par le producteur ont été relevés. Sur l'ensemble des arbres de la parcelle, aucun diamètre minimum n'a été fixé comme critère d'inventaire (classiquement, on inventorie les arbres ayant un diamètre supérieur à 10-15cm). C'est pourquoi 50% des arbres inventoriés ont moins de 10 ans.

Pour chaque arbre inventorié, les informations relevées suivantes ont été jugées utiles pour le développement d'indicateurs agroforestiers :

- Nom de l'arbre vernaculaire/scientifique
- Hauteur mesurée au dendromètre simple
- Strate d'appartenance
- Périmètre à hauteur de poitrine (130cm) des tiges et multitiges (périmètre recalculé avec toutes les tiges de l'arbre)
- Age estimé par le producteur

Les cacaoyers n'ont pas été inventoriés car bien trop nombreux, leur nombre sera estimé (cf. Sous-partie 2.4.2). Pour chacune des parcelles, les données suivantes seront utiles aux calculs d'indicateurs agroforestiers : les superficies calculées à partir des relevés GPS, les âges estimés des parcelles de cacao et les informations concernant chaque arbre. Au final, le jeu de données terrain sera composé de 132 parcelles dont 37 inventoriées avec plus d'informations. Les parcelles 82F, 32H et 15A/15B/15C ne seront pas incluses compte tenu respectivement de données incomplètes et de tracés des contours de la parcelle non retrouvés dans les bases de données géographiques.

2.4 Indices agroforestiers

Afin de discriminer les différentes parcelles et de pouvoir les caractériser, des indices agroforestiers déjà utilisés dans des travaux précédents [E.Sanial[24]; Djiwa[2]; Ashiagbor[3]] ont été calculés à l'échelle de la parcelle. Les données d'inventaire sous fichiers Excel ont été transformées en une base de données SQL et interrogées/traitées à l'aide de PgAdminIV. Les calculs ont été effectués à chaque fois pour l'ensemble des parcelles disposant des données nécessaires et catégorisés en plusieurs groupes : densité, diversité, structure et biomasse. Tous les indicateurs calculés ainsi que leurs formules se trouvent dans l'Annexe E.

2.4.1 Structure

Pour qu'un agrosystème soit considéré comme agroforestier, il faut impérativement qu'il soit stratifié afin de reproduire la structure d'une forêt (cf. Partie 1). Le nombre d'arbres par strate, le nombre de strates, la répartition des arbres selon les strates ont notamment été calculés. Des critères selon les caractéristiques des cacaoyers ont été choisis par E.Sanial[24] lors des inventaires afin d'attribuer chaque arbre de la parcelle à une strate (cf. Annexe F). Les arbres appartenant à la strate 0 et 1 sont considérés comme appartenant au « sous-bois » et ceux appartenant aux strates 2 à 4 de type « ombrage ». Cependant il est important de rappeler qu'une strate est considérée comme existante dans la structure de l'agrosystème "lorsqu'elle contient au moins 5 arbres par hectare" [E.Sanial][24].

2.4.2 Densité

Certains indices sont calculés pour une superficie de parcelle totale et d'autres (pour les cacaoyers) pour une superficie hors « parc ». En effet, les « parcs » sont des zones de la parcelle sans cacaoyers (zone d'écabossage, case, etc.), leurs surfaces ont été relevées lors des inventaires. Plusieurs densités ont été calculées toujours en nombre d'arbres par hectare : densité d'arbres compagnons, densité de cacaoyers (estimation selon l'âge moyen de la parcelle [E.Sanial][24]), densité d'ombrage (arbre compagnon de strate 2 à 4 (cf. Annexe F), etc.

La densité de cacaoyer a été estimée pour toutes les parcelles d'après la relation d'E.Sanial[24] prenant en compte l'âge de la parcelle estimé par l'exploitant (cf. Section 2.4.4). Cependant, la présence de certaines espèces d'arbres associées peut impacter négativement le développement des cacaoyers et leur biomasse aérienne totale :

- en occupant de la place au sol qui pourrait être occupée par des cacaoyers
- en empêchant les cacaoyers de pousser dans un certain rayon autour du pied

Ces effets négatifs doivent être relativisés car "l'ombrage peut affecter positivement la biomasse cacaoyère : les cacaoyers ombragés ont une biomasse plus importante que les cacaoyers situés en plein soleil » [E.Sanial 2019 ; Isaac et al. (2007) ; Van Vliet et al. (2016)][24].

La densité des cacaoyers a donc été affinée par E.Sanial[24] en prenant en compte les arbres inventoriés sur les 37 parcelles. La densité moyenne des 37 parcelles varie selon les paramètres de calcul entre :

- 1588 cacaoyers par parcelle : superficie de la parcelle totale (sans soustraction des parcs)
- 1477 cacaoyers par parcelle : superficie de la parcelle avec parc(s) pris en compte
- 1396 cacaoyers par parcelle : superficie de la parcelle avec parc(s) pris en compte et effets négatifs des arbres

La surface terrière a été relevée par mesure des diamètres des arbres (circonférence à hauteur de poitrine). La surface terrière d'une parcelle est exprimée en mètre carré par hectare, c'est la somme de la surface terrière de tous les arbres de la parcelle. Cette métrique permet de caractériser rapidement la couverture arborée et le stock de carbone : 8m²/ha correspond environ à 30% de couvert et à 17-18 tonnes de carbone par hectare (excellente corrélation) [Vaudry][9].

2.4.3 Diversité

Pour les indices de diversité, on prend seulement en compte le nombre d'espèces différentes et le nombre d'individus pour chaque espèce. La majorité des arbres a été identifiée mais l'identification taxonomique n'est pas nécessaire (pour la diversité spatiale) tant qu'on discrimine les individus d'espèces différentes entre eux. Au total, 213 espèces ont été inventoriées et représentent 20% des espèces rencontrées dans les forêts de Côte d'Ivoire [E.Sanial][24]. Les différents indices de diversité calculés sont des indicateurs classiques en écologie pour caractériser la richesse, l'équitabilité, l'abondance d'un milieu : richesse spécifique, indice de Jensen-Shannon, Simpson, indice de Pielou, indice de Hill. Les diversités Beta et Gama ont été recalculées d'après le script d'E.Sanial[24] (utilisant le package Entropart de R). La diversité Beta est de 10 ce qui signifie que l'équivalent de 10 parcelles suffiraient pour couvrir la diversité générale de l'ensemble des parcelles.

Enfin, la diversité d'origine et d'usage des arbres a été inventoriée. Malheureusement, il semble impossible par télédétection de connaître l'origine et l'usage des arbres. Ces données n'ont donc pas été utilisées.

2.4.4 Biomasse

Pour l'estimation de la biomasse aérien stocké, seuls les arbres associés inventoriés et les cacaoyers ont été pris en compte. Comme pour la densité des cacaoyers, la biomasse est évalué selon l'âge estimé de la parcelle. L'âge des cacaoyers n'est pas homogène car des pratiques de replantation et de régénération sont couramment conduites chaque année et arbre par arbre dans les cacaoyères paysannes [Deheuvels, 2011][22]. Par conséquent, c'est l'âge de la parcelle estimé par le producteur

qui sera utilisé : selon une précision de deux ans pour les plantations de plus de 10 ans et avec plus d'exactitude pour les plus jeunes. La biomasse aérienne a ensuite été affinée en prenant en compte les effets négatifs (occupation au sol) et positifs (effet de l'ombrage) des arbres. Un facteur permet de convertir la biomasse en quantité de carbon (cf Annexe E).

3.1 Zone d'étude

Bien que l'échelle de travail soit à la parcelle (maximum de quelques hectares), le travail s'étendra à l'échelle de la région de culture du cacao : du Sud-Est au Sud-Ouest de la Côte d'Ivoire (cf. Fig 3.1). Afin de réduire le poids des images spatiales, le temps de préparation, de traitement des algorithmes de correction tout en évitant de prédire sur des zones trop éloignées, l'étendue de la zone d'étude est définie ainsi (cf. Annexe G) :

- Mise en zone tampon de 50km autour des parcelles inventoriées
- Création de zones rectangulaires d'emprise minimale (non orientée et orientée) à l'aide de l'outil de traitement « Géométrie d'emprise minimale » sous QGIS
- Intersection entre les deux zones d'emprise. On obtient la zone d'étude.

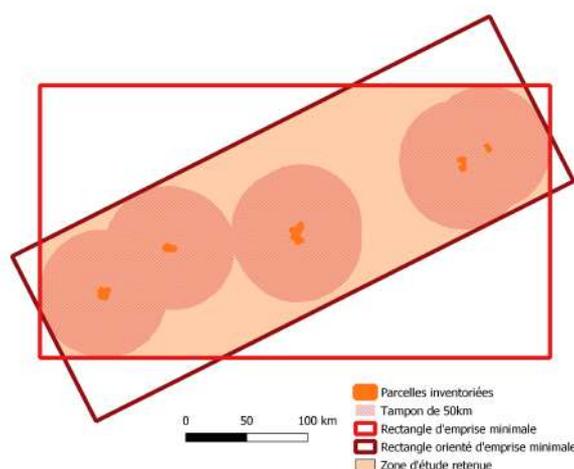


FIGURE 3.1 – Zone d'étude

Cette zone d'étude (cf. Fig 3.1) servira donc de limite pour les images satellites et pour production des cartes . Cependant, c'est en réalité une zone d'étude élargie car elle ne constitue pas un mono-écosystème. Il sera donc nécessaire lors de la cartographie de masquer les zones ayant des écosystèmes très différents de nos parcelles de cacao (cf. Partie 6).

3.2 Compositions d'images spatiales

La télédétection permet d'acquérir, suivre et analyser à distance les caractéristiques physiques et biologiques de points sur le terrain. Avec le progrès de la technologie, les satellites d'observation de la terre (optique, radar et lidar) ont des résolutions radiométriques, spatiales et temporelles de plus en plus grandes. De plus, il est aujourd'hui facile d'accéder à des images de grandes résolutions et à grande échelle, grâce aux données libres d'accès de certains satellites.

Afin de mettre en place un suivi des parcelles de cacao à l'échelle de la Côte d'Ivoire, il est préférable

que les images ne soient pas payantes. Ainsi de nombreux capteurs bien que très précis n'ont pas été retenus comme données spatiales en entrée du processus. Les données issues de capteurs de Sentinel 1 & 2, des Landsat et de la constellation Planet seront expérimentées en entrée du processus.

Combiner plusieurs sources de données permet d'augmenter la résolution temporelle, radiométrique, d'affiner la résolution spatiale grâce aux données Sentinel, d'assurer une cohérence entre données terrain et images capturées durant la période d'inventaire et de pallier aux problèmes météorologiques (nuage et brume). De plus, la combinaison de l'optique et du radar peut permettre la détection de culture sous le couvert de la canopée [Alban, 2018][6].

Néanmoins, des travaux à partir d'images satellitaires montrent des difficultés à :

— **Différencier les strates au sein du système agroforestier.**

La différenciation des strates par Lidar [Fayad et al 2014][4] d'un système agroforestier pourrait permettre l'estimation du taux d'ombrage, de la surface terrière et ainsi la caractérisation du système. Cependant, l'utilisation de données Lidar (GEDI, NOAA) serait trop longue à gérer sur une zone d'étude comme la nôtre de plusieurs centaines de kilomètres carrés. Les données Lidar pourront être traitées dans un futur travail car leur utilisation a fait ses preuves : détection de sous étages permettant ainsi la discrimination de strates [Fayad et al 2014][4].

— **Trouver une correspondance entre des observations, inventaire de terrain et les signaux des images satellitaires.**

Il est difficile de faire la différence entre les parcelles de cacao des autres cultures, des jachères et des forêts dégradées/secondaires [Asubonteng 2007, ABU 2021][11][5] car ces zones ont des caractéristiques spectrales de leurs canopées similaires [Numbisi 2019][21]. Il est également compliqué de différencier au sein d'une parcelle elle-même les cacaoyers des autres arbres. En effet, le cacaoyer est proche d'autres arbres d'ombrage morphologiquement (taille et forme), physiologiquement (cycle de fleuraison et de perte des feuilles) si bien que les signaux spectraux (de capteurs non-hyperspectraux) réfléchis par les cacaoyers sont « brouillés » parmi la masse végétale.

— **S'affranchir de la couverture nuageuse.**

Notre zone d'étude étant en région subéquatoriale, des nuages y sont très souvent présents et même en saison sèche des cirrus et brouillards peuvent perturber les signaux radiométriques. Pour corriger les nuages, on peut créer (sur Google Earth Engine) une série temporelle dense d'images afin de créer un composite d'images « sans nuage » [Outarra el al 2021][8] ou utiliser des données radars [Jofracj Sokeng ; 2019, Numbisi 2019][25][21] non affectées par les nuages.

La première étape du travail sur les images optiques consiste à sélectionner la période des images et en créer une collection. Il faut ensuite régler le problème de la couverture nuageuse. Les plateformes Google Earth Engine et Sepal ont été utilisées afin de traiter, corriger et pré-visualiser les images. Elles seront toutes téléchargées sous EPSG 32630, correspondant à la zone d'Abidjan.

3.2.1 Landsat

Des images satellites de Landsat 7 & 8 de réflectance « Tof of Atmosphere » étant disponibles sur la période d'inventaire (mars 2016 à novembre 2017), il a été décidé de travailler avec un intervalle proche afin de correspondre au mieux à l'état de la végétation lors des inventaires. En premier lieu, il faut créer la collection d'images puis procéder à la correction des nuages. On crée ainsi des composites d'images obtenues avec différentes périodes d'acquisition : tous les jours de l'année VS période sèche (jours n°350 à 45 de l'année (cf. Figure 3.2)) et avec/sans Landsat 7. Pour détecter la présence de nuages, plusieurs indicateurs sont calculés : brillance dans le bleu, dans le visible, dans l'infrarouge, valeur de la bande thermique faible (température entre 290/300), absence de neige (score du NDSI). On masque ensuite les pixels sombres dits « outliers » avec la méthode « Temporal Dark Outlier Mask – TDOM ». Une fois qu'un nuage est détecté, le pixel est masqué et un masque sur 2 pixels est établi autour du nuage. Puis on projette l'ombre du nuage selon la hauteur choisie des nuages pour la zone et on cherche de nouveau les pixels sombres dans la projection de l'ombre. Enfin, on réduit la collection en faisant la médiane des valeurs pour chaque pixel.

Par appréciation visuelle des images à l'échelle d'une parcelle, on constate que l'utilisation des images de Landsat 7 induit un effet de rayures (dû au problème technique que connaît Landsat 7 depuis mai 2003). Reste maintenant à choisir le meilleur composite (cf. Annexe H) selon la période des images utilisées : pour les composites 350-45 on a aussi utilisé janvier/février 2018 afin d'avoir 3 saisons sèches et donc moins de nuages ainsi qu'une médiane plus stable avec 3 saisons plutôt que 2 saisons. Le meilleur composite semble être celui obtenu de la sorte : 62 images Landsat 8 de 2016-2018 du 1er au 45e jour de l'an (cf. Annexe J). Les six bandes (bleu, verte, rouge, proche-infrarouge, infrarouges et infrarouges à courte longueur d'onde 1 & 2) du composite sont téléchargées (cf. Annexe I).

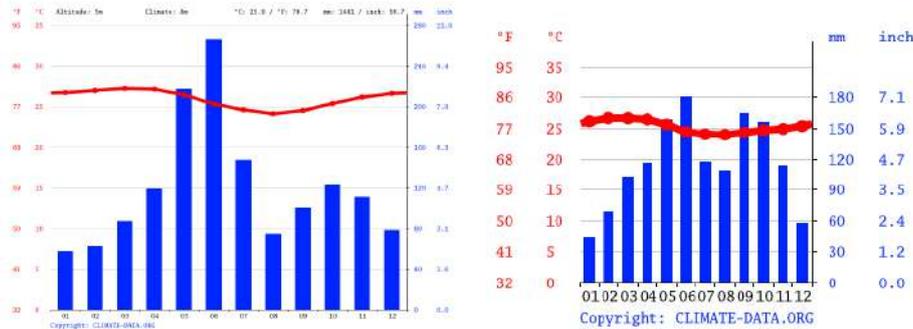


FIGURE 3.2 – Diagrammes ombrothermiques des villes d'Abidjan et Divo

3.2.2 Sentinel 1

Etant donné que le radar S1 à ouverture synthétique (SAR) permet de capturer des images indépendamment des conditions météorologiques (bande C avec $\lambda=5,5\text{cm}$) et de la présence d'énergie solaire (alternance nuit/jour). L'utilisation de S1 fournit ainsi des informations sur la surface terrestre en s'affranchissant des nuages et de la saison des pluies [Lavreniuk 2017][7]. Un composite a été créé en utilisant toutes les images disponibles sur la période 2016-2017. Les images « Ground Range Detected – RGD » ont déjà subies des traitements de correction orbitale, de deburst et de multilook. Les images radars acquises par le capteur de Sentinel ont deux polarisations (VV - transmission verticale, réception verticale et VH - transmission verticale, réception horizontale) et une résolution spatiale de $5\times 20\text{m}$ en mode « IW ». Le composite obtenu avec les 309 images de janvier 2016 à décembre 2017 semble être exploitable : les pistes, les zones urbaines et la végétation réagissent aux deux polarisations VV/VH (cf. Annexe K). Bien que le radar soit indifférent aux conditions météorologiques, dont les nuages, il peut présenter des limites : dans notre cas, il peut saturer lorsque la végétation devient trop dense [JOSHI et al., 2017][19].

3.2.3 Sentinel 2

Les images de niveau 2A ont subi une correction atmosphérique contrairement au 1C. Malheureusement, les images 2A ne sont pas disponibles sur notre zone avant décembre 2018. Les images de niveau 1C sont disponibles durant les périodes d'inventaire et au-delà. Travailler avec les images de niveau 2A suppose de faire une composition sur les saisons sèches (cf. Figure 3.2) de décembre 2018 et décembre 2019 (ce qui est éloigné des périodes d'inventaire) ou faire une composition moyennes des images de fin 2018 et début 2019 pour s'éloigner au minimum des périodes d'inventaires. Comme l'effet de l'atmosphère est inférieur aux perturbations radiométriques des nuages, il a été décidé de travailler avec les images durant les saisons sèches de niveau 1C. En plus de minimiser la présence de nuages, les images utilisées correspondent aux dates d'inventaires : meilleure probabilité de lien entre signal spectral et valeurs des indicateurs terrains et suivi possible en prenant les images des années suivantes. Une période supérieure à l'intervalle d'inventaire a été expérimentée (2016-2019) afin de tester si cela assurait une meilleure cohérence et stabilité pour le composite (médiane des

valeurs des pixels des images). Les différents tests de composition avec les données de niveau 1C et 2A sont répertoriés dans l'Annexe H).

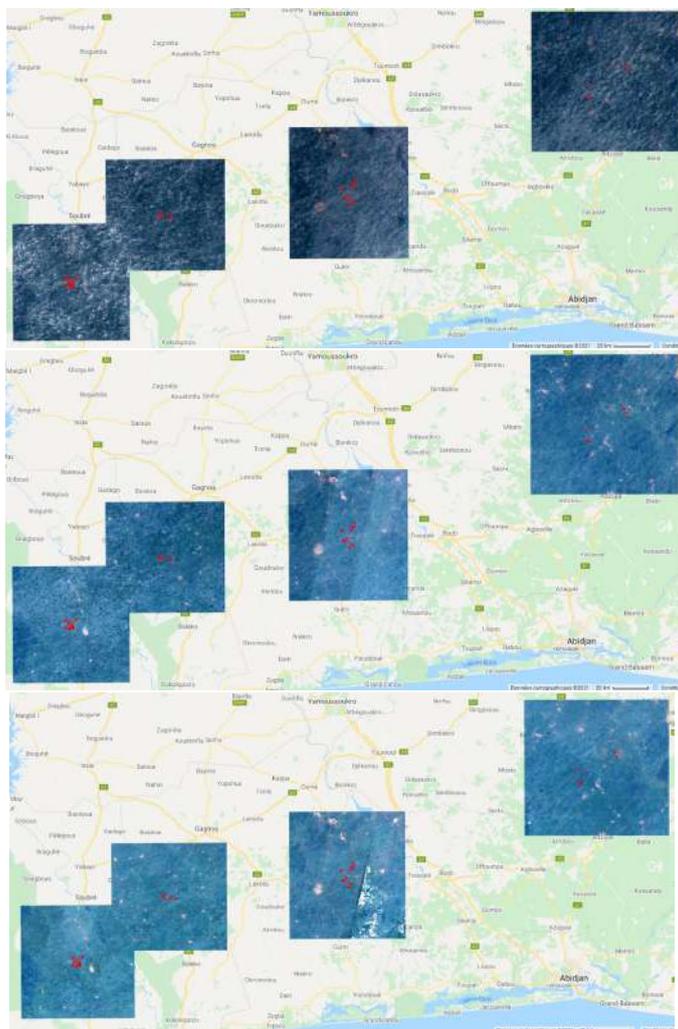


FIGURE 3.3 – Correction des images S2 de niveau 1C - Echelle des 4 sites

De haut en bas : composition brute d'images S2 de niveau 1C, composition avec seuil de correction à 2000nm, composition avec seuil de correction à 1500nm.

Malgré la sélection de période propice à la présence d'une faible couverture nuageuse sur les images S2, la réflectance des pixels restant couverts par des nuages doit être corrigée (cf. Fig 3.3). Sur les images Sentinel 2 1C ou 2A, on peut sélectionner les pixels d'images (à l'aide de "s2cloudless") ayant un pourcentage de probabilité de couverture nuageuse inférieur à un seuil et/ou appliquer un algorithme de correction. Souvent, ce seuil est fixé à 15-20% afin d'être sûr obtenir des données sur toute la zone d'étude car plus le seuil est bas plus les nuages fins sont identifiés et masqués. On applique un premier algorithme qui utilise la bande d'assurance qualité Sentinel-2 (QA60) : un simple classificateur binaire pour les nuages épais et les cirrus. L'algorithme conserve uniquement les pixels sans nuages (les valeurs des bits sont nulles). Puis on applique un deuxième algorithme qui conserve les pixels dont la valeur de la bande B1 est inférieure à un seuil (fixé empiriquement). En effet, la bande B1 (443nm) va réagir à la présence de nuage et de cirrus par l'altération du signal par la présence de vapeur d'eau. Plusieurs valeurs de seuil ont donc été testées pour trouver une valeur optimale, détectant les nuages, tout en conservant l'information sur la majorité de la zone d'étude. Un seuil faible aura pour conséquence de masquer des pixels ne correspondant pas seulement à des nuages, mais aussi des zones urbaines et des infrastructures routières. Si ce seuil est trop faible, le

risque sera de masquer tous les pixels. A l'inverse un seuil trop haut, ne sera pas suffisant pour détecter les nuages.

Des tests ont été effectués afin de déterminer les paramètres optimaux de l'algorithme de correction basé sur la réflectance de la bande 1. Les compositions, trop lourdes sur la zone d'étude (cf. Annexe G), ont été réalisées sur des zones tampons de 30km depuis le centroïde de chacun des quatre sites. Entre des seuils de 1500 et 2000 nanomètres à l'échelle de la zone d'étude, on peut constater une différence de masque : une large partie d'une trace est détectée comme nuage et est donc masquée sur l'image corrigée avec un seuil de 1500nm alors qu'elle ne l'est pas avec un seuil de 2000nm. Il a ainsi été déterminé un seuil optimal de 1500nm sur ces zones d'étude et la période 2016-2019.

Peu de différences sont observables à l'échelle de la parcelle : seuls certains centres urbains sont détectés comme des nuages avec un seuil de 1500nm : cf. Fig 3.4. Cependant, la correction et le masquage des nuages sont imparfaits (cf. Fig 3.4) car l'algorithme :

- Confond les nuages et les zones urbaines : cela n'est pas un problème pour cette étude car les zones urbaines seront masquées lors de la cartographie (cf. Partie 6).
- Laisse des traces de contours de nuages

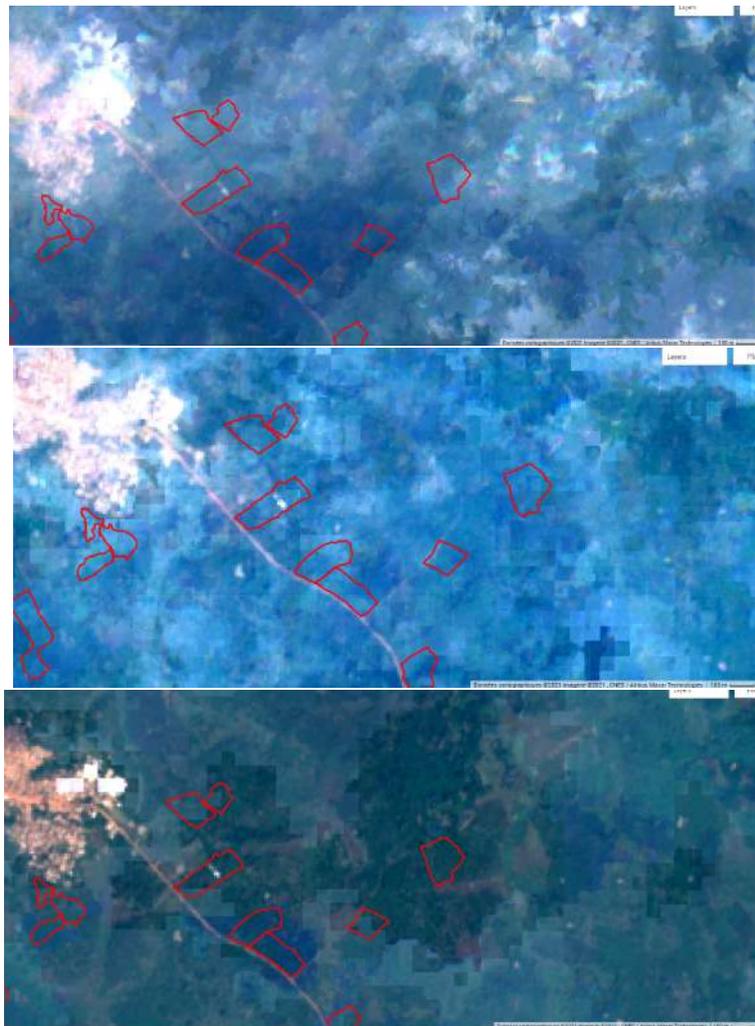


FIGURE 3.4 – Correction des images S2 de niveau 1C - Echelle de la parcelle

De haut en bas : composition brute d'images S2 de niveau 1C, composition avec seuil de correction à 2000nm, composition avec seuil de correction à 1500nm. Exemple du site de Kragui.

3.2.4 Données Planet

Les données Planet ayant une résolution hyperspatiale de moins de 4 mètres, elles seront téléchargées (en WGS84 et à 5 mètres de résolution) sur 4 zones tampons carrées d'environ 20 km depuis les centroïdes des parcelles de chaque site. Les bandes Rouge, Vert, Bleu et Proche-Infrarouge sont disponibles.

Les dalles seront téléchargées à partir du plugging Qgis « Planet Explorer », elles proviennent d'images dites « Basemap » c'est-à-dire prétraitées avec un filtre de nuage et normalisées sur 6 mois : nous avons fait le choix de prendre de décembre 2016 à mai 2017. Les dalles seront ensuite fusionnées intrasites puis intersites pour homogénéiser la radiométrie et faciliter le traitement avec une seule image dans la chaîne de traitement.

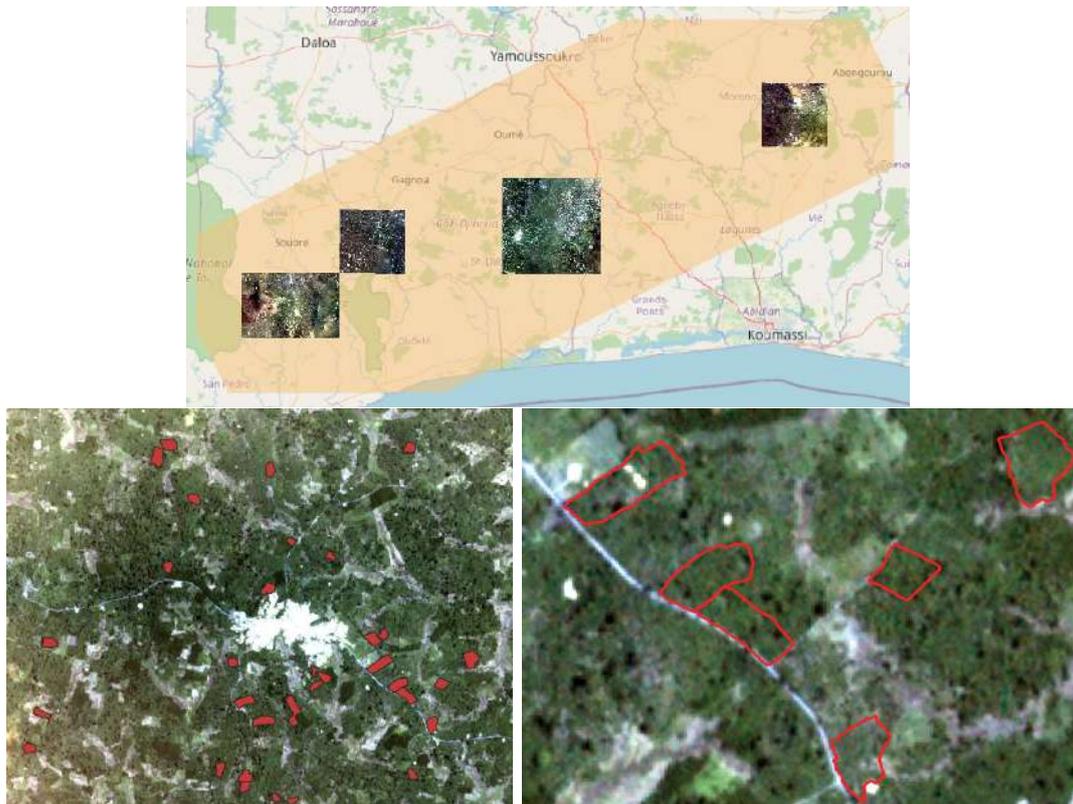


FIGURE 3.5 – Compositions d'images Planet

En haut : Quatre compositions d'images Planet sur une zone tampon d'environ 30km. Echelle : 1 :2846532

En bas à gauche : Zoom sur le Site de Kragui (Sud-Ouest). Echelle : 1 :37182

En bas à droite : Zoom à l'échelle de la parcelle (site de Kragui). Echelle : 1 :6490

4.1 Chaîne de traitement R

La chaîne de traitement a été développée en langage R (cf. Fig 4.1).



FIGURE 4.1 – Etapes de la chaîne de traitement développée en langage R.

Les covariables spatiales sont importées, échantillonnées à la résolution de travail si besoin et sont ensuite empilées pour créer une image contenant toutes les covariables spatiales que l'on souhaite utiliser pour les modèles.

La vérité terrain est importée afin d'extraire les primitives du modèle, c'est-à-dire nos bandes spectrales de nos covariables, sur les surfaces de nos parcelles. L'extraction des variables explicatives peut se faire de différentes manières :

- Pixel à pixel : extraction de la valeur de chaque bande spectrale de tous les pixels de la parcelles.
- Par agrégation : extraction pixel à pixel des parcelles puis agrégation statistique (moyenne, écart-type, minimum, maximum). Ainsi pour chaque parcelle, on obtient une valeur unique pour chaque bande.

Il faut ensuite joindre les valeurs des indicateurs et des covariables extraites pour chaque parcelle (jointure par le code de la parcelle). Les données sont alors prêtes à être modélisées par Random Forest, qui est une technique d'apprentissage automatique utilisée pour résoudre des problèmes de régression et de classification. Les données de la vérité terrain étant numériques, RandomForest procédera à une régression. L'algorithme de RF utilise l'apprentissage d'ensemble et se compose de plusieurs arbres de décision. Chaque arbre de la forêt produit une prédiction spécifique. La prédiction moyenne des arbres individuels est le résultat de la régression. L'augmentation (jusqu'à un certain seuil) du nombre d'arbres augmente donc la précision du résultat.

La vérité terrain selon les indicateurs agroforestiers est disponible pour 37 ou 132 parcelles. Ayant peu de données, il a été décidé de répartir aléatoirement les données de la sorte : 90% dans le jeu d'apprentissage et 10% dans le jeu de validation. Dans le cas de l'extraction par pixel, les parcelles

de calibration et de validation sont tirées puis leurs pixels sont respectivement ajoutés aux jeux. Dans un cas d'extraction par agrégation, ce sont les parcelles tirées qui sont directement ajoutées dans les deux jeux. RandomForest est calibré avec les covariables et le jeu d'apprentissage, il est également possible de préciser le nombre d'arbres voulu, d'omettre ou non l'absence de donnée, d'appliquer une correction de biais. Des tests ont été effectués afin de connaître l'effet du nombre d'arbres et de la correction de biais sur les résultats des modèles : cf. Annexe M.

Afin d'évaluer la qualité du modèle obtenu (cf. Annexe N), ces métriques d'évaluation sont notamment calculées :

- Coefficient de corrélation - R2 : Proportion de la variation observée dans le modèle calculé qui peut être expliquée par les points.
- RMSE : Ecart type des résidus.
- RPD : Ecart de prédiction résiduel. Un RPD élevé garantit une bonne qualité de prédiction.

On a pu constater sur les différents modèles produits que les modèles de régression de RandomForest ont tendance à surestimer les petites valeurs et sous-estimer les grandes valeurs de la vérité terrain. Si le modèle est pertinent d'après les métriques d'évaluation (R2, RMSE, RPD, CV), la cartographie pourra être réalisée.

4.2 Robustesse de Random Forest

4.2.1 Test de robustesse interne à RandomForest

Le résultat final du modèle de régression, étant la moyenne des résultats de chaque arbre, il peut donc varier si on considère que chaque arbre ne retrouvera pas exactement la même régression en relançant la modélisation. En pratique, on constate que le modèle final n'est pas le même et il en est de même pour les métriques d'évaluation qui varient. Ces variations peuvent être problématiques si elles sont trop importantes. Afin de s'assurer de la robustesse interne de RandomForest, le test suivant sera appliqué : pour chaque indicateur agroforestier, trois itérations de RandomForest seront effectuées avec les mêmes jeux de calibration et de validation. Les trois modèles seront comparés et leur moyenne et écart-type calculés (cf. Annexe O).

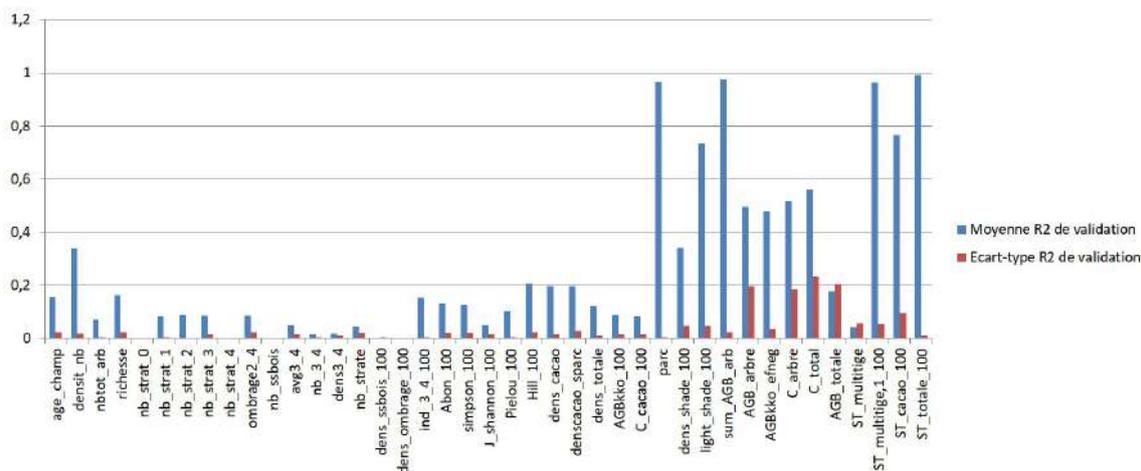


FIGURE 4.2 – Test de robustesse interne de RF avec covariables d'agrégation issues de L8

On peut constater que la grande majorité des meilleurs R2 obtenus avec les données Landsat 8 correspond aux indicateurs disponibles sur seulement 37 parcelles. Néanmoins, c'est aussi pour ces indicateurs que l'on trouve les plus grands écarts-types. Seuls quatre indicateurs ont un écart-type supérieur à 0.1 (dont un maximum de 0.24).

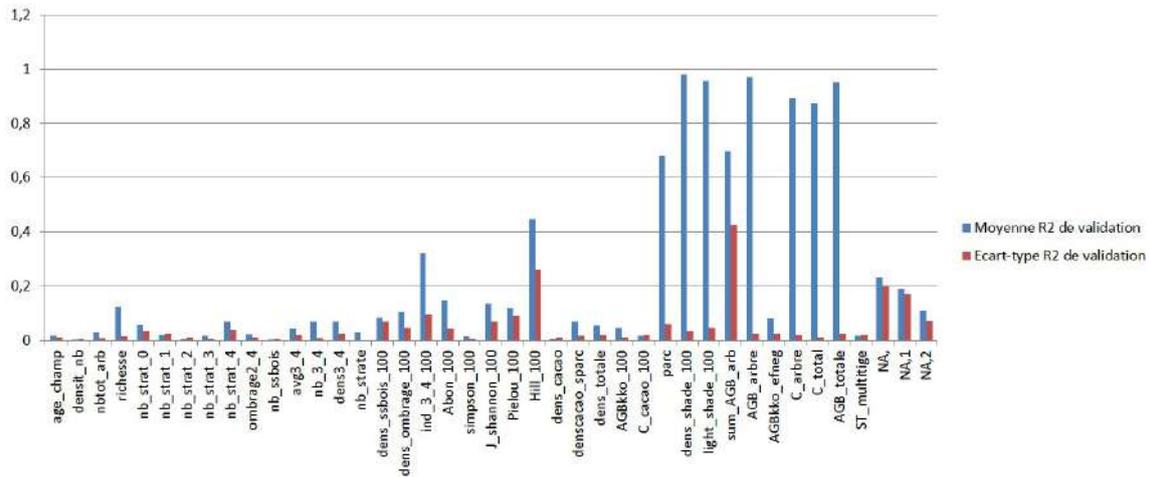


FIGURE 4.3 – Test de robustesse interne de RF avec covariables d'agrégation issues de L8 et S1

De même, pour les modèles obtenus en combinant Landsat 8 et Sentinel 1, les meilleurs R2 correspondent à des indicateurs disponibles pour 37 parcelles (cf. Annexe P). Cette fois-ci, les écarts-types les plus grands sont attribués aux deux catégories d'indicateurs (132 parcelles / 37 parcelles). Hormis un maximum à 0,4, les autres écarts-types sont tous aussi faibles qu'avec Landsat 8.

En conclusion, les modèles de RandomForest peuvent varier bien qu'ayant les mêmes jeux de calibration et validation. Néanmoins, les écarts-types ne sont pas suffisamment importants pour remettre en cause la robustesse interne de RandomForest.

4.2.2 Influence du tirage des jeux de calibration et de validation

Après avoir testé la robustesse interne de RandomForest, il faut également s'interroger sur la robustesse du modèle final selon les jeux de calibration et de validation utilisés. L'influence du tirage de ces jeux a été testée de la sorte : pour chaque indicateur, 10 jeux de calibration et de validation sont tirés puis RandomForest est appliqué. La moyenne et l'écart-type de la moyenne des R2 des 10 tests à partir des 10 modèles sont calculés pour chaque indicateur (cf. Annexe Q). Les résultats ci-dessous sont obtenus :

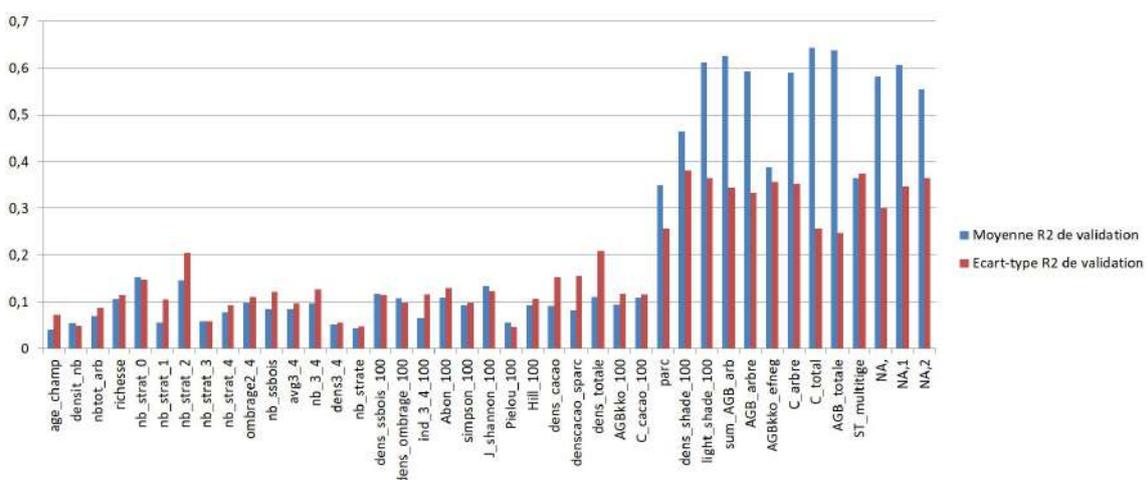


FIGURE 4.4 – Test de robustesse externe de RF avec covariables d'agrégation issues de L8 et S1

Tout d'abord, la moyenne sur 10 modèles permet d'identifier avec plus d'exactitude les indicateurs qui ont des meilleurs résultats. Cependant, les écarts-types sont plus importants qu'auparavant et le sont d'autant plus pour les indicateurs basés sur 37 parcelles.

On peut en déduire que le tirage des parcelles de calibration et de validation peut fortement impacter le modèle final.

5.1 Différences entre indicateurs

On constate que les modèles des indicateurs disponibles sur 37 parcelles ont de meilleurs résultats que ceux effectués avec 132 parcelles. On peut donc s'interroger sur l'effet du nombre de feuilles dans le modèle, de celui de la variabilité des valeurs des indicateurs ou s'il n'y a pas un effet de site sur ces 37 parcelles de Blé & Kragui.

Plusieurs hypothèses peuvent expliquer ces écarts dans les résultats :

— **Répartition géographique des parcelles en lien avec les caractéristiques des sites :**

Les parcelles des sites de Blé et Kragui étant majoritairement agroforestières contrairement à celles des sites de Guyeo et Akoupé, il est possible qu'il y ait un effet de site. Afin de confirmer ou d'infirmer cette hypothèse, les tests suivants ont été réalisés et comparés avec 90% calibration et de 10% validation avec les indicateurs disponibles sur 132 parcelles avec les covariables de S1+S2 (cf. Annexe E) :

— Modélisation des indicateurs avec les 132 parcelles disponibles

— Modélisation des indicateurs uniquement avec les 37 parcelles inventoriées « carbon » de Blé & Kragui

— Modélisation des indicateurs avec toutes les parcelles de Blé & Kragui

— Modélisation des indicateurs avec tirage aléatoire de 37 parcelles de Blé & Kragui (hors parcelles inventoriées « carbon »)

— Modélisation des indicateurs avec toutes les parcelles de Blé, Gueyo & Kragui

L'analyse des résultats (cf. Annexe R), on peut constater qu'il y a très peu de différences significatives entre les modèles RF des 132 parcelles des 4 sites, les parcelles des 3 sites de Blé, Guéyo et Kragui et les parcelles de Blé et Kragui. Par contre, les modèles RF des 37 parcelles inventoriées "carbon" de Blé et Kragui sont majoritairement différents des résultats obtenus avec l'ensemble des parcelles de ces deux sites ou avec une sélection de 37 parcelles des deux sites hors parcelles "carbon".

Cela nous permet d'identifier un **effet de site englobant des parcelles de Blé et de Kragui**, pouvant se traduire par un effet géographique et/ou encore par une différence de variabilité entre les valeurs des indicateurs. Ces hypothèses seront testées par la suite.

— **Types d'indicateurs : Les différences de variabilité entre les indicateurs calculés sur les 132 parcelles et ceux sur 37 parcelles.**

L'hypothèse est la suivante : si les parcelles de calibration sont proches entre elles, le modèle aura du mal à prédire des valeurs proches de celles observées pour des parcelles de validation différentes. Cela pourrait expliquer les modèles très peu qualitatifs obtenus.

Comme expliqué dans la sous-partie 2.2, les 37 parcelles de Blé & Kragui ont été choisies par E.Sanial[24] pour être les plus hétérogènes entre elles afin de retranscrire au mieux les agrosystèmes présents sur ces deux sites.

Les statistiques telles que la moyenne, la médiane, les quantiles, l'écart-type, le coefficient de variabilité ainsi que le minimum et maximum ont été comparées pour chaque indicateur entre les 132 parcelles et les 37 parcelles de Blé & Kragui (cf. Annexe S). Cependant, en analysant les statistiques extraites des indicateurs, il ne semble pas y avoir de différence de variabilité

pouvant expliquer un tel écart dans les résultats des modèles (cf. Fig 4.3).

Par conséquent, des couples de parcelles les plus hétérogènes entre elles, ont été choisies sur les 4 sites (selon les critères de densité, d'âge et d'origine des arbres). Au total, 55 parcelles (cf. Annexe C) ont été modélisées et leurs résultats comparés à ceux obtenus avec les 37 parcelles dites "carbon" (cf. Annexe T). On peut constater que les moyennes de R2 obtenues sont différentes pour la plupart des indicateurs.

Ainsi, l'hétérogénéité des parcelles n'est pas le seul facteur à l'origine des meilleurs résultats obtenus par les 37 parcelles, l'effet de site y joue bien un rôle.

— Type de covariables utilisées et répartition géographique des parcelles

Le type de covariables utilisées pourrait également expliquer l'écart de résultats entre les indicateurs sur les 37 parcelles de Blé et Kragui. En effet, les covariables spatiales sont issues de compositions d'images satellites, satellites qui acquièrent les images par bandes.

L'hypothèse est donc la suivante : ces 37 parcelles « proches » géographiquement pourraient se trouver sur des traces différentes de celle(s) du site d'Akoupé bien plus au Nord-Est du pays (cf. Fig 2.2). Les bandes d'images pourraient donc avoir des conditions d'acquisitions différentes (date, condition météorologique, etc.). Cela pourrait donc complexifier la tâche de l'algorithme pour modéliser les indicateurs avec des parcelles issues des quatre sites.

Afin de vérifier cela, les indicateurs disponibles sur 132 parcelles seront testés avec les combinaisons suivantes :

- Modélisation des indicateurs qu'avec les 37 parcelles de Blé & Kragui avec les covariables de S1 (10m)
- Modélisation des indicateurs qu'avec les 37 parcelles de Blé & Kragui avec les covariables de S2 (10m)
- Modélisation des indicateurs qu'avec les 37 parcelles de Blé & Kragui avec les covariables de Planet (10m)

D'après les tests de Student (cf. Annexe U), les moyennes de R2 ne sont pas significativement différentes pour la grande majorité des indicateurs, **amenant à écarter cette hypothèse.**

5.2 Apport des covariables spatiales

Après avoir testé l'influence des paramétrages sur RF, l'étude des apports relatifs des différents covariables paraît importante. Pour cela, les R2 moyens des indicateurs obtenus avec les covariables d'agrégat de chaque source spatiale séparément seront comparés avec 10 tirages aléatoires de jeux de calibration/validation et sur un unique tirage.

D'après les résultats des modèles RF testés avec 10 tirages et 1 tirage, on constate que la qualité des modèles n'est pas toujours proportionnelle à la résolution spatiale des covariables. En effet, bien que les données Planet aient une résolution spatiale de 5m, elles ne sont pas toujours à l'origine des meilleurs modèles sur certains indicateurs (Cf. Annexe V & W).

Pour 10 tirages de jeux de calibration et de validation, on peut noter que :

- Parmi les indicateurs de diversité, L8 fournit les meilleurs modèles pour les indicateurs de richesse et d'abondance tandis que les modèles des indicateurs prenant en compte la richesse et l'équitabilité ont souvent une qualité supérieure avec des covariables de résolution plus fine.
- Parmi les indicateurs de structure et de biomasse, les moyennes de R2 ne sont pas significativement différentes d'après le test de Student. Ainsi, la résolution spatiale n'améliore pas grandement la qualité des modèles RF.
- De même pour les indicateurs de densité, un test statistique de Student montre que la majorité des moyennes des R2 ne sont pas significativement différentes.

En conclusion, d'après les résultats graphiques et les tests statistiques, la qualité du modèle ne semble pas être proportionnelle à la résolution des images utilisées. D'autre part, les images optiques et radars semblent tout autant capables de saisir l'information spatiale

(cf. Annexe V) et de fournir des modèles proches. Il semble donc difficile de trouver quelle covariable apporte le plus d'information lors de la modélisation.

Après avoir comparé indépendamment l'apport des covariables, on teste si la combinaison de différentes sources spatiales améliore les modèles RF. Des tests ont été faits pour mesurer l'apport des covariables simples Planet/S1/S2 contre l'apport d'une combinaison de covariables : S1+S2, Planet+S1+S2. Etant donné que le rééchantillonnage à 5 mètres des covariables de Sentinel 1 est trop volumineux (>20Go par images) et trop chronophage, les tests ont été réalisés avec une résolution de 10 mètres en rééchantillonnant les données Planet à 10m.

D'après les modèles RF et les tests de Student (cf. Annexe X), il y a peu de R2 moyens différents entre ceux des tests de combinaisons de covariables et ceux des tests avec les covariables simples. Ces résultats des tests de Student semblent surprenants d'autant plus que les données radars et optiques ont été combinées (cf. Partie 5.3, pour une explication).

5.3 Perspectives

Les résultats des tests cherchant à montrer la présence d'un effet de site, du rôle de la variabilité des valeurs des indicateurs et de l'apport des covariables dans les résultats des modèles de régression de RF peuvent être nuancés.

En effet, les conditions de validation du test de Student demandent de suivre une loi normale et que les variables aient la même variance (sinon, il faut appliquer la correction de Welch). Le test paramétrique de Student peut toutefois être appliqué si les variables suivent approximativement une loi normale, il sera cependant moins « puissant », c'est-à-dire moins à même de détecter une différence significative de moyenne. Ainsi, les résultats du test de Student sont à nuancer pour les indicateurs suivants : richesse, abondance, indice de Hill, indice de Shannon, densité de cacaoyers, densité de cacaoyers sans parc, densité totale, biomasse des cacaoyers, carbone aérien des cacaoyers, densité de sous-bois, densité d'ombrage, taille moyenne des arbres de strates 3 & 4.

Ainsi, si les tests de Student détectent bien une différence entre les R2 moyens pour certains indicateurs, ils peuvent cependant ne pas détecter des différences pour d'autres indicateurs bien que certaines existent.

Afin d'améliorer les conclusions de ces tests, il faudrait refaire les tests de Student avec cette fois-ci au moins 30 itérations de modèles RF (contre 10 actuellement) ainsi que trouver d'autres tests statistiques de comparaison de moyennes dont les conditions de validités sont remplies (non trouvé à la date d'écriture de ce rapport).

De plus, les modélisations des indicateurs agroforestiers pourraient être améliorées en :

- Incluant d'autres inventaires terrains afin d'augmenter les jeux d'apprentissage et de validation
- Procédant à des modélisations avec des covariables extraites au pixel pour les indicateurs où cela fait sens (indicateurs de biodiversité, de biomasse).
- Incluant des données Lidar pour les indicateurs de structures lorsque des produits traités seront disponibles en libre accès (capteurs GEDI, NOAA)
- Utilisant d'autres modèles de type « Support vector machines » (SVM), Deep Learning, « Species distribution modelling » (SDM), etc.

6.1 Application des modèles Random Forest retenus

Après avoir obtenu des modèles RF, des indicateurs ont été sélectionnés d'après les métriques d'évaluation et selon leur pertinence (lien entre signal radiométrique et nature de l'indicateur) pour être cartographiés. Afin d'appliquer le modèle de régression RF, il est nécessaire de disposer des données spatiales identiques à celles utilisées pour la modélisation sur l'ensemble de la zone cartographiée. Pour cela, les données spatiales ont été traitées pour extraire les mêmes covariables d'agrégat, selon la méthode des plus proches voisins, sur l'ensemble de la zone cartographiée.

Le traitement de cartographie prenant un temps important (>10h), il est plus rapide de cartographier les indicateurs avec les covariables de Planet sur des zones tampon d'environ 30km autour des quatre sites avec une maille de 10 mètres.

Pour prendre en compte toute la diversité des parcelles inventoriées, les modèles RF servant à la cartographie ont été obtenus en utilisant 100% des parcelles comme jeu de calibration. La validation de ces modèles et de cartes pourra être faite avec de nouveaux inventaires terrains sur la zone cartographiée.

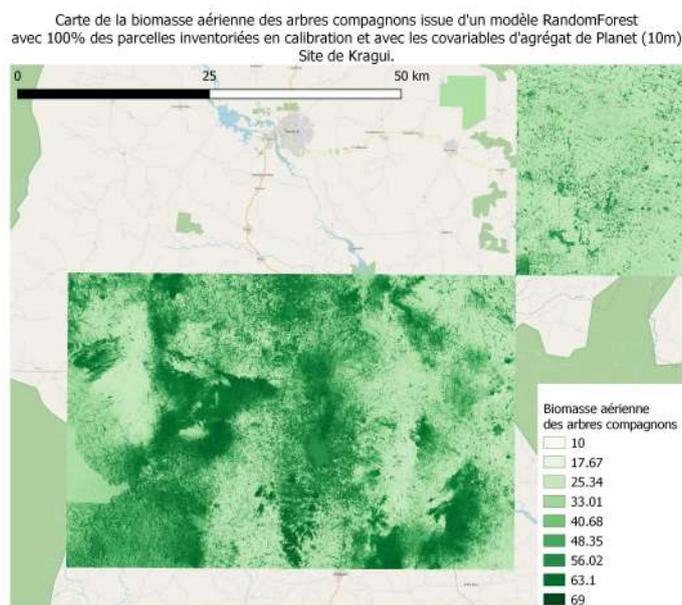


FIGURE 6.1 – Carte de la biomasse des arbres compagnons - Site de Kragul

Afin de ne pas prédire des indicateurs sur des zones aberrantes, une étape finale de masque a été effectuée sur les zones autres que les forêts dégradées, les plantations forestières et les zones de cultures. Ce masque s'appuie sur la carte d'occupation du sol produite par le BNET[1] en 2020 et obtenue à partir d'images de S2. Les données de la carte datent de campagnes terrains de 2016, ayant une bonne correspondance temporelle avec les inventaires terrain d'E.SANIAL[24]. Les catégories

d'occupation du sol retenues sont les zones de forêt dégradée (n°14), de plantations forestières (n°16), et les zones agricoles (n°21, 22, 23, 24, 25, 26 & 27). La carte du BNET a été traitée sous QGIS afin de créer une couche de masque. Le raster brute de la carte a été vectorisé, les polygones correspondant aux catégories retenues ont été sélectionnés et leurs géométries corrigées puis ils ont été fusionnés en une seule entité. Les cartes obtenues ont ensuite été masquées dans R en utilisant la fonction "mask" du package "Raster" ou sous Qgis avec le traitement de découpage.

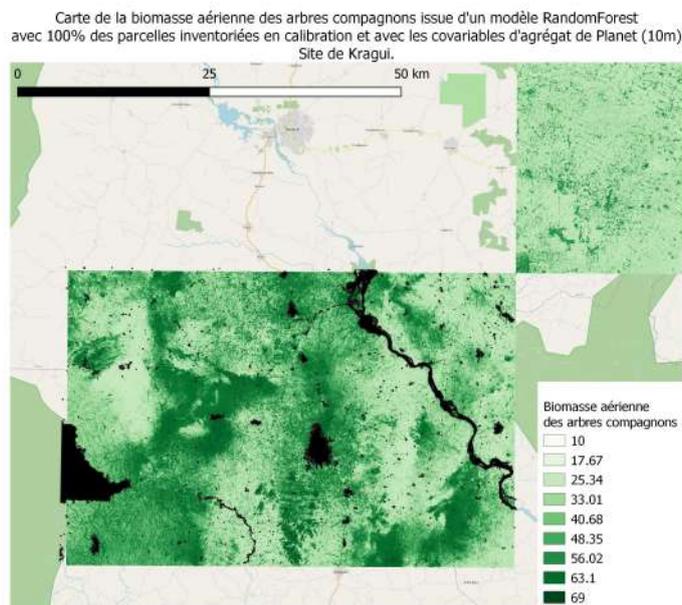


FIGURE 6.2 – Carte de la biomasse des arbres compagnons après masque - Site de Kragui
La zone du V Baoulé reste encore à masquer

6.2 Discrimination des parcelles agroforestières

Il pourrait être envisageable de suivre les parcelles de cacao et de les discriminer entre elles selon les valeurs prédites des indicateurs et à l'aide des cartographies produites (après qu'elles soient validées par des inventaires terrains).

Nitidæ a par exemple développé le référentiel SAF-ART (Système Agro-Forestier mature / Agriculture Régénérative de Transition). Celui-ci propose un cadre de valorisation du cacao agroforestier sur les marchés, basé sur deux indicateurs que sont l'origine des arbres (diversité) et la surface terrière (couverture végétale et biomasse)[Nitidæ, SAF-ART, 2021][20].

La production de ces indices quantitatifs permet de caractériser les parcelles agroforestières. Ainsi, elle peuvent être discriminées grâce à des seuils fixés pour ces métriques produites (cf. Table 6.1).

Indicateurs	Critères et seuils
Densité	> 20arbres/ha pour une parcelle SAF
Surface terrière	> 8m ² /ha pour une parcelle SAF, équivaut à 30% de couvert végétal (présence de bons services écosystémiques + bonne production)
Richesse	Minimun 5 espèces d'arbres compagnons
Shannon	> 2 pour une parcelle SAF

TABLE 6.1 – Exemples de critères de discrimination des parcelles agroforestières de cacao provenant du référentiel SAF-ART & des définitions des agrosystèmes précédemment évoqués

Conclusion

Si la Côte d'Ivoire réussit à produire 40% du cacao mondial, c'est au prix de l'érosion de ces forêts (plus de 57% en 25 ans), majoritairement converties en plantations de cacao. Face à la progression rapide des fronts de déforestation et à l'essoufflement de la cacaoculture en monoculture (90% des plantations en 2020 d'après E.Sanial[24]), il semble aujourd'hui essentiel de promouvoir la conservation de la couverture forestière et des systèmes de culture durables.

Ainsi, le nouveau code forestier ivoirien de 2019 [MINEF, 2019][14] dont la loi n°2019-675 (du 23 juillet 2019) cherche à :

- "Favoriser la constitution d'un taux de couverture forestière représentant au moins 20% de la superficie du territoire national"
- "Renforcer, au profit des générations présentes et futures, la contribution du secteur forestier au développement durable par la promotion des fonctions environnementales, socio-économiques et culturelles des ressources forestières"
- "Préserver et valoriser la diversité biologique et contribuer à l'équilibre des écosystèmes forestiers et autres écosystèmes associés"

L'agroforesterie est donc comme une stratégie adéquate face aux problématiques environnementales, économiques des exploitants et de la filière du cacao. Sa promotion auprès des exploitants et des consommateurs passe généralement par la certification et la labélisation. Les inventaires et le suivi à l'échelle nationale des parcelles de cacao n'étant pas envisageables à partir de campagnes terrains, une approche combinant télédétection et données terrains a été envisagée à large échelle durant ce stage. Les principaux résultats suite au développement des indicateurs spatialisés sont les suivants :

- Random Forest est un modèle robuste et adapté pour le développement des indicateurs
- Il existe une grande diversité des systèmes de cacaoculture (des systèmes en monoculture jusqu'aux agroforêts) ainsi qu'une grande variété au sein même des systèmes agroforestiers. Sur les sites étudiés par E.Sanial, « 22% des 137 parcelles étudiées présentent des caractéristiques agroforestières »[24]. Selon la variabilité des indicateurs, l'apprentissage et la modélisation des indicateurs peuvent être simplifiés ou complexifiés. De plus, la localisation des données terrain est importante car des effets de site peuvent se créer en fonction de la zone de culture des parcelles.
- L'apport de la résolution ou du type de données (radar ou optique) des différentes variables n'a pas pu être démontré.
- Il est souhaitable de procéder à de nouveaux inventaires terrains pour comparer les prédictions issues des modèles RF à la vérité terrain sur la zone cartographiée.

La préparation des composites satellites, l'extraction des primitives et le paramétrage des modèles de RF ont été les étapes les plus chronophages et complexes de ce stage (cf. Annexe Y). Les résultats obtenus à la date de la rédaction de ce rapport ouvrent la voie à d'autres tests pour améliorer les modèles et permettent de mettre en avant certains indicateurs qui seront cartographiés. Ce stage fut très intéressant de part sa pluridisciplinarité (écologie, géographie et géomatique) et sa

problématique de développement durable car il s'inscrit dans les enjeux majeurs de notre société : nouveaux modes de productions, de consommation, préservation de notre environnement, etc. La richesse et précision des données terrain ont permis de développer des indicateurs spatialisés et leurs prédictions à l'échelle régionale pourra faire évoluer les méthode de suivi des parcelles et des critères des labels de certification environnementale. La télédétection est donc au coeur de ce développement en offrant une rapidité d'acquisition, une large échelle géographique, un coût moindre et la possibilité de reproduire ce travail sur d'autres cultures.

Bibliographie

- [1] BUREAU NATIONAL D'ETUDES TECHNIQUES ET DE DEVELOPPEMENT (BNETD). *Cartographie d'occupation du sol (OCS) 2020 de la Côte d'Ivoire*. 2020.
- [2] O.DJIWA (FAO). "Typology of cocoa-based agroforestry systems of the semi-deciduous forest zone in Togo (West Africa)". In : *International Journal of Biodiversity and Conservation* 12(4) :270-282 (2020).
- [3] G.ASHIAGBOR et AL. "Pixel-based and object-oriented approaches in segregating cocoa from forest in the Juabeso-Bia landscape of Ghana". In : *Remote Sensing Applications : Society and Environment Volume 19*, 100349 (August 2020).
- [4] I.FAYAD et AL. "Canopy Height Estimation in French Guiana with LiDAR ICESat/GLAS Data Using Principal Component Analysis and Random Forest Regressions". In : *Remote Sensing* (2014). URL : https://www.researchgate.net/publication/268817307_Canopy_Height_Estimation_in_French_Guiana_with_LiDAR_ICESatGLAS_Data_Using_Principal_Component_Analysis_and_Random_Forest_Regressions.
- [5] Itohan-Osa ABU et AL. "Detecting cocoa plantations in Côte d'Ivoire and Ghana and their implications on protected areas". In : *Ecological Indicators, Volume 129*, 107863,ISSN 1470-160X (2021). URL : <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107863>.
- [6] J.D.T. DE ALBAN et AL. "Combined landsat and L-Band SAR data improves land cover classification and change detection in dynamic tropical landscapes". In : *Remote Sens.*, 10, p. 306 (2018).
- [7] M. LAVRENIUK et AL. "Impact of SAR data filtering on crop classification accuracy". In : *IEEE First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)* (2017).
- [8] OUATARRA et AL. "Changements d'occupation et d'usage des terres entre 2016 et 2019 dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire : impact des cultures de rente sur la forêt". In : *Bois et Forêts des Tropiques* (2021). URL : https://www.researchgate.net/publication/350592790_Changements_d'occupation_et_d'usage_des_terres_entre_2016_et_2019_dans_le_Sud-Est_de_la_Cote_d'Ivoire_impact_des_cultures_de_rente_sur_la_foret.
- [9] VAUDRY R. et AL. "A new Payment for Ecosystem Services in organic cocoa agroforestry systems in Ivory Coast". In : (2019.05.22). URL : https://www.nitidae.org/files/5c3df7a2/presentation_nitidae_world_congress_agroforestry_montpellier_may_2019.pdf.
- [10] ZOMER et AL. *Trees on farms : an update and reanalysis of agroforestry's global extent and socio-ecological characteristics*. 2009. URL : https://www.researchgate.net/publication/262914994_Trees_on_farms_an_update_and_reanalysis_of_agroforestry's_global_extent_and_socio-ecological_characteristics.
- [11] K.O. ASUBONTENG. "Identification of land use/cover transfer hotspots in the Ejisu-Juabeng District, Ghana 53". 2007. URL : https://www.researchgate.net/publication/255652119_Identification_of_land_usecover_transfer_hotspots_in_the_Ejisu-Juabeng_District_Ghana.

- [12] BRAUDEAU. *Le cacaoyer*. 1969, pp. 304.
- [13] E.TORQUEBIAU. *Agroforesterie*. In *Les mots de l'agronomie*. Inra édition, 2010. URL : <http://www.fao.org/3/am665e/am665e.pdf>.
- [14] Ministère des EAUX ET FORÊTS DE LA CÔTE D'IVOIRE. *Loi n° 2019-675 du 23 juillet 2019 portant sur le code forestier*. 2019.
- [15] Ministère des EAUX ET FORÊTS DE LA CÔTE D'IVOIRE. *Loi no2014-427 du 14 juillet 2014 portant sur le code forestier*. 2014.
- [16] F.RUF. "Cocoa : from deforestation to reforestation". In : *First international workshop on sustainable cocoa growing*. Smithsonian Institute. s.l. : Smithsonian Institute (1998), P.29.
- [17] FOOD et Agriculture Organization of the UNITED NATIONS. *Global forest resources assessment 2010 : Main report*. FAO Forestry Paper 163. 2010. URL : <http://www.fao.org/docrep/013/i1757e/i1757e.pdf>.
- [18] FOOD et Agriculture Organization of the UNITED NATIONS. *Global forest resources assessment 2010 : Terms and definitions*. FAO Forestry Paper 144. 2010. URL : <http://www.fao.org/3/am665e/am665e.pdf>.
- [19] M.Brolly et al. N.JOSHI A.Mitchard. "Understanding 'saturation' of radar signals over forests". In : *Nature* (2017).
- [20] NITIDAE. *Cocoa agroforestry systems, adoption and valorization : A dynamic standard developed by Nitidæ*. Rapp. tech. Nitidæ, 2021.
- [21] De Wulf NUMBISI Van Coillie. "Delineation of Cocoa Agroforests Using Multiseason Sentinel-1 SAR Images : A Low Grey Level Range Reduces Uncertainties in GLCM Texture-Based Mapping". In : (2019). URL : <https://doi.org/10.3390/ijgi8040179>.
- [22] O.DEHEUVELS. "Compromis entre productivité et biodiversité sur un gradient d'intensité de gestion de systèmes agroforestiers à base de cacaoyers de Talamanca, Costa Rica". Thèse. SUPAGRO Montpellier, 2011. URL : <https://agritrop.cirad.fr/587332/1/DEHEUVELS.pdf>.
- [23] S.BIGOT. "Téléspore Brou Yao, Johan Oswald et Arona Diedhiou : Facteurs de la variabilité pluviométrique en Côte d'Ivoire et relations avec certaines modifications environnementales". In : *Sécheresse*, 16(1) :5-13 (2005).
- [24] Elsa SANIAL. "A la recherche de l'ombre, géographie des systèmes agroforestiers émergents en cacaoculture ivoirienne post-forestière". Thèse. Université Lyon III, 2019. URL : https://www.researchgate.net/publication/338549035_A_la_recherche_de_l_ombre_geographie_des_systemes_agroforestiers_emergents_en_cacaoculture_ivoirienne_post-forestiere.
- [25] Jofack SOKENG. *Suivi par télédétection des affectations des terres pour la promotion d'une agriculture intégrée au développement forestier en Côte d'Ivoire*. 2019. URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02189403>.

Table des figures

1.1	Processus	10
2.1	Cacaoyères - Photos d'E.Sanial	11
2.2	Sites d'inventaire (Carte d'E.Sanial)	12
3.1	Zone d'étude	17
3.2	Diagrammes ombrothermiques des villes d'Abidjan et Divo	19
3.3	Correction des images S2 de niveau 1C - Echelle des 4 sites	20
3.4	Correction des images S2 de niveau 1C - Echelle de la parcelle	21
3.5	Compositions d'images Planet	22
4.1	Etapes de la chaîne de traitement développée en langage R.	23
4.2	Test de robustesse interne de RF avec covariables d'agrégation issues de L8	24
4.3	Test de robustesse interne de RF avec covariables d'agrégation issues de L8 et S1	25
4.4	Test de robustesse externe de RF avec covariables d'agrégation issues de L8 et S1	25
6.1	Carte de la biomasse des arbres compagnons - Site de Kragui	31
6.2	Carte de la biomasse des arbres compagnons après masque - Site de Kragui	32
B.1	Carte d'E.Sanial[24]	43

Liste des tableaux

- 6.1 Exemples de critères de discrimination des parcelles agroforestières de cacao provenant du référentiel SAF-ART & des définitions des agrosystèmes précédemment évoqués . 32

Annexes

A	Produits satellitaires	41
B	Zone de culture du Cacao	43
C	Parcelles inventoriées	44
D	Contexte pluviométrique et végétal des sites d'études	45
E	Formules des indicateurs agroforestiers	46
F	Critères de définitions des strates	50
G	Zone d'étude	51
H	Compositions d'images satellitaires	52
I	Bandes spectrales des capteurs	53
J	Compositions Landsat 8	54
K	Compositions Sentinel 1	55
L	Compositions Sentinel 2	56
M	Influence du nombre d'arbres et de la correction de biais	57
N	Exemple de modèle Random Forest	58
O	Robustesse interne de RF avec covariables de L8	59
P	Robustesse interne de RF avec covariables de L8 & S1	60
Q	Robustesse externe de RF avec covariables de L8 & S1	61
R	Effet de site?	62
S	Statistiques des parcelles inventoriées	64
T	Comparaison 55 parcelles VS 37 parcelles hétérogènes	66
U	Effets des covariables?	68
V	Apport des covariables simples - 10 itérations	70
W	Apport des covariables simples - 1 itération	72
X	Apport des covariables, Combinaisons	73
Y	Diagramme de GANTT	75

PRODUITS SATELLITAIRES

Tableau : Données Satellitaires

Produit ou capteur	Bande d'intérêt	Année image	Résolution spatiale	Remarque
Données brutes				
Planet	4 bandes	2009	3.7m (RGB & Near Infra)	
Sentinel 1- GRC	Bande C	2015- today	10m	(VV + VH)
Sentinel 2	multispectral	2016- today	10m/20m/60m	
Landsat 8	multispectral	multi	30m	
Pléiades (spot 6,7)	multispectral	2012/2014 - today	1,5m	
Worldview 3	multispectral	2014 – today	<5m	Payant, donc non retenu
Données dérivées				
Niveau 2 – LAI, CC		2019 - today	25 m de diamètre	Accès LPDAAC NASA
Niveau 4 – biomasse et densité				Accès ORNL DAAC
JRC global water		1984-2020	30m	
Global human settlement		2015	250m	
Global map of oil palm		2019	10m	
FAO/Redd+ masque forêt/non forêt		2015 ?	?	Forêt dégradée = non forêt
Reseau aire protégée WDPA		?	?	Utile pour récupérer les forêts classées
Land Use				
Global land cover Copernicus		2015-2019	100m	Point des forêts denses "closed forest class"
Global Palsar Non forêt/ forêt		2007-2018	25m	
Global Hansen change forest –		2000	1 arc sec	
TreeCover 2000				
Global forest cover change – tree canopy cover (%) + couche RMSE	Bandes landsat 5 & 7	2015	30m	Prend en compte que les arbres >5m (différent de l'inventaire d'E.Saniai !)
NOAA - LAI		1981-2021	1km	

ZONE DE CULTURE DU CACAO

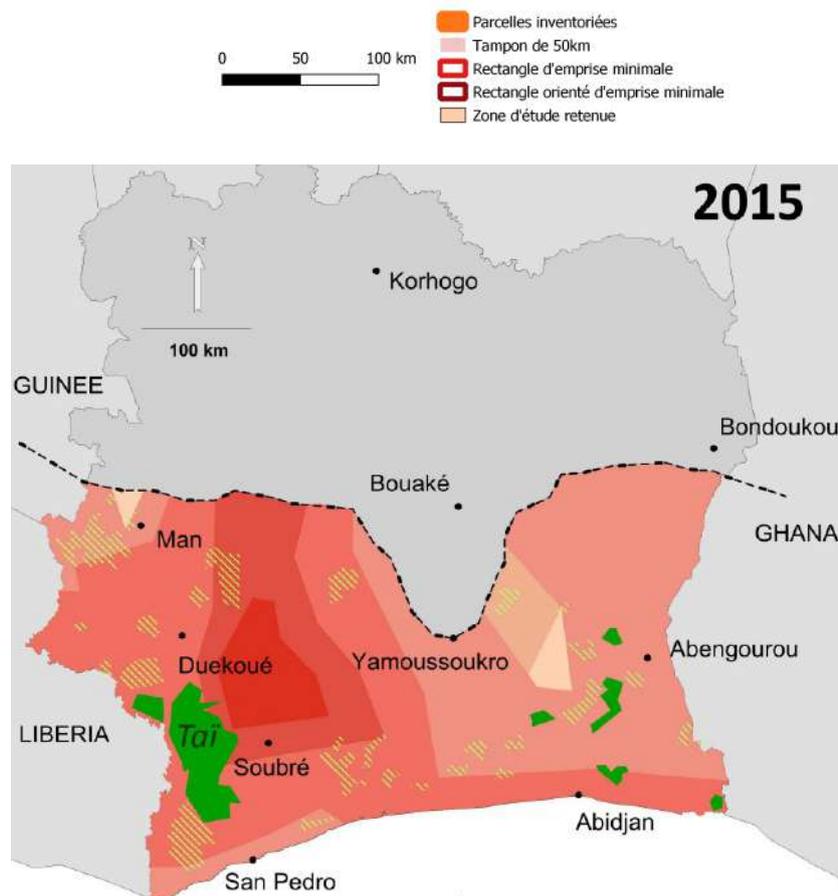


FIGURE B.1 – Carte d'E.Sania[24]

PARCELLES INVENTORIÉES

ANNEXE
C

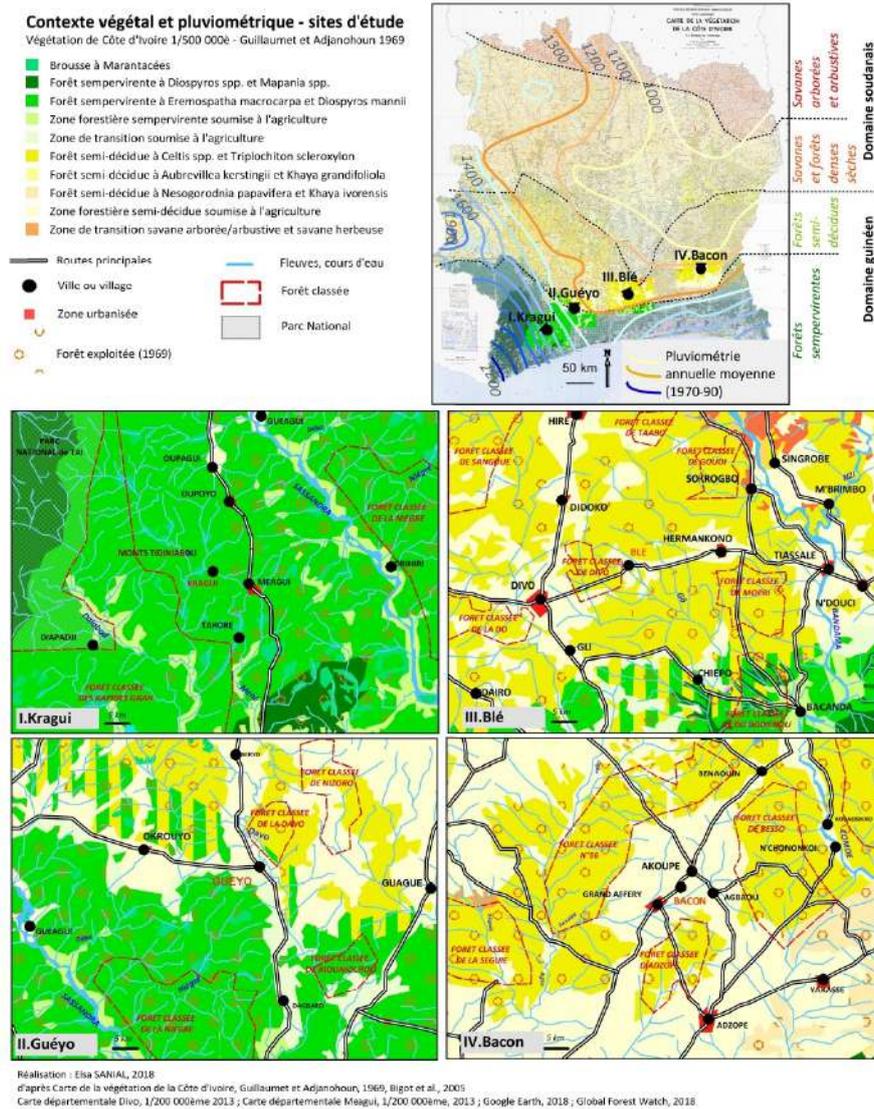
Sites	Villages	Parcelles	Dates d'inventaires
Akoupé	Bacon et Soribadougou	20 parcelles : 12A à 12T	Mars 2016
Blé	Blé, Obié et Béhiri	49 parcelles : 8A à 8T et 82A à 82Z	Février 2016 Janvier à Mars 2017
Guéyo	Bloc et JBkro	19 parcelles : 7A à 7S	Février 2016
Kragui	Kragui	46 parcelles : 3A à 3P, 32A à 32L et 32AA à 32Z	Février 2016 Mars-Avril 2017 Novembre 2017

Parcelles hétérogènes retenues :

Les 37 parcelles "carbon" de Kragui et Blé ainsi que les parcelles de Akoupé et Guéyo suivantes : "12A", "12B", "12I", "12J", "12Q", "12C", "12G", "12I", "12J", "12M", "7A", "7B", "7D", "7F", "7I", "7M", "7O", "7P", "7Q" & "7S".

CONTEXTE PLUVIOMÉTRIQUE ET VÉGÉTAL DES SITES D'ÉTUDES

ANNEXE **D**



Carte extraite de la thèse d'E.SANIAL[24].

FORMULES DES INDICATEURS AGROFORESTIERS

Indicateurs de densité

Indice	Formule & Description		Unité ou intervalle	Lien avec données spatiales dérivées	Remarque	Nombre de parcelle avec données terrain disponibles
Densité	Arbre compagnon	Nombre d'arbre compagnon/superficie	Nombre/ha		Arbre compagnon peut se trouver dans les zones de « parc »	132
	Cacaoyer	Estimation selon âge plantation : $D = (-4.509 \ln(\text{Age}) + 29.97) * 100$ Densité finale = $D - D * (\% \text{parc} / 100)$ (formule tirée de la thèse d'E. Sanial) Nombre d'arbre de strate 2-4 /superficie Nombre d'arbre de strate 0-1 /superficie Somme densité cacaoyer + densité arbre	Nombre/ha		Cacaoyer toujours hors des « parc »	132
	Ombrage	Nombre d'arbre de strate 2-4 /superficie	Nombre/ha			132
	Sous-bois	Nombre d'arbre de strate 0-1 /superficie	Nombre/ha			132
Surface terrière	Densité totale (tout arbre confondu)	Somme densité cacaoyer + densité arbre	Nombre/ha	GED1 - Niv 4 Ou lien avec TreeCover/CC		132 par approximation
		Somme pour chaque arbre de la parcelle de : $\frac{\text{Surface tronc}}{\text{Surface parcelle}} = \frac{\text{Périmètre arbre multitég.}^2}{4\pi \cdot \text{Surface parcelle}}$ Estimation surface terrière à partir de la densité de cacaoyer : $\frac{0,15^2}{4\pi} * (\text{Densité} * \text{Surface sans parc})$ Surface parcelle	m ² /ha		Estimation du périmètre moyen d'un cacaoyer = 15cm D'après	37 132

Indicateurs de diversité

Indice	Formule & Description		Unité ou intervalle	Lien avec données spatiales dérivées	Remarque	Nombre de parcelle avec données terrain disponibles
Diversité						
Diversité spécifique	Richesse spécifique	S = Nombre d'espèce différente dans la parcelle	[0 : +infini]			132
	Abondance relative	$= \frac{\text{Nombre d'espèce dans la parcelle}}{\text{Nombre d'espèce totale dans la communauté}}$	[0 : 1]		Total = 213 esp (nombre d'espèce de la « communauté » biaisé car inventaire uniquement sur parcelle de cacao !)	132
<i>richesse et l'équitabilité</i>	Jensen - Shannon	$H' = - \sum_{i=1}^S p_i * \log_2(p_i), \text{ avec } p_i = n_i/N,$	[0 : log2(S)]	L'indice dépasse rarement 5. Il est sensible aux espèces rares.		132
<i>richesse et l'équitabilité</i>	Dominance de Simpson (q')	cas de tirage sans remise : $L = 1 - \frac{\sum_{i=1}^S n_i(n_i-1)}{N(N-1)}$ cas de tirage avec remise: somme des fréquences ² Ni= nb indiv comptés par espèce (par parcelle) N= nb total d'individu toutes espèces confondues (par parcelle)	[0 : 1]		Probabilité que deux individus pris au hasard soit du même groupe. L'indice est d'autant plus grand que les effectifs de chaque espèce sont égaux (sensible aux espèces abondantes)	132
Equitabilité	Equitabilité de Pielou (J')	$J' = \frac{H'}{\log_2(S)}$ Augmente quand un individu est transféré d'une espèce fréquente à une espèce rare ; Diminue quand une espèce rare est ajoutée	[0 : 1]			132
	Indice de Gleason	$D = S'/\log_{10}(N),$ avec N=nb indiv total et S richesse spécifique			Vitesse à laquelle le nombre d'espèce augmente en fonction du	Aucune (indice non utilisable car

Indicateurs de structure

Indice	Formule & Description		Unité ou intervalle	Lien avec données spatiales dérivées	Remarque	Nombre de parcelle avec données terrain disponibles
Structure						
Structure strate	Nombre et strates existantes	Nombre de strate par parcelle Existence des strates	[0 : 5] True/False		Une strate existe si elle comporte au moins 5 arbres	132
	Répartition/proportion par strate, arbre de sous-bois, ombrage...	Nombre arbre par étage Nombre arbre sous-bois (strate 0-1)/nombre total Nombre arbre ombrage (strate 2-4)/nombre total	Nombre % %			132
Indicateur strate 3&4	Indice selon hauteur et densité strate 3&4	Moyenne hauteur strate 3&4 * log(densité strate 3&4)				132

Indicateurs de biomasse

Indice	Formule & Description		Unité ou intervalle	Lien avec données spatiales dérivées	Remarque	Nombre de parcelle avec données terrain disponibles
Biomasse						
Biomasse aérienne cacao	$B = 8.46 * \ln(\text{age_champ} + 9.4) * 88.2 / 100$ $* \text{densite_finale} / 1000$ <p>Ou Estimation selon âge, type culture et effet négatif des arbres</p>	Tonne/ha		88,2% de biomasse aérienne dans un cacaoyer en moyenne Limite de ce calcul: les données sont prises sur des plantations ombragées, donc avec plus de biomasse cacaoyère	132	
Biomasse arbre compagnon -> modèle pantropical de Chave et al. (2014)	$AGB = 0,0673 * (W * D * H * D^2) * 0,976,$ <p>diamètre (D), hauteur (H), densité du bois (W D)</p>	Tonne/ha			37	
AGB (biomasse aérienne) totale	Somme biomasse cacaoyer + arbre	Tonne/ha	GED(Lidar) niv 4		37	
Carbone	<p>Carbone cacao = Biomasse_cacao * 0,5</p> <p>Carbone arbre = Biomasse_arbre * 0,5</p> <p>Carbone_total = somme carbone arbre +cacao</p>	Tonne/ha		Ratio conversion défini par le GIEC en 2003 et par Somarrriba et al. (2013)	37	

CRITÈRES DE DÉFINITIONS DES STRATES

Strate	Description
0	Jeunes arbres dont la cime est en sous-bois
1	Jeunes arbres ou arbustes dont la cime est de hauteur équivalente à celles des cacaoyers
2	Arbres dont la base de la cime est à hauteur du bourgeon terminal des cacaoyers
3	Arbres dont le houppier constitue une strate supérieure aux cacaoyers (base de la cime se trouvant entre 2 et 5 mètres au-dessus des cacaoyers)
4	Arbres dont le houppier constitue la dernière strate de la plantation (base de la cime se trouvant à plus de 5 mètres au-dessus des cacaoyers)

Critères issus de la thèse d'E.SANIAL[24].

ZONE D'ÉTUDE



Zone d'étude en Côte d'Ivoire.

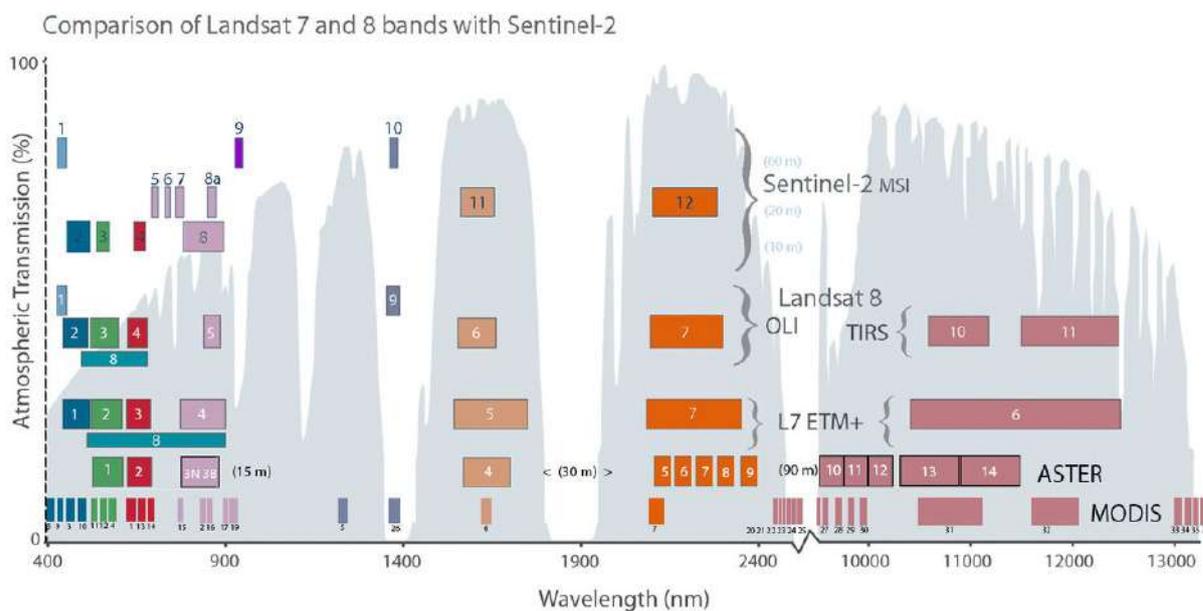


COMPOSITIONS D'IMAGES SATELLITAIRES

ANNEXE
H

Capteur	Période	Intervalle de jours	Seuil de masque
Landsat 7+ Landsat 8	2016-2017	1-45	/
Landsat 7+ Landsat 8	2016-2018	1-45	/
Landsat 8	2016-2018	1-45	/
Landsat 8	2016-2018	1-365	/
Sentinel 1	2016-2017	1-365	/
Sentinel 1	2016-2018	1-365	/
Sentinel 2-1C	2016-2019	350-45	2000
Sentinel 2-1C	2016-2019	350-45	1500
Sentinel 2-2A	2016-2018	Tout décembre	1500
Sentinel 2-2A	2016-2019	350-45	800
Sentinel 2-2A	2016-2019	350-45	1000
Sentinel 2-2A	2016-2019	350-45	1500
Planet	2016-2017	Décembre 2016 à Juin 2017	/

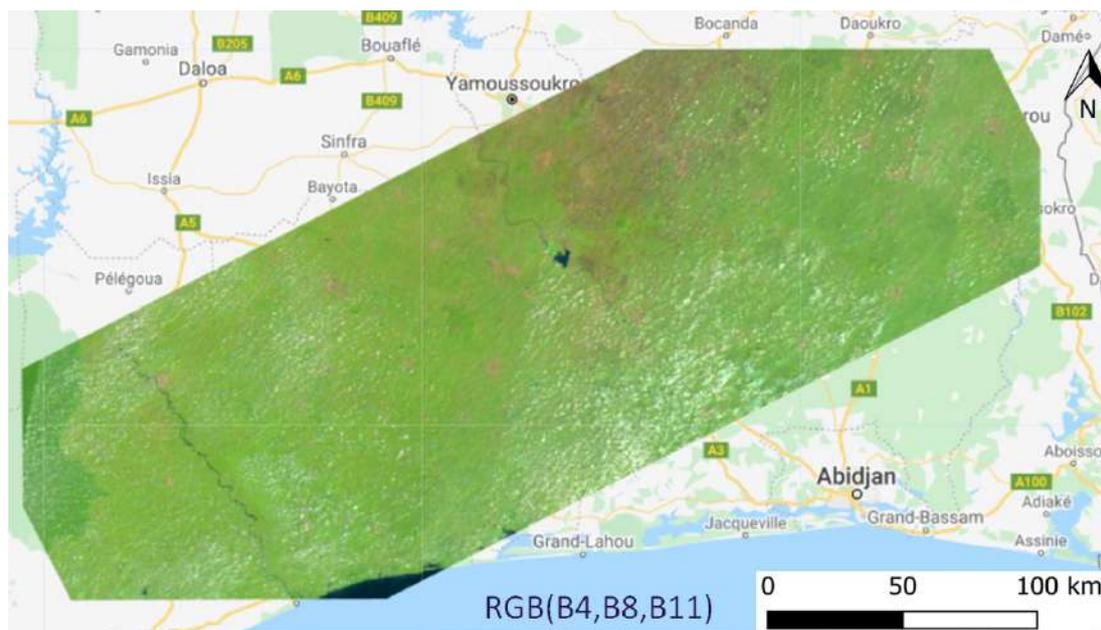
BANDES SPECTRALES DES CAPTEURS



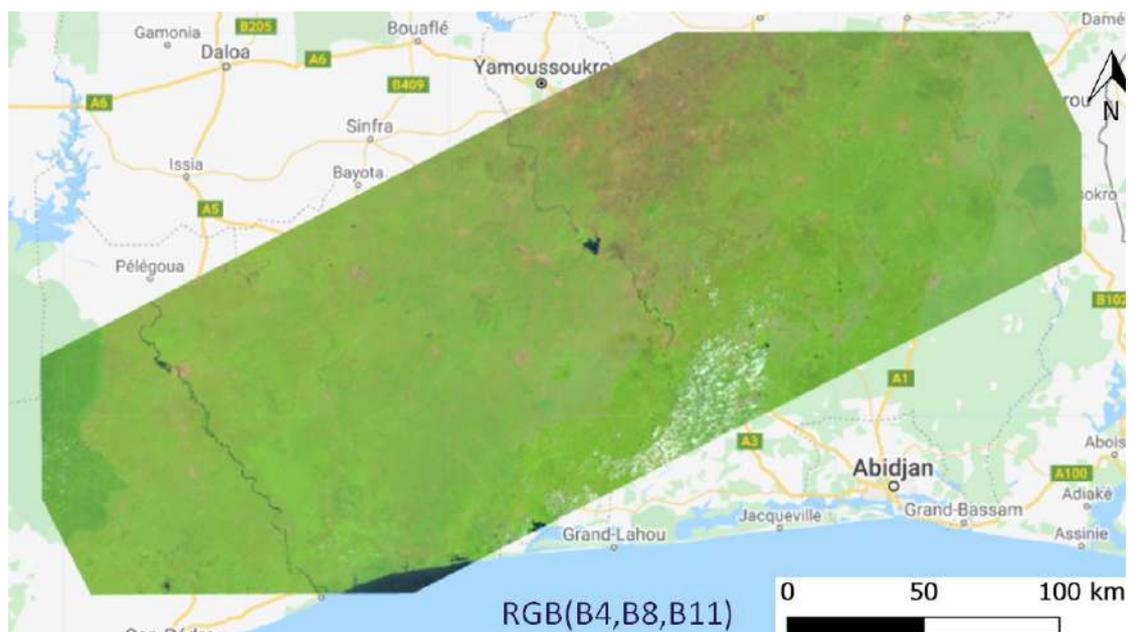
Crédits : USGS

COMPOSITIONS LANDSAT 8

Composition de 62 images brutes Landsat 8 de 2016-2018 du 1er au 45e jour de l'an.



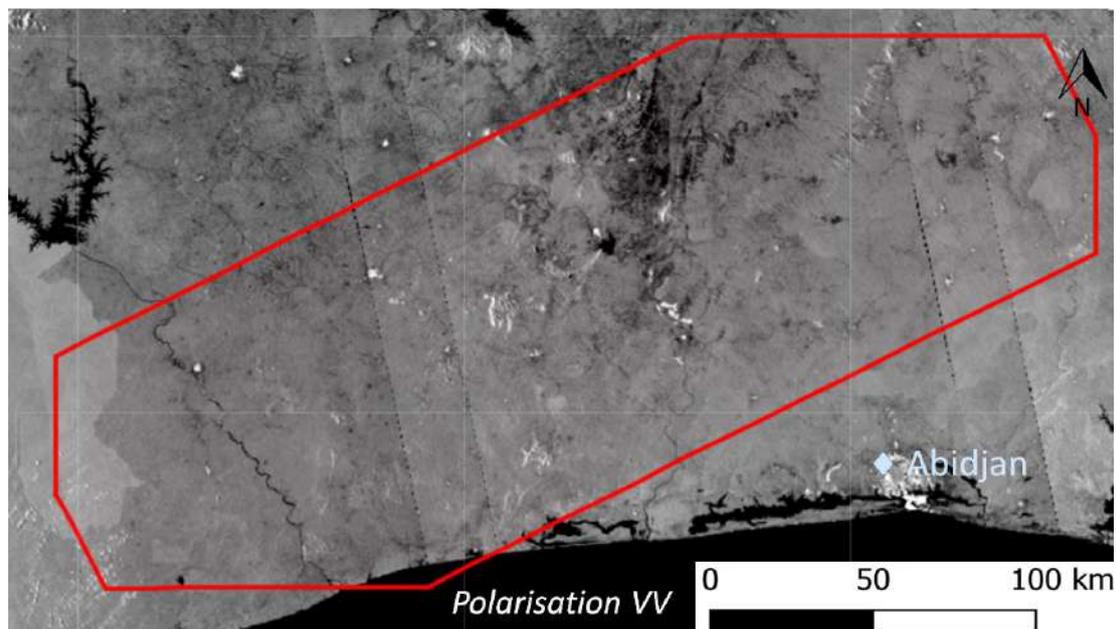
Composition de 62 images post-traitement Landsat 8 de 2016-2018 du 1er au 45e jour de l'an.



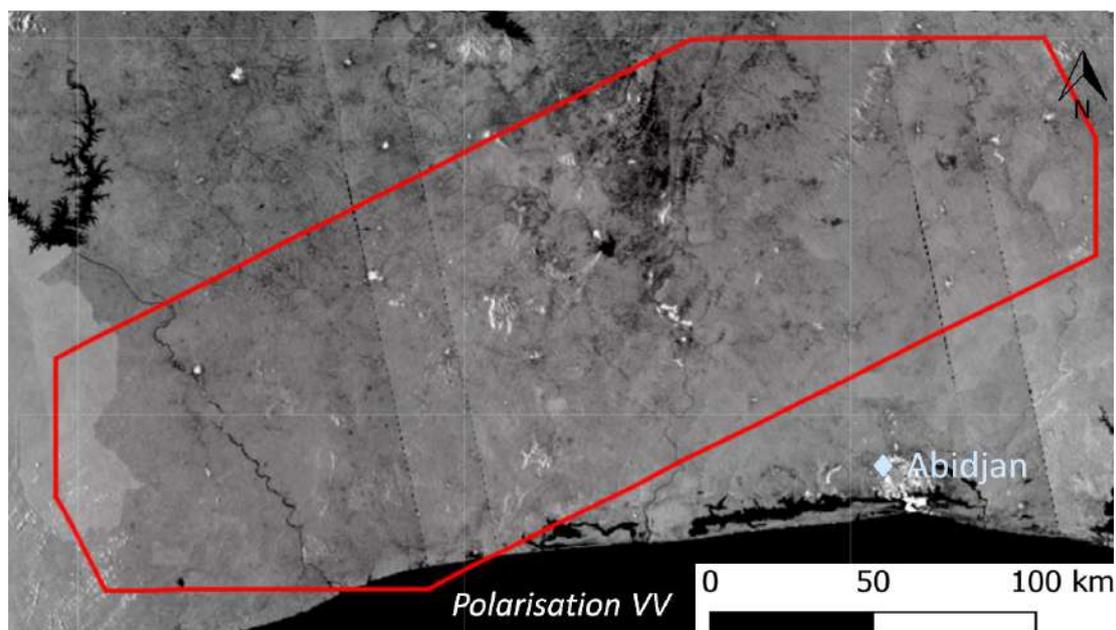
COMPOSITIONS SENTINEL 1

ANNEXE
K

Composition des 309 images brutes de janvier 2026 à décembre 2017 en polarisation VV.

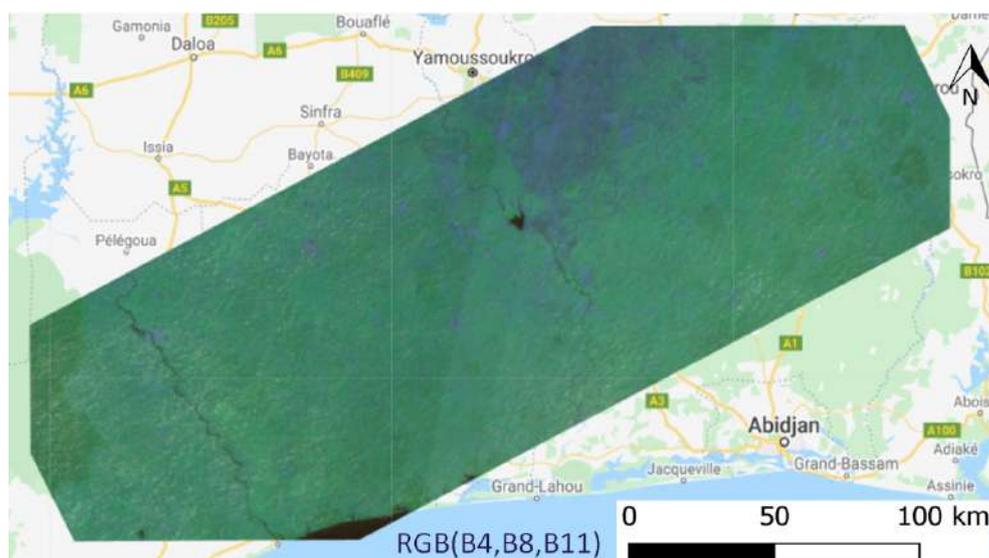


Composition des 309 images de janvier 2026 à décembre 2017 en polarisation VH.

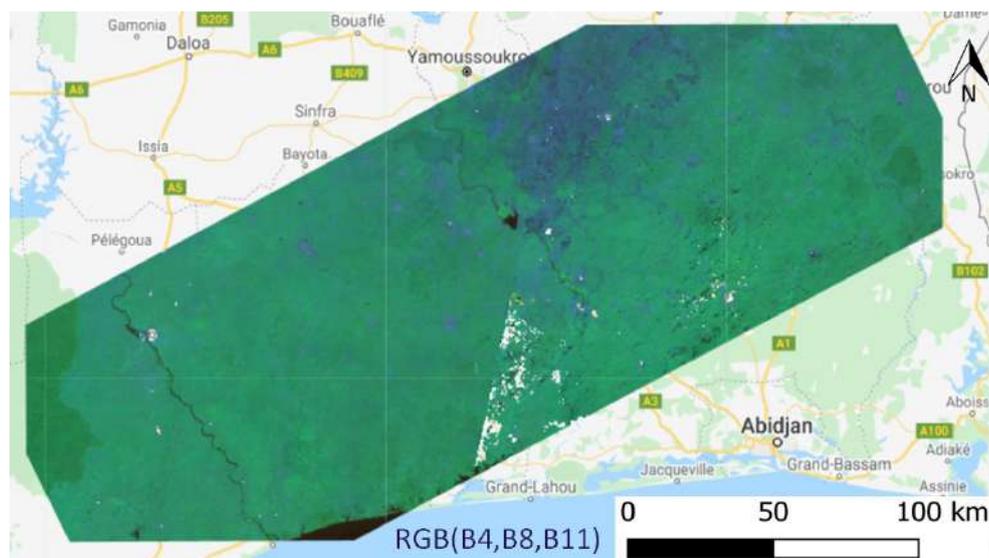


COMPOSITIONS SENTINEL 2

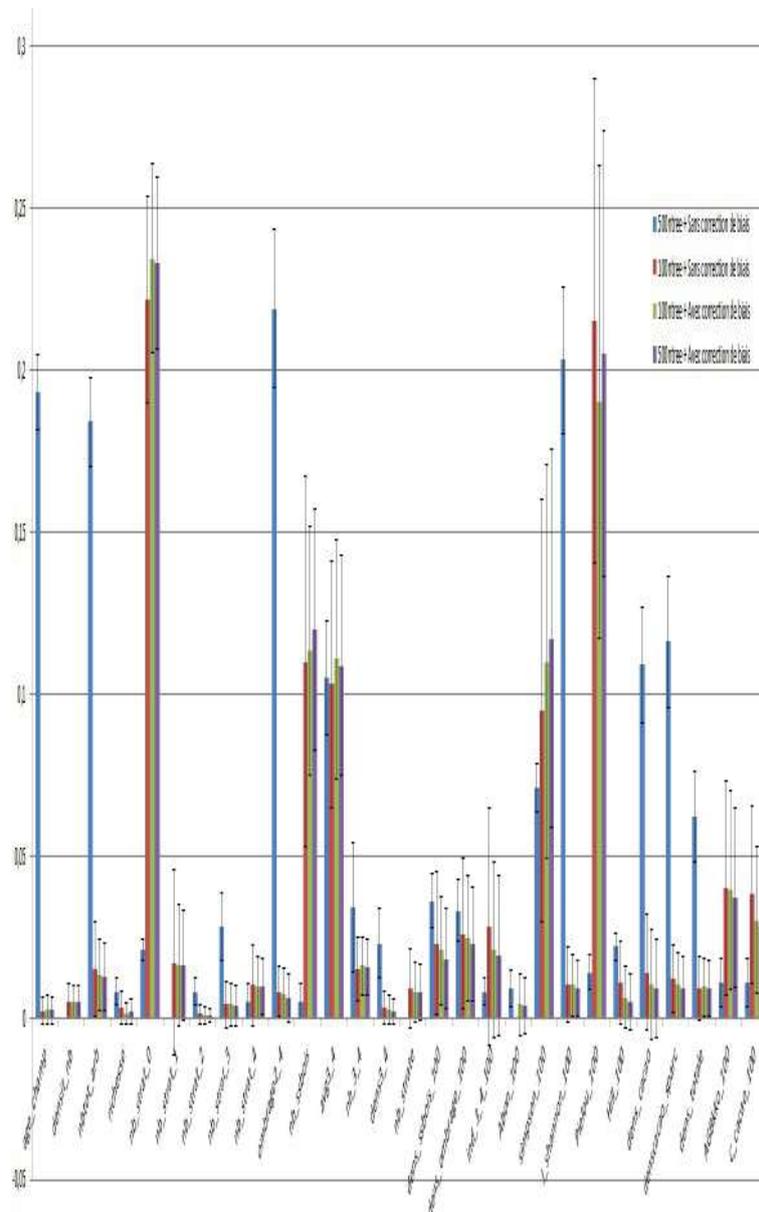
Composition d'images brutes de 2016-2019 de Sentinel 2 niveau 1C entre le 350e jour (mi-décembre) au 45e jour (mi février).



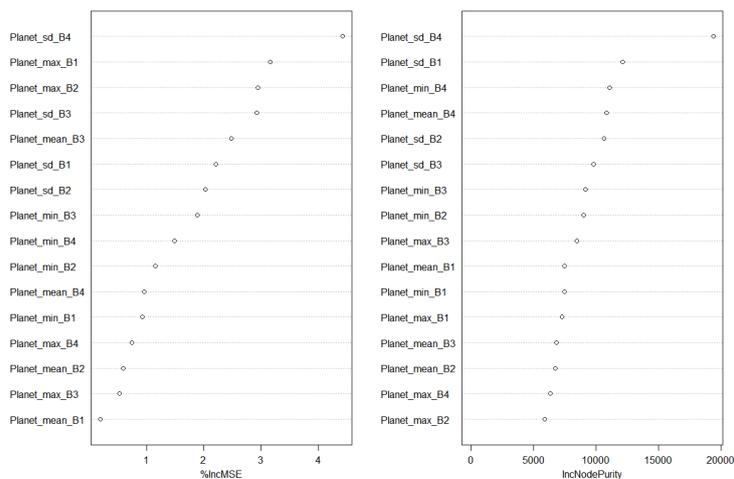
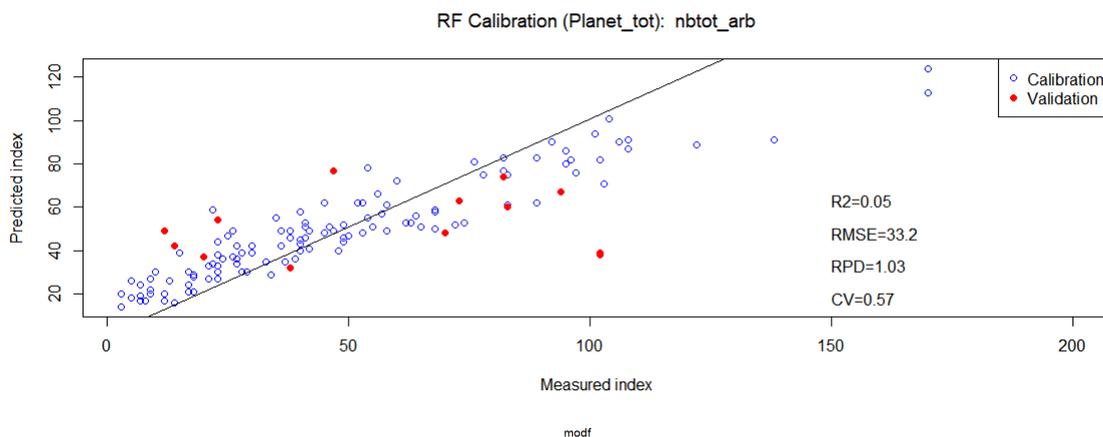
Composition d'images post-traitement de 2016-2019 de Sentinel 2 niveau 1C entre le 350e jour (mi-décembre) au 45e jour (mi février).



INFLUENCE DU NOMBRE D'ARBRES ET DE LA CORRECTION DE BIAIS

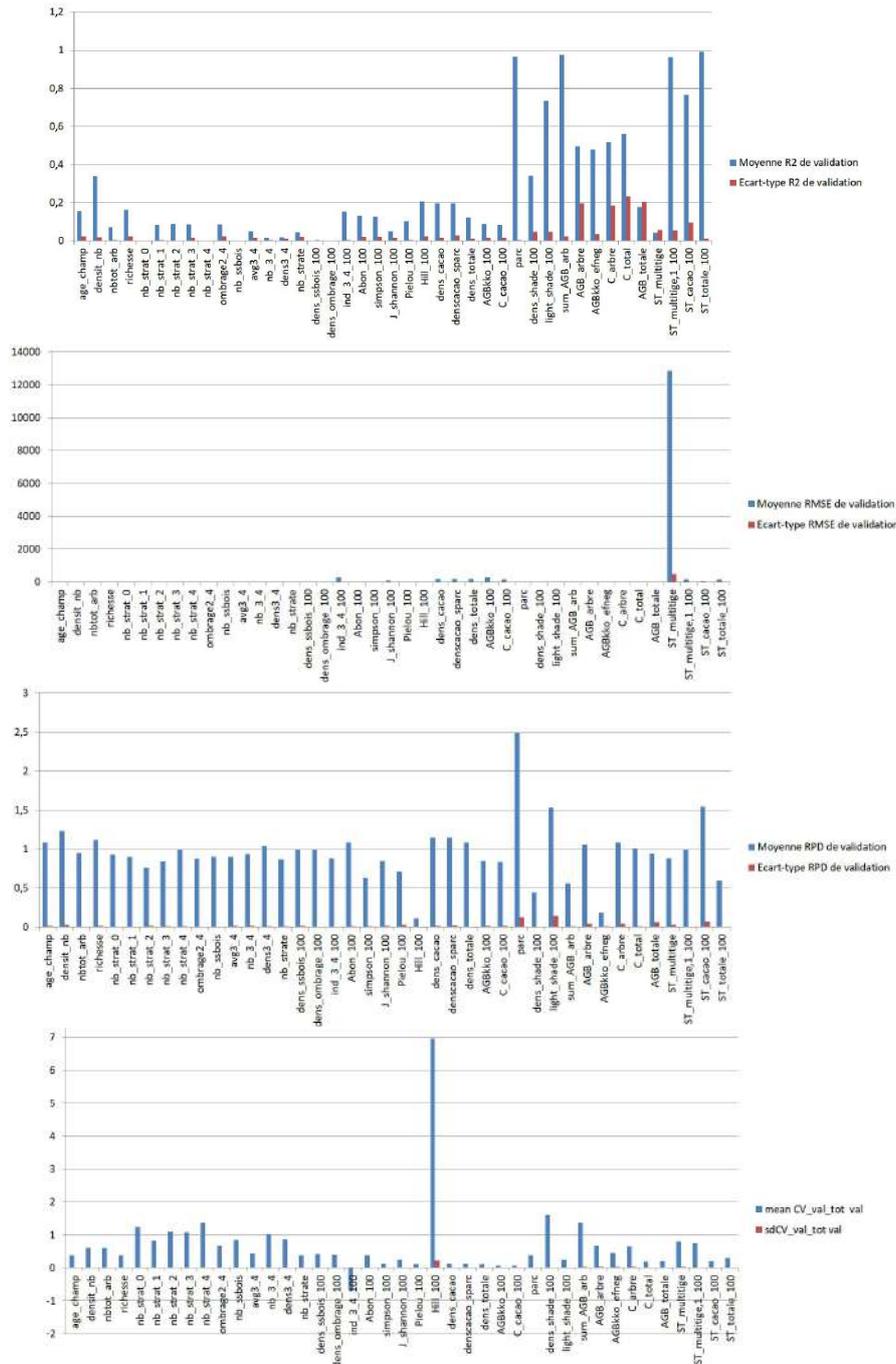


EXEMPLE DE MODÈLE RANDOM FOREST



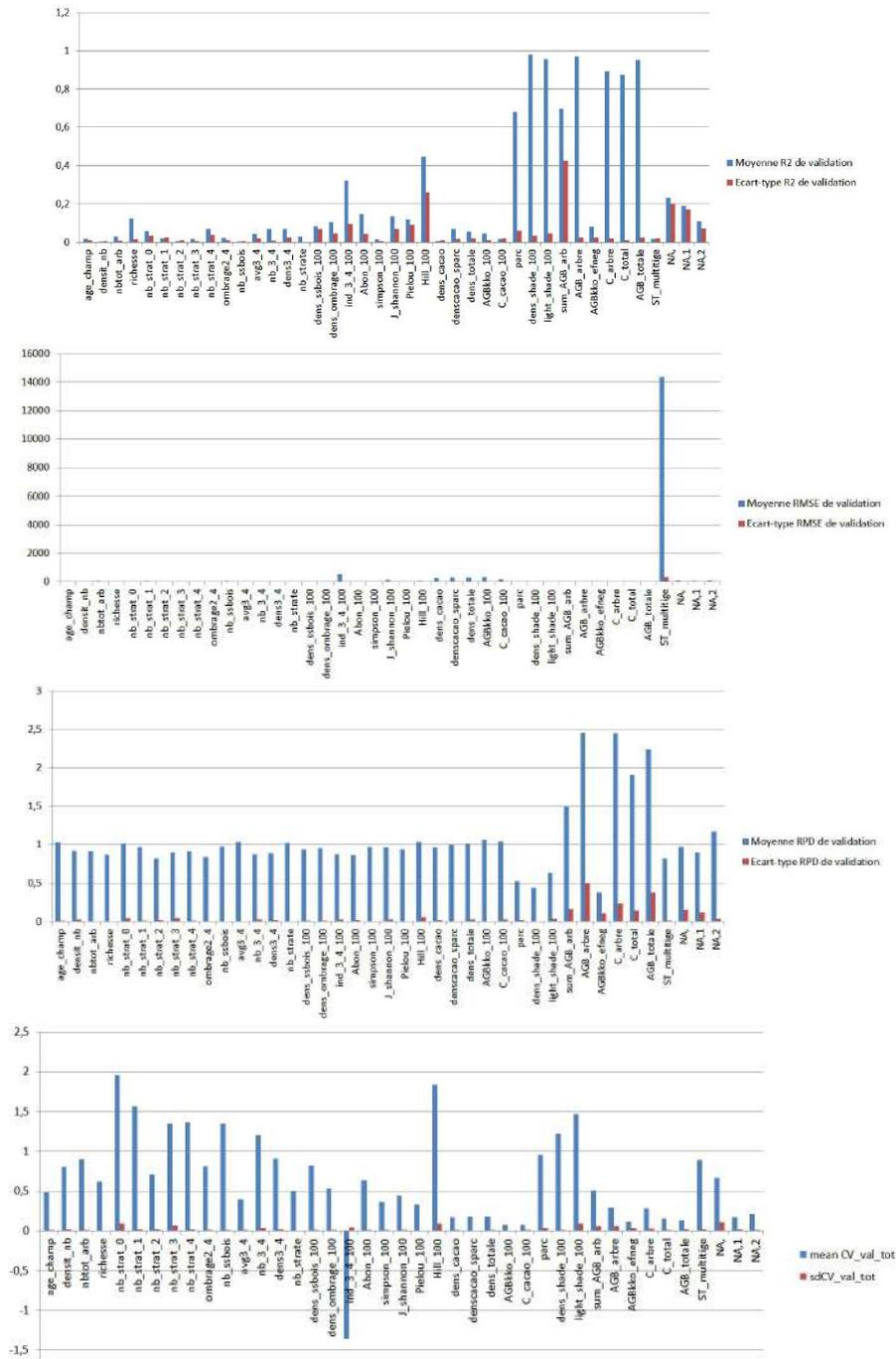
Modèle RF (100 arbres et sans correction de biais) obtenu à partir des covariables d'agrégat de Planet pour l'indicateur du nombre total d'arbres inventoriées. D'après R², ce modèle n'est pas qualitatif et en effet cela s'explique par les parcelles de validation dont les valeurs associées de prédictions sont éloignées des observations. Enfin, le graphique du bas montre l'importance de chaque covariables dans le modèle.

ROBUSTESSE INTERNE DE RF AVEC COVARIABLES DE L8

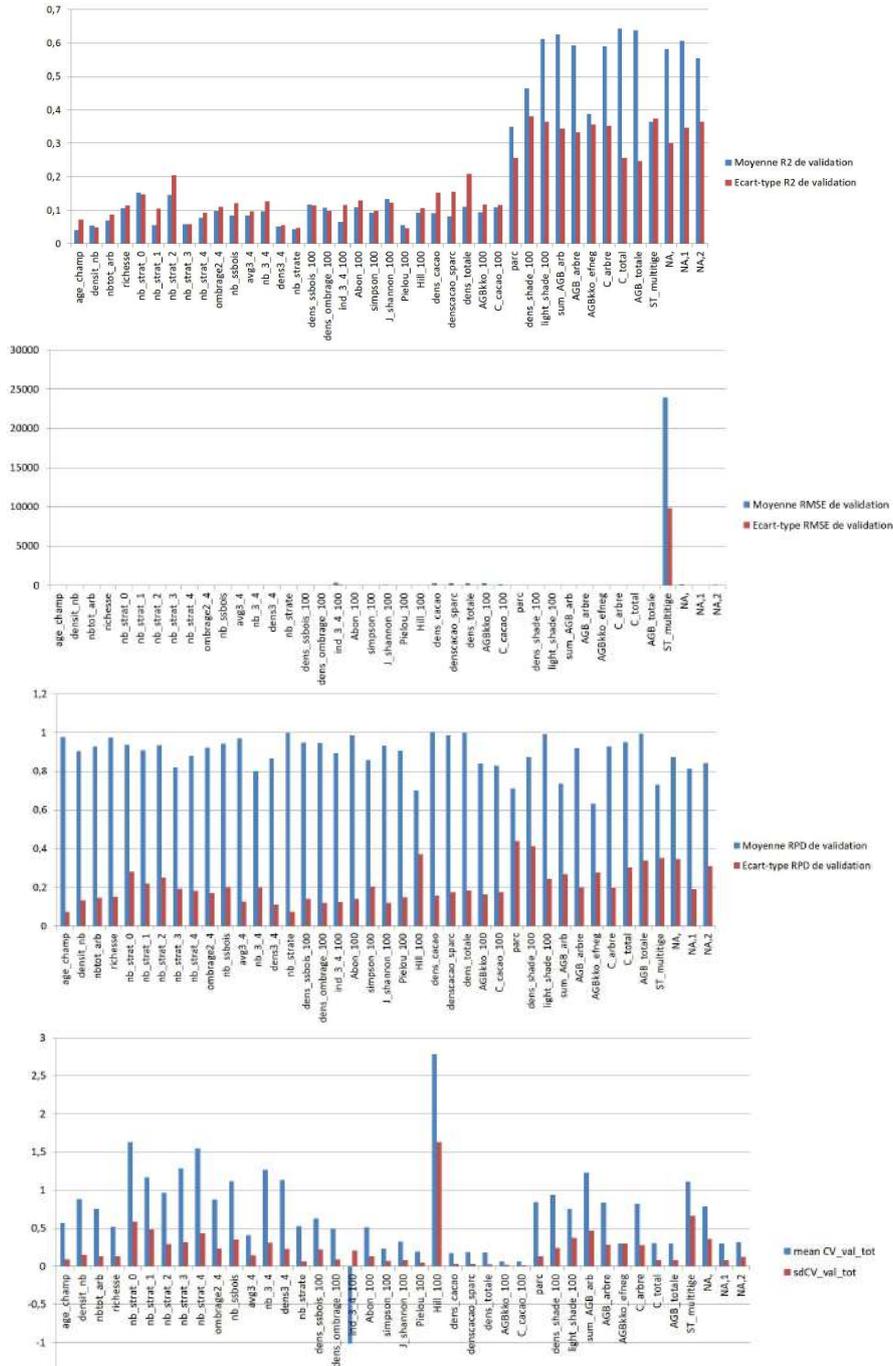


ROBUSTESSE INTERNE DE RF AVEC COVARIABLES DE L8 & S1

ANNEXE
P



ROBUSTESSE INTERNE DE RF AVEC COVARIABLES DE L8 & S1



Résultats des tests de Student pour chaque indicateur avec R2 moyen (avec hypothèse HO = "les moyennes sont égales" et p-value=0.005) :

Indicateur	132 VS 37 parcelles KB	132 VS allKB	132 VS 37(KB)horcarbon	132 VS 37sites	37 VS allKB	37 VS 37horcarbon	37 VS 3 sites	37horcarbon VS 37sites
	p-value	p-value	p-value	p-value	p-value	p-value	p-value	p-value
	Hypothese	Hypothese	Hypothese	Hypothese	Hypothese	Hypothese	Hypothese	Hypothese
age_champ	0.0151315 NON_rejetHO	0.296439101 NON_rejetHO	0.0487389 NON_rejetHO	0.0514033 NON_rejetHO	0.032102596 NON_rejetHO	0.4326659 NON_rejetHO	0.1694001 NON_rejetHO	0.5499854 NON_rejetHO
densit_nb	0.0002335 rejeHO	0.015132237 NON_rejetHO	0.0378211 NON_rejetHO	0.4828789 NON_rejetHO	0.011342455 NON_rejetHO	0.0060421 NON_rejetHO	0.0003166 rejeHO	0.0623708 NON_rejetHO
nbbot_arb	0.0447665 NON_rejetHO	0.054502695 NON_rejetHO	0.1241127 NON_rejetHO	0.5020843 NON_rejetHO	0.299687776 NON_rejetHO	0.4025717 NON_rejetHO	0.0728472 NON_rejetHO	0.2231421 NON_rejetHO
richesse	0.0384139 NON_rejetHO	0.182341114 NON_rejetHO	0.0022374 rejeHO	0.9507179 NON_rejetHO	0.226898288 NON_rejetHO	1. NON_rejetHO	0.0369985 NON_rejetHO	0.0021167 rejeHO
nb_strat_0	0.0335789 NON_rejetHO	0.018553693 NON_rejetHO	0.12538589 NON_rejetHO	0.5947947 NON_rejetHO	0.444311985 NON_rejetHO	0.22068396 NON_rejetHO	0.0473347 NON_rejetHO	0.217763 NON_rejetHO
nb_strat_1	0.0021557 rejeHO	0.069451621 NON_rejetHO	0.0137107 NON_rejetHO	0.6584314 NON_rejetHO	0.005710454 NON_rejetHO	0.0906284 NON_rejetHO	0.0018318 rejeHO	0.0092436 NON_rejetHO
nb_strat_2	0.0169057 NON_rejetHO	0.345841797 NON_rejetHO	0.1040559 NON_rejetHO	0.2890189 NON_rejetHO	0.064521567 NON_rejetHO	0.085135 NON_rejetHO	0.0066266 NON_rejetHO	0.0044847 rejeHO
nb_strat_3	4,74E-05 rejeHO	0.030552787 NON_rejetHO	0.0169205 NON_rejetHO	0.0770242 NON_rejetHO	0.000275677 rejeHO	0.0001793 rejeHO	7,07E-05 rejeHO	0.1793836 NON_rejetHO
nb_strat_4	0.0104698 NON_rejetHO	0.196387275 NON_rejetHO	0.0041198 rejeHO	0.0931306 NON_rejetHO	0.025981298 NON_rejetHO	0.8849693 NON_rejetHO	0.061168 NON_rejetHO	0.04088 NON_rejetHO
ombrage2_4	0.0405219 NON_rejetHO	0.238206386 NON_rejetHO	0.4854791 NON_rejetHO	0.9799331 NON_rejetHO	0.224834385 NON_rejetHO	0.091784 NON_rejetHO	0.0344977 NON_rejetHO	0.4166916 NON_rejetHO
avg3_4	0.0049809 rejeHO	0.018097697 NON_rejetHO	0.0444207 NON_rejetHO	0.1215622 NON_rejetHO	0.10715815 NON_rejetHO	0.0672857 NON_rejetHO	0.0138519 NON_rejetHO	0.2605853 NON_rejetHO
nb_3_4	0.000915 NON_rejetHO	0.143655336 NON_rejetHO	0.0063608 NON_rejetHO	0.7990582 NON_rejetHO	0.026597374 NON_rejetHO	0.715548 NON_rejetHO	0.0079078 NON_rejetHO	0.0074769 NON_rejetHO
dens3_4	0.0014972 rejeHO	0.375478890 NON_rejetHO	0.012811 NON_rejetHO	0.3053005 NON_rejetHO	0.008275124 rejeHO	0.0387315 NON_rejetHO	0.002506 rejeHO	0.1108539 NON_rejetHO
nb_strata	0.0040075 rejeHO	0.267437587 NON_rejetHO	0.2701592 NON_rejetHO	0.6621019 NON_rejetHO	0.003799633 rejeHO	0.0092868 NON_rejetHO	0.0019835 rejeHO	0.3781785 NON_rejetHO
dens_sbois	0.0165549 NON_rejetHO	0.392197274 NON_rejetHO	0.0092455 NON_rejetHO	0.3588278 NON_rejetHO	0.010173847 NON_rejetHO	0.4296325 NON_rejetHO	0.0126196 NON_rejetHO	0.0417397 NON_rejetHO
dens_ombrai	0.0083715 NON_rejetHO	0.975985235 NON_rejetHO	0.3460909 NON_rejetHO	0.5424746 NON_rejetHO	0.017443800 NON_rejetHO	0.1215815 NON_rejetHO	0.0354898 NON_rejetHO	0.6080381 NON_rejetHO
ind_3_4_100	0.000717 rejeHO	0.625063088 NON_rejetHO	0.233272 NON_rejetHO	0.1087513 NON_rejetHO	0.011806000 NON_rejetHO	0.0677764 NON_rejetHO	0.0370249 NON_rejetHO	0.8765297 NON_rejetHO
Abon_100	0.0143387 NON_rejetHO	0.013891054 NON_rejetHO	0.0954307 NON_rejetHO	0.0017548 rejeHO	0.009802895 NON_rejetHO	0.0035949 rejeHO	0.0048922 rejeHO	0.6543638 NON_rejetHO
simpson_100	0.0295126 NON_rejetHO	0.174409335 NON_rejetHO	0.0207456 NON_rejetHO	0.4302823 NON_rejetHO	0.083808465 NON_rejetHO	0.2853808 NON_rejetHO	0.0092078 NON_rejetHO	0.0098362 NON_rejetHO
J_shannon_1	0.029491 NON_rejetHO	0.160259603 NON_rejetHO	0.0546591 NON_rejetHO	0.7276135 NON_rejetHO	0.089097525 NON_rejetHO	0.5639391 NON_rejetHO	0.0422665 NON_rejetHO	0.0861683 NON_rejetHO
Pielou_100	0.0022967 rejeHO	0.169780833 NON_rejetHO	0.0020945 rejeHO	0.2407768 NON_rejetHO	0.171852833 NON_rejetHO	0.3004644 NON_rejetHO	0.0034335 rejeHO	0.0002325 rejeHO
Hill_100	0.0011725 rejeHO	0.648234203 NON_rejetHO	0.1380972 NON_rejetHO	0.5971699 NON_rejetHO	0.003300690 rejeHO	0.0346142 NON_rejetHO	0.0035111 rejeHO	0.2368845 NON_rejetHO
dens_cacao	0.0832854 NON_rejetHO	0.473374540 NON_rejetHO	0.0042383 rejeHO	0.5058913 NON_rejetHO	0.007292438 NON_rejetHO	0.6669083 NON_rejetHO	0.0007197 rejeHO	0.0029566 rejeHO
denscacao_si	0.0438884 NON_rejetHO	0.706161056 NON_rejetHO	0.3947702 NON_rejetHO	0.1869431 NON_rejetHO	0.049335142 NON_rejetHO	0.3056629 NON_rejetHO	0.360259 NON_rejetHO	0.8007385 NON_rejetHO
dens_tonale	0.0967124 NON_rejetHO	0.211020627 NON_rejetHO	0.1463722 NON_rejetHO	0.1401294 NON_rejetHO	0.017087405 NON_rejetHO	0.50447 NON_rejetHO	0.3457606 NON_rejetHO	0.8145309 NON_rejetHO
AGBikko_100	0.0026185 rejeHO	0.280338949 NON_rejetHO	0.74000128 NON_rejetHO	0.110849 NON_rejetHO	0.032647124 NON_rejetHO	0.6122468 NON_rejetHO	0.5445607 NON_rejetHO	0.9878779 NON_rejetHO
C_cacao_100	0.0022782 rejeHO	0.676757056 NON_rejetHO	0.0938763 NON_rejetHO	0.1538084 NON_rejetHO	0.003517084 rejeHO	0.0439629 NON_rejetHO	0.0014486 rejeHO	0.0306902 NON_rejetHO
		0.102764296 NON_rejetHO	0.0304429 NON_rejetHO	0.1518846 NON_rejetHO	0.005380175 NON_rejetHO	0.0343284 NON_rejetHO	0.0014885 rejeHO	0.0114611 NON_rejetHO

STATISTIQUES DES PARCELLES INVENTORIÉES

ANNEXE **S**

Statistiques respectivement des 132 parcelles et 37 parcelles "carbon" inventoriées :

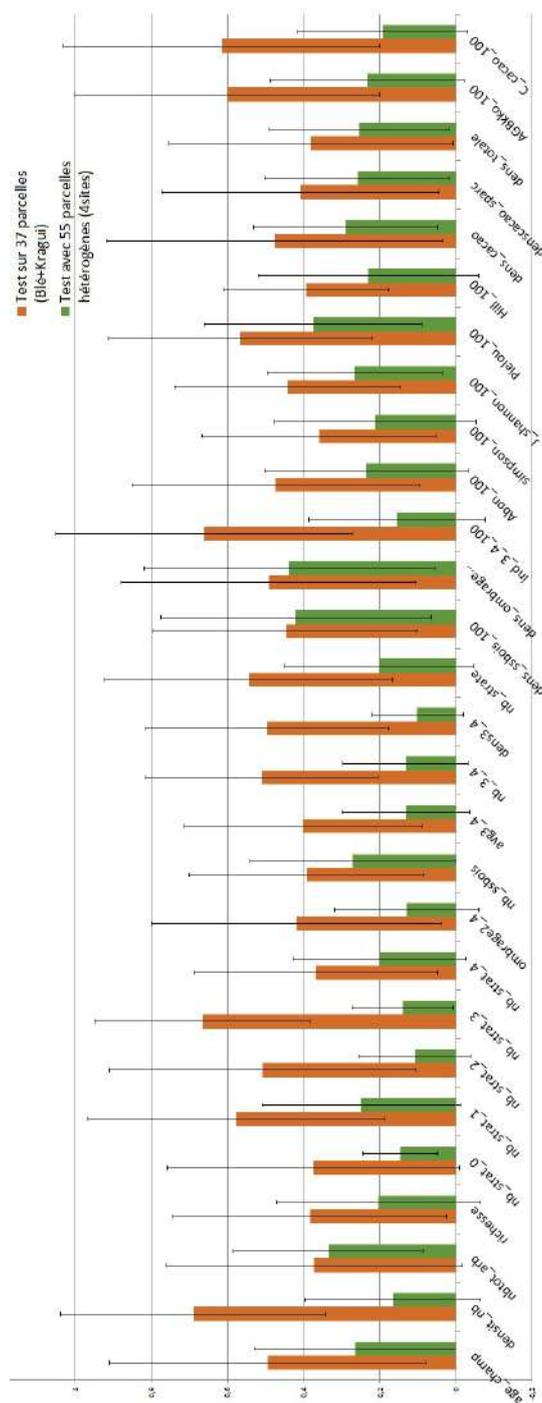
Colonne1	nb_parcelle	min	1sr Qu	Median	mean	3ed qu	Max	NA	ecart-type	coef_variabilite
age_champ	132		1	14,75	28,5	26,48	37	64	13,96203462	0,527321479
sup	132	0,2915	0,9975	1,3675	1,5321	2,1015	3,3	3,3	0,700111408	0,456959242
densit_nb	132	2,273	16,527	30,135	38,556	47,473	231,671		35,18153704	0,912471042
nbtot_arb	132	3	23	41	50,26	70,5	200		36,57275948	0,727706399
parc	37	2	3	5	7,189	10	22	95	5,491598825	0,76386901
dens_shade	132	0	0,03997	0,08558	0,12122	0,1834	0,4145	95	0,106421937	0,87794153
dens_shade_100	132	0	3,997	8,558	12,122	18,34	41,45	95	10,64219367	0,87794153
light_shade	37	0	0,00985	0,01756	0,02298	0,02961	0,1372	95	0,024946024	1,085470707
light_shade_100	37	0	0,9852	1,756	2,2982	2,961	13,72	95	2,494602375	1,085470707
date_expl	132	0	2	5	8,697	14,25	40	66	9,085863402	1,044716001
richesse	132	2	10	14	15,66	21,25	43		8,047406813	0,513912772
Alpha	132	2	9,75	14	15,13	21	42		7,688999051	0,508236228
Beta	132	10,85	10,85	10,85	10,85	10,85	10,85		0	0
gamma	132	164	164	164	164	164	164		0	0
nb_strat_0	132	0	1	4	8,136	9	65		12,08290239	1,485049456
nb_strat_1	132	0	6	11	15,1	21	168		18,68209734	1,160487929
nb_strat_2	132	0	4	11	14,1	18	100		14,90266632	0,570740276
nb_strat_3	132	0	2	4,5	6,72	10	56		7,480574736	1,113230964
nb_strat_4	132	0	0	3	5,121	7	39		6,957921844	1,358647461
strate_0	132	0	0	0	0,4545	1	1		0,499826479	1,099618254
strate_1	132	0	1	1	0,7879	1	1		0,410367607	0,520851194
strate_2	132	0	0	1	0,7348	1	1		0,443095435	0,602975231
strate_3	132	0	0	0,5	0,5	1	1		0,501904769	1,003809538
strate_4	132	0	0	0	0,3561	1	1		0,480657561	1,349931873
ombrage2_4	132	0	10,75	21	25,94	35	113		21,55191055	0,830856365
nb_ssbois	132	0	7	16	24,23	33	168		24,72130455	1,020072585
avg3_4	132	0	11,5	13,91	14,02	17,36	31,67		5,432419453	0,387579784
nb_3_4	132	0	3	8	11,84	16	95		12,82580768	1,083177194
dens3_4	132	0	2,924	6,278	8,136	11,06	58,319		8,055728896	0,990149285
nb_strate	132	0	2	3	2,833	4	5		1,382368068	0,487894512
dens_ssbois	132	0	0,262	0,4554	0,4496	0,6194	1		0,241113302	0,53624731
dens_ombrage	132	0	0,3806	0,5352	0,5483	0,738	1		0,239441201	0,436729447
ind_3_4	132	-18,378	-5,346	-3,077	-3,831	-1,503	0		3,271643712	-0,853914623
Abon	132	0,00939	0,04695	0,06573	0,07352	0,09977	0,20188		0,037781253	0,513912773
simpson	132	0,1538	0,8211	0,8835	0,8487	0,9411	1		0,153537514	0,180910487
J_shannon	132	0,3912	2,6264	3,1794	3,1531	3,8034	4,7889		0,872574513	0,276737285
Pielou	132	0,219	0,7882	0,8628	0,8361	0,9274	1		0,131402443	0,157157848
Hill	132	0,008758	0,023818	0,046476	0,148712	0,083993	4,3954		0,490004393	3,294981014
dens_ssbois_100	132	0	26,2	45,54	44,96	61,94	100		24,11133018	0,53624731
dens_ombrage_100	132	0	38,06	53,52	54,83	73,8	100		23,94412012	0,436729447
ind_3_4_100	132	-1837,8	-534,6	-307,7	-383,1	-150,3	0		327,1643712	-0,853914623
Abon_100	132	0,939	4,695	6,573	7,352	9,977	20,188		3,778125268	0,513912773
simpson_100	132	15,38	82,11	88,35	84,87	94,11	100		15,35375141	0,180910487
J_shannon_100	132	39,12	262,64	317,94	315,31	380,34	478,89		87,25745131	0,276737285
Pielou_100	132	21,9	78,82	85,28	83,61	92,74	100		13,14024427	0,157157848
Hill_100	132	0,8758	2,3818	4,6476	14,8712	8,3993	439,54		49,00043929	3,294981014
sum AGB arb	37	0,1	12,13	16,98	33,75	34,72	173,95	95	37,20297791	1,102439474
AGB_arbre	37	0,089311	11,33636	16,52619	25,38934	31,54647	94,84763	95	21,21693447	0,835662948
dens_cacao	132	1122	1369	1487	1604	1784	2997		311,9624864	0,194478586
denscacao_sparc_37/132		1007	1345	1465	1573	1776	2997		320,1746315	0,203544349
AGBkko_37/132		74,85	47,14	48,41	47,7	49,97	50,62		3,413897185	0,071577495
AGBkko_efneg	37	18,73	37,6	40,2	42,77	41,88	142,75	95	18,27575697	0,427779842
C_arbre	37	0,04466	5,66818	8,7631	12,69467	15,77323	47,42381	95	10,60845723	0,835662948
C_cacao_37/132		12,42	23,57	24,21	23,85	24,98	25,31		1,706848592	0,071577495
C_total	37	23,25	27,96	31,47	35,39	39,33	68,98	95	10,1234133	0,286037518
dens_totale	132	1027	1394	1507	1612	1799	3046		315,1542103	0,195559292
AGB_totale	37	46,5	55,92	62,95	70,78	78,66	137,95	95	20,24682661	0,286037518
ST_multitige	37	163,1	9496,6	112149	19194,3	22250,8	63644	95	171,4033482	0,892990362
ST_multitige_1	37	0,01456	0,84247	1,13348	1,5942	2,22521	4,724	95	1,227592121	0,770036283
ST_cacao	132	1,406	2,385	2,62	2,767	3,128	5,366		0,60343017	0,218087678
ST_totale	37	2,129	3,262	4,027	4,075	4,553	7,118	95	1,144499446	0,280840898
AGBkko_100_37/132		2485	4714	4841	4770	4997	5062		341,3897185	0,071577495
C_cacao_100_37/132		1242	2357	2421	2385	2498	2531		170,6948592	0,071577495
ST_multitige_1_10	37	0	79,92	113,04	151,24	216,63	472,4	93	124,6823885	0,824375532
ST_cacao_100	37	3,295	237,332	262,021	274,22	312,771	536,511		64,68682727	0,23569387
ST_totale_100	37	0	320,7	400	396,8	455	711,8	94	130,8251722	0,329699246

37parcelles											indicateur disponible sur X parcelle(s)
indicateur	Min	1erQ	median	mean	3eQ	Max	Na	ecarttype	coefVar		
age_champ	7	13	30	26,65	37	58		14,09928331	0,529080611		132
sup	0,2915	0,8702	1,12	1,3268	1,723	2,918		0,72623676	0,547342908		132
densit_nb	2,679	24,262	37,922	53,408	59,154	231,671		50,10285312	0,938108857		132
nb_tot_arb	3	27	46	56,43	74	170		37,44220772	0,663487397		132
parc	2	3	5	7,189	10	22		5,491598825	0,76386901		37
dens_shade	0	0,03997	0,08558	0,12122	0,1834	0,4145		0,106421937	0,87794153		132
dens_shade_100	0	3,997	8,558	12,122	18,34	41,45		10,64219367	0,87794153		132
light_shade	0	0,009852	0,01756	0,022982	0,02961	0,1372		0,024946024	1,085470707		37
light_shade_100	0	0,9852	1,756	2,2982	2,961	13,72		2,494602375	1,085470707		37
date_expl	0	1,75	3	7,438	10	29	21	8,229773184	1,106524126		132
richesse	2	11	16	17,38	23	43		8,985640864	0,51705865		132
Alpha	2	11	16	16,81	22	42		8,685357531	0,516653101		132
Beta	10,85	10,85	10,85	10,85	10,85	10,85		0	0		132
gama	164	164	164	164	164	164		0	0		132
nb_strat_0	0	2	6	9	10	36		10,32526567	1,147251741		132
nb_strat_1	1	6	13	15,05	16	66		14,10859853	0,937195953		132
nb_strat_2	0	7	13	18,86	23	100		20,15517877	1,068397728		132
nb_strat_3	0	2	5	7,703	12	56		10,0495021	1,304672203		132
nb_strat_4	0	1	3	5,568	8	39		7,621390004	1,368890438		132
strate_0	0	0	1	0,5676	1	1		0,502247202	0,884911737		132
strate_1	0	1	1	0,8378	1	1		0,373683877	0,446009788		132
strate_2	0	1	1	0,8378	1	1		0,373683877	0,446009788		132
strate_3	0	0	1	0,5135	1	1		0,50671171	0,986754382		132
strate_4	0	0	0	0,3784	1	1		0,491672393	1,299419895		132
ombrage2_4	0	12	22	32,14	45	113		27,93361392	0,869254596		132
nb_ssbois	2	10	16	24,05	31	88		20,28264987	0,843211287		132
avg3_4	0	12,8	14,88	14,53	18,33	25,5		5,604227628	0,385757814		132
nb_3_4	0	3	7	13,27	17	95		16,82202367	1,267647405		132
dens3_4	0	3,607	8,144	10,401	11,165	58,319		11,47309121	1,103026207		132
nb_strate	0	2	3	3,135	4	5		1,336707442	0,426363581		132
dens_ssbois	0,08163	0,30189	0,40789	0,45037	0,58333	1		0,232321933	0,515845477		132
dens_ombrage	0	0,4167	0,5921	0,5453	0,6957	0,9184		0,232776461	0,426872605		132
ind_3_4	-15,263	-4,772	-3,465	-3,839	-1,682	0		3,176534071	-0,827504704		132
Abon	0,00939	0,05164	0,07512	0,08159	0,10798	0,20188		0,042186107	0,51705865		132
simpson	0,1538	0,8244	0,9096	0,8372	0,9411	1		0,190840356	0,227946675		132
J_shannon	0,3912	2,8352	3,4873	3,2523	4,0177	4,7889		1,027990659	0,316084997		132
Pielou	0,3912	0,7904	0,8507	0,8199	0,9006	1		0,147137738	0,179465215		132
Hill	0,008758	0,019685	0,032893	0,220176	0,066803	4,3954		0,738541002	3,354326541		132
dens_ssbois_100	8,163	30,189	40,789	45,037	58,333	100		23,23219331	0,515845477		132
dens_ombrage_100	0	41,67	59,21	54,53	69,57	91,84		23,27764609	0,426872605		132
ind_3_4_100	-1526,3	-477,2	-346,5	-383,9	-168,2	0		317,6534071	-0,827504704		132
Abon_100	0,939	5,164	7,512	8,159	10,798	20,188		4,218610733	0,51705865		132
simpson_100	15,38	82,44	90,96	83,72	94,11	100		19,0840356	0,227946675		132
J_shannon_100	39,12	283,52	348,73	325,23	401,77	478,89		102,7990659	0,316084997		132
Pielou_100	39,12	79,04	85,07	81,99	90,06	100		14,71377377	0,179465215		132
Hill_100	0,8758	1,9685	3,2893	22,0176	6,6803	439,54		73,85410016	3,354326541		132
sum AGB_arb	0,1	12,13	16,98	33,75	34,72	173,95		37,20297791	1,102439474		37
AGB_arbre	0,08931	11,33636	16,52619	25,38934	31,54647	94,84763		21,21693447	0,835662948		37
dens_cacao	1166	1369	1463	1595	1840	2120		288,1399301	0,180616443		132
denscacao_sparc	1007	1240	1385	1484	1753	2056		301,3404397	0,203009964	37/132	
AGBkko	36,77	42,75	46,42	45,39	47,79	49,44		3,178539205	0,070020406	37/132	
AGBkko_efneg	18,73	37,6	40,2	42,77	41,88	142,75		18,27575697	0,427279842		37
C_arbre	0,04466	5,66818	8,2631	12,69467	15,77323	47,42381		10,60846723	0,835662948		37
C_cacao	18,39	21,38	23,21	22,7	23,9	24,72		1,589269602	0,070020406	37/132	
C_totale	23,25	27,96	31,47	35,39	39,33	68,98		10,1234133	0,286037518		37
dens_totale	1027	1321	1445	1538	1778	2082		290,0033578	0,18858681		132
AGB_totale	46,5	55,92	62,95	70,78	78,66	137,95		20,24682661	0,286037518		37
ST_multitige	163,1	9496,6	12149	19194,3	22250,8	63644		17140,33482	0,892990362		37
ST_multitige_1	0,01456	0,84247	1,13348	1,5942	2,22521	4,724		1,227592121	0,770036283		37
ST_cacao	1,406	1,941	2,397	2,481	3,044	3,571		0,582688016	0,234854576		132
ST_totale	2,129	3,262	4,027	4,075	4,553	7,118		1,144499446	0,280840898		37
AGBkko_100	3677	4275	4642	4539	4779	4944		317,8539205	0,070020406	37/132	
C_cacao_100	1839	2138	2321	2270	2390	2472		158,9269602	0,070020406	37/132	
ST_multitige_1_100	1,456	84,247	113,348	159,42	222,521	472,4		122,7592121	0,770036283		37
ST_cacao_100	140,6	194,1	239,7	248,1	304,4	357,1		58,26880162	0,234854576		37
ST_totale_100	212,9	326,2	402,7	407,5	455,3	711,8		114,4499446	0,280840898		37

COMPARAISON 55 VS 37 PARCELLES HÉTÉROGÈNES

ANNEXE **T**

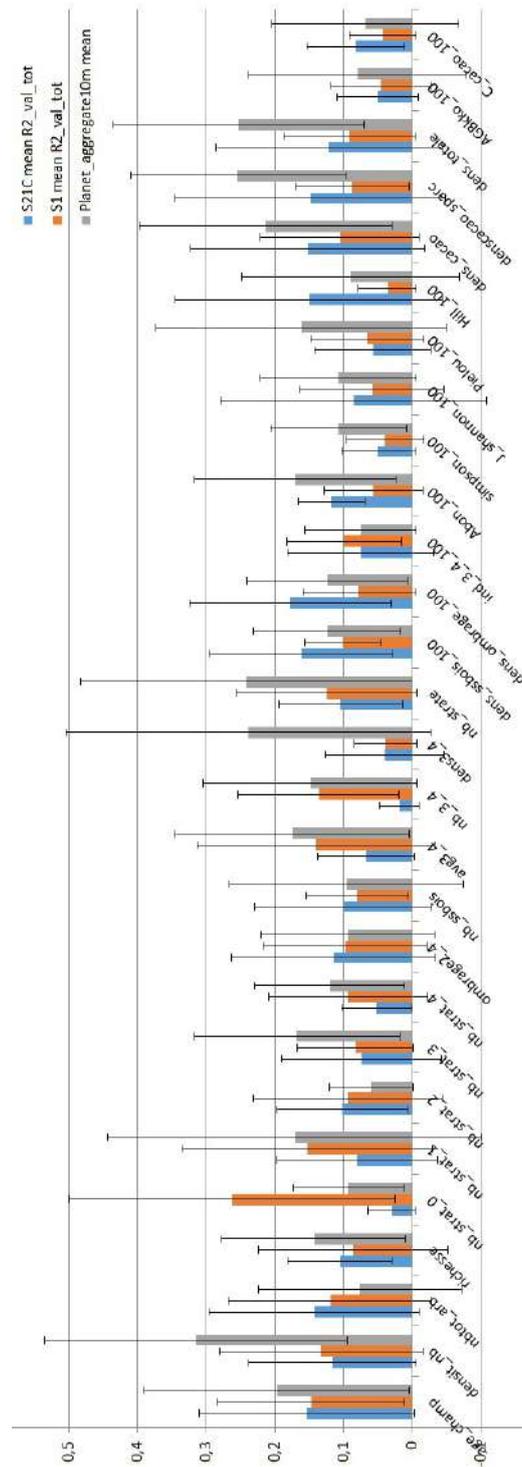
Résultats des modèles RF obtenus avec les covariables S1+S2 et 90% des parcelles en calibration :



Résultats des tests de Student avec hypothèse HO = "les moyennes sont égales" :

indicateur	55parcelles VS 37parcelles		
	p-value	Hypothese à 5%	Hypothese à 0.5%
age_champ	0,0303717	rejetHO	NON_rejetHO
densit_nb	0,0016888	rejetHO	rejetHO
nbtot_arb	0,099258	NON_rejetHO	NON_rejetHO
richesse	0,0093239	rejetHO	NON_rejetHO
nb_strat_0	2,49E-08	rejetHO	rejetHO
nb_strat_1	0,0202141	rejetHO	NON_rejetHO
nb_strat_2	4,98E-06	rejetHO	rejetHO
nb_strat_3	3,71E-06	rejetHO	rejetHO
nb_strat_4	0,0033181	rejetHO	rejetHO
ombrage2_4	0,0001469	rejetHO	rejetHO
nb_ssbois	0,0358976	rejetHO	NON_rejetHO
avg3_4	5,05E-05	rejetHO	rejetHO
nb_3_4	4,09E-05	rejetHO	rejetHO
dens3_4	2,18E-07	rejetHO	rejetHO
nb_strate	0,005823	rejetHO	NON_rejetHO
dens_ssbois_100	0,5979843	NON_rejetHO	NON_rejetHO
dens_ombrage_100	0,7197609	NON_rejetHO	NON_rejetHO
ind_3_4_100	0,0013709	rejetHO	rejetHO
Abon_100	0,0170112	rejetHO	NON_rejetHO
simpson_100	0,0106114	rejetHO	NON_rejetHO
J_shannon_100	0,0164047	rejetHO	NON_rejetHO
Pielou_100	0,2749365	NON_rejetHO	NON_rejetHO
Hill_100	0,0229476	rejetHO	NON_rejetHO
dens_cacao	0,0344396	rejetHO	NON_rejetHO
denscacao_sparc	0,0181325	rejetHO	NON_rejetHO
dens_totale	0,0138682	rejetHO	NON_rejetHO
AGBkko_100	0,012839	rejetHO	NON_rejetHO
C_cacao_100	0,0025034	rejetHO	rejetHO

EFFETS DES COVARIABLES ?

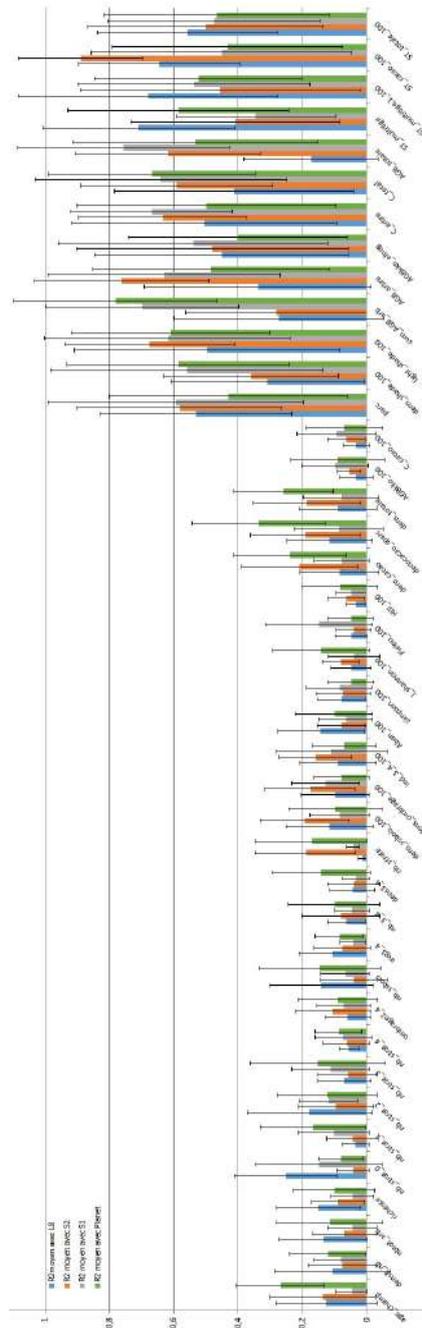


Résultats des tests de Student avec hypothèse HO = "les moyennes sont égales" :

	Planet VS S1			Planet VS S21C			S1 VS S21C		
	Test de Student Hypothèse avec	Hypothèse avec	p-value	Test de Student Hypothèse avec	Hypothèse avec	p-value	Test de Student Hypothèse avec	Hypothèse avec	p-value
age_champ	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.520407434	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.59022494	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.92784564
densit_nb	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.045687034	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.026056354	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.79441436
nbbot_arb	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.522930545	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.339752088	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.73586913
richesse	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.360043469	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.44634044	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.70833059
nb_strat_0	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.055661516	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.040929965	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.01278637
nb_strat_1	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.85681549	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.350297269	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.30980712
nb_strat_2	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.500899255	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.269039737	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.88162534
nb_strat_3	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.138762104	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.134491862	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.8455158
nb_strat_4	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.59786936	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.098469011	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.32346808
ombrage2_4	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.942505015	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.269531702	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.7810971
nb_sbois	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.802595789	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.941002	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.67779693
avg3_4	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.652820772	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.090394189	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.24551492
dens_sbois	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.847580575	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.027117425	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.0120323
dens3_4	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.041711666	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.046452567	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.94940165
nb_strate	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.198722546	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.118947871	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.69592916
dens_ombrage_1	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.322785021	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.492794283	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.08003639
ind_3_4_100	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.523478149	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.375044734	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.58245579
Abon_100	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.045470721	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.301051163	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.0410757
simpson_100	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.078484954	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.124033485	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.68954349
Plelou_100	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.328427683	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.760990075	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.70370515
Hill_100	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.330453434	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.452176929	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.83218186
dens_cacao	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.136499217	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.444220905	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.48928539
denscacao_sparc	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.02512568	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.202967041	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.38186582
dens_tonale	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.02737053	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.109118954	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.62611526
AGBkko_100	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.5487507	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.598761664	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.86820879
C_cacao_100	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.580316854	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.777711882	NON_rejetHC	NON_rejetHC	0.15978442

APPORT DES COVARIABLES SIMPLES - 10 TIRAGES DE JEUX DE CALIBRATION & VALIDATION

ANNEXE **V**



Résultats des tests de Student pour chaque indicateur avec R2 moyen (avec hypothèse HO = "les moyennes sont égales" et p-value=0.005) :

	S2_V5_LB	S2_V5_S1	S1_V5_LB	Planet_V5_S1	Planet_V5_LB	S2_V5_Planet
acc_champ	0.591202716 NDN_rejectH0	0.124894761 NDN_rejectH0	0.0001272 rejectH0	0.00047297 rejectH0	0.000273402 rejectH0	0.06566635 NDN_rejectH0
densit_nb	1.53E-05 rejectH0	0.936827135 NDN_rejectH0	0.4E-07 rejectH0	0.3881909597 NDN_rejectH0	0.000273402 rejectH0	0.37273887 NDN_rejectH0
nb100_arb	0.77844225 NDN_rejectH0	0.563387685 NDN_rejectH0	0.242802859 NDN_rejectH0	0.248454638 NDN_rejectH0	0.517288884 NDN_rejectH0	0.461845825 NDN_rejectH0
richesse	0.00162597 rejectH0	0.189231742 NDN_rejectH0	4.61E-16 rejectH0	0.226162579 NDN_rejectH0	0.012926845 NDN_rejectH0	0.804718255 NDN_rejectH0
nb_attr_0	0.081953771 NDN_rejectH0	0.059727168 NDN_rejectH0	0.088727688 NDN_rejectH0	0.316838049 NDN_rejectH0	0.012926845 NDN_rejectH0	0.8384888 NDN_rejectH0
nb_attr_1	0.00160472 rejectH0	0.182972403 NDN_rejectH0	0.088727688 NDN_rejectH0	0.334781811 NDN_rejectH0	0.698594456 NDN_rejectH0	0.053954656 NDN_rejectH0
nb_attr_2	0.523709557 NDN_rejectH0	0.146195693 NDN_rejectH0	0.33720430 NDN_rejectH0	0.544585617 NDN_rejectH0	0.310324918 NDN_rejectH0	0.053954656 NDN_rejectH0
nb_attr_3	0.30778753 NDN_rejectH0	0.260739202 NDN_rejectH0	0.06753031 NDN_rejectH0	0.010010023 NDN_rejectH0	0.104227862 NDN_rejectH0	0.224937040 NDN_rejectH0
nb_attr_4	0.033064332 NDN_rejectH0	0.784088668 NDN_rejectH0	0.098262389 NDN_rejectH0	0.069439088 NDN_rejectH0	0.005971721 NDN_rejectH0	0.448200034 NDN_rejectH0
ombrage2_4	0.2584231 NDN_rejectH0	0.46372675 NDN_rejectH0	0.66948872 NDN_rejectH0	0.708851334 NDN_rejectH0	0.470842678 NDN_rejectH0	0.76364228 NDN_rejectH0
nb_ssb01s	0.85848532 NDN_rejectH0	0.481098883 NDN_rejectH0	0.218539346 NDN_rejectH0	0.242185625 NDN_rejectH0	0.059445128 NDN_rejectH0	0.194141652 NDN_rejectH0
avg3_4	0.027585369 NDN_rejectH0	0.249565138 NDN_rejectH0	0.046201954 rejectH0	0.1325201945 NDN_rejectH0	0.084895246 NDN_rejectH0	0.195520252 NDN_rejectH0
nb_3_4	0.128946192 NDN_rejectH0	0.418518957 NDN_rejectH0	0.124908234 NDN_rejectH0	0.263651106 NDN_rejectH0	0.094651263 NDN_rejectH0	0.726623672 NDN_rejectH0
dens3_4	0.885228853 NDN_rejectH0	0.913423005 NDN_rejectH0	0.619763279 NDN_rejectH0	0.056169257 NDN_rejectH0	0.098808167 NDN_rejectH0	0.0673988504 NDN_rejectH0
nb_attr6	0.007560405 NDN_rejectH0	0.016430273 NDN_rejectH0	0.006073573 NDN_rejectH0	0.041600989 NDN_rejectH0	0.39831617 NDN_rejectH0	0.01095078 NDN_rejectH0
dens_ssb01s_100	0.006163903 NDN_rejectH0	0.057832605 NDN_rejectH0	0.52331453 NDN_rejectH0	0.019395589 NDN_rejectH0	0.226191391 NDN_rejectH0	0.190544471 NDN_rejectH0
dens_ssb01s_1000	0.010084888 NDN_rejectH0	0.388739252 NDN_rejectH0	0.018610246 NDN_rejectH0	0.268634638 NDN_rejectH0	0.124531706 NDN_rejectH0	0.08078791 NDN_rejectH0
ind_3_4_100	0.028242783 NDN_rejectH0	0.44272019 NDN_rejectH0	0.358042065 NDN_rejectH0	0.34323941 NDN_rejectH0	0.684643353 NDN_rejectH0	0.074884607 NDN_rejectH0
Abon_100	0.000570658 rejectH0	0.638643171 NDN_rejectH0	0.000570347 rejectH0	0.433816301 NDN_rejectH0	0.027817931 NDN_rejectH0	0.013513386 NDN_rejectH0
simpson_100	0.718104277 NDN_rejectH0	0.778632878 NDN_rejectH0	0.574164588 NDN_rejectH0	0.357398881 NDN_rejectH0	0.619567242 NDN_rejectH0	0.482936716 NDN_rejectH0
J_shannon_100	0.008270409 NDN_rejectH0	0.215101673 NDN_rejectH0	0.002573807 rejectH0	0.079681222 NDN_rejectH0	0.072425275 NDN_rejectH0	0.246591025 NDN_rejectH0
Pielou_100	0.477917521 NDN_rejectH0	0.077516629 NDN_rejectH0	0.198561657 NDN_rejectH0	0.105336 NDN_rejectH0	0.7720881267 NDN_rejectH0	0.777588035 NDN_rejectH0
Hill_100	0.008536491 NDN_rejectH0	0.474767347 NDN_rejectH0	0.498500755 NDN_rejectH0	0.398730353 NDN_rejectH0	0.385191803 NDN_rejectH0	0.655823789 NDN_rejectH0
dens_cacao	0.250727681 NDN_rejectH0	0.080420605 NDN_rejectH0	0.103309444 NDN_rejectH0	0.02712200 NDN_rejectH0	0.105551863 NDN_rejectH0	0.710023359 NDN_rejectH0
dens_cacao_sparc	0.792074513 NDN_rejectH0	0.05119665 NDN_rejectH0	0.030168958 NDN_rejectH0	0.00574146 NDN_rejectH0	0.090729032 NDN_rejectH0	0.108287686 NDN_rejectH0
dens_totale	0.45737056 NDN_rejectH0	0.117465401 NDN_rejectH0	0.188595537 NDN_rejectH0	0.009310723 NDN_rejectH0	0.04187811 NDN_rejectH0	0.325082127 NDN_rejectH0
A6Bkko_100	0.215819345 NDN_rejectH0	0.21748931 NDN_rejectH0	0.177168858 NDN_rejectH0	0.085110654 NDN_rejectH0	0.248013272 NDN_rejectH0	0.476381378 NDN_rejectH0
L_cacao_100	0.15888582 NDN_rejectH0	0.644504451 NDN_rejectH0	0.114365402 NDN_rejectH0	0.153665876 NDN_rejectH0	0.341081818 NDN_rejectH0	0.906218185 NDN_rejectH0
parc	0.304168833 NDN_rejectH0	0.911341855 NDN_rejectH0	0.68384832 NDN_rejectH0	0.352048195 NDN_rejectH0	0.332398848 NDN_rejectH0	0.332398848 NDN_rejectH0
dens_shade_100	0.508657471 NDN_rejectH0	0.230616846 NDN_rejectH0	0.087630657 NDN_rejectH0	0.388337929 NDN_rejectH0	0.030070785 NDN_rejectH0	0.124684514 NDN_rejectH0
light_shade_100	0.007353952 NDN_rejectH0	0.712474547 NDN_rejectH0	0.324004242 NDN_rejectH0	0.440317671 NDN_rejectH0	0.305194054 NDN_rejectH0	0.518495308 NDN_rejectH0
sum AGB_arb	0.002394006 rejectH0	0.0085656005 NDN_rejectH0	0.016420391 NDN_rejectH0	0.546763705 NDN_rejectH0	0.940965649 NDN_rejectH0	0.001954136 rejectH0
AGB_alure	0.347840307 NDN_rejectH0	0.366843687 NDN_rejectH0	0.594378341 NDN_rejectH0	0.385727001 NDN_rejectH0	0.37520286 NDN_rejectH0	0.072352083 NDN_rejectH0
AGBko_erneg	0.320428516 NDN_rejectH0	0.753373823 NDN_rejectH0	0.675327283 NDN_rejectH0	0.42913811 NDN_rejectH0	0.733028278 NDN_rejectH0	0.659338188 NDN_rejectH0
L_arbre	0.83727249 NDN_rejectH0	0.783386228 NDN_rejectH0	0.910272418 NDN_rejectH0	0.278334123 NDN_rejectH0	0.258877705 NDN_rejectH0	0.384177705 NDN_rejectH0
L_tota1	0.483384659 NDN_rejectH0	0.62114952 NDN_rejectH0	0.794010657 NDN_rejectH0	0.083325672 NDN_rejectH0	0.940432466 NDN_rejectH0	0.591395513 NDN_rejectH0
AGB_totale	0.963681978 NDN_rejectH0	0.336450407 NDN_rejectH0	0.310150069 NDN_rejectH0	0.116302569 NDN_rejectH0	0.715017663 NDN_rejectH0	0.576027977 NDN_rejectH0
ST_multitige	0.382391236 NDN_rejectH0	0.62723894 NDN_rejectH0	0.78232088 NDN_rejectH0	0.096897028 NDN_rejectH0	0.874519762 NDN_rejectH0	0.254277742 NDN_rejectH0
ST_multitige_1_100	0.017614955 NDN_rejectH0	0.638539822 NDN_rejectH0	0.037690349 NDN_rejectH0	0.392790349 NDN_rejectH0	0.089958592 NDN_rejectH0	0.003956894 NDN_rejectH0
ST_cacao_100	0.00010254 rejectH0	0.000730655 NDN_rejectH0	0.006665787 NDN_rejectH0	0.918040632 NDN_rejectH0	0.718000062 NDN_rejectH0	0.0030305701 rejectH0
ST_totale_100	0.006886937 NDN_rejectH0	0.803484883 NDN_rejectH0	0.002363806 rejectH0	0.363788012 NDN_rejectH0	0.003104331 rejectH0	0.823882849 NDN_rejectH0

APPORT DES COVARIABLES, COMBINAISONS

Résultats obtenus avec 10 tirages de jeux de calibration et validation pour chaque indicateur :

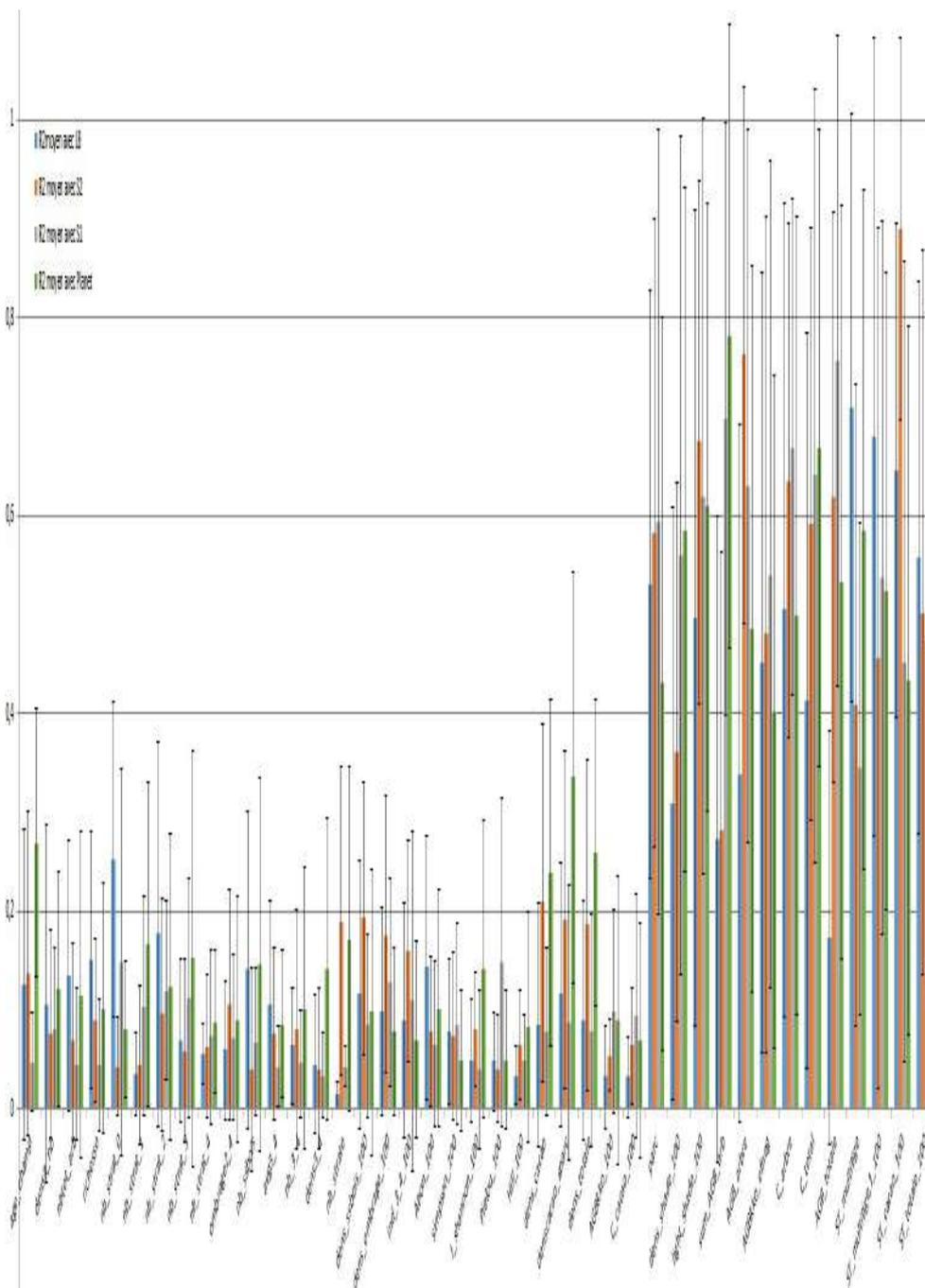


DIAGRAMME DE GANTT

