ESI Preprints **Not Peer-reviewed**

Estimation de la densite des individus avec des images drones dans les ecosystemes Saheliens du Senegal

Ramata Talla
Diara Sylla
Ndiabou Faye
Moustapha Bassimbé Sagna
Département Biologie végétale
Université Cheikh Anta Diop de Dakar, Dakar-fann, Senegal
Observatoire Homme-Milieux international de Tessékéré, CNRS
Université Cheikh Anta Diop de Dakar, Dakar-fann, Senegal
Aly Diallo
Observatoire Homme-Milieux international de Tessékéré, CNRS
Université Cheikh Anta Diop de Dakar, Dakar-fann, Senegal
Departement d'agroforesterie
Université Assane SECK de Ziguinchor, Senegal
Oumar Sarr
Département Biologie végétale
Université Cheikh Anta Diop de Dakar, Dakar-fann, Senegal
Aliou Guisse
Département Biologie végétale
Université Cheikh Anta Diop de Dakar, Dakar-fann, Senegal
Observatoire Homme-Milieux international de Tessékéré, CNRS
Université Cheikh Anta Diop de Dakar, Dakar-fann, Senegal

Doi: 10.19044/esipreprint.9.2025.p274

Approved: 05 September 2025
Posted: 07 September 2025

Copyright 2025 Author(s)
Under Creative Commons CC-BY 4.0
OPEN ACCESS

Cite As:
Talla, R., Sylla, D., Faye, N., Sagna, M.B., Diallo, A., Sarr, O. & Guisse, A. (2025). *Estimation de la densite des individus avec des images drones dans les ecosystemes Saheliens du Senegal.* ESI Preprints. https://doi.org/10.19044/esipreprint.9.2025.p274

Résumé

Les nouveaux progrès de la technologie des drones et les capacités de traitement des données ont permis d'obtenir des images de haute résolution et des données tridimensionnelles (3D) qui peuvent être utilisées pour évaluer les attributs des arbres. Cette étude a été menée à Widou thiengoly dans la

localité du Ferlo, Nord du Sénégal, avec comme objectif général d'appliquer une approche photogrammétrique pour la mesure de la densité des tiges (tiges/ha) avec des images drones. Une méthode de l'approche arbre basée sur un modèle numérique de hauteur d'une zone d'étude de 10 hectares a été mise en œuvre, ce modèle a été construit à partir d'images obtenues par des drones. De là, la performance de l'algorithme de détection de l'arbre individuel a été évaluée. Pour chaque parcelle, le nombre d'arbres a été compté manuellement en utilisant l'ortho mosaïque dérivée du drone pour référence. Au total, 92 arbres de référence ont été comptés dans le cadre de cette étude et l'algorithme a détecté 75 arbres, ce qui donne une précision supérieure à 90 % (score F de 0,93). Dans l'ensemble, l'algorithme a manqué 10 arbres (erreurs d'omission) et a faussement détecté 3 arbres (erreurs de commission), ce qui donne un compte total de 88 arbres. Cette étude suggère que l'algorithme de filtrage des maxima locaux combiné avec des tailles de fenêtre optimale, appliqués sur un Modèle Numérique de Hauteur construit par photogrammétrie est capable d'effectuer des comptages d'arbres avec une précision acceptable (F > 0,90) dans la zone sahélienne.

Mots clés : Drone, densité, écosystèmes, Sahel, Sénégal, Ferlo

Estimation of Individual Density Using Drone Imagery in the Sahelian Ecosystems of Senegal

Ramata Talla
Diara Sylla
Ndiabou Faye
Moustapha Bassimbé Sagna
Département Biologie végétale
Université Cheikh Anta Diop de Dakar, Dakar-fann, Senegal
Observatoire Homme-Milieux international de Tessékéré, CNRS
Université Cheikh Anta Diop de Dakar, Dakar-fann, Senegal
Aly Diallo
Observatoire Homme-Milieux international de Tessékéré, CNRS
Université Cheikh Anta Diop de Dakar, Dakar-fann, Senegal
Departement d'agroforesterie
Université Assane SECK de Ziguinchor, Senegal
Oumar Sarr
Département Biologie végétale
Université Cheikh Anta Diop de Dakar, Dakar-fann, Senegal
Aliou Guisse
Département Biologie végétale
Université Cheikh Anta Diop de Dakar, Dakar-fann, Senegal
Observatoire Homme-Milieux international de Tessékéré, CNRS
Université Cheikh Anta Diop de Dakar, Dakar-fann, Senegal

Abstract

New advances in UAV technology and data processing capabilities have made it possible to obtain high resolution images and three-dimensional (3D) data that can be used to assess tree attributes. This study was conducted at Widou thiengoly in the Ferlo locality, northern Senegal, with the overall objective of applying a photogrammetric approach for measuring stem density (stems/ha) with UAV images. A tree approach method based on a digital height model of a 10-hectare study area was implemented, which was constructed from UAV images. From this, the performance of the individual tree detection algorithm was evaluated. For each plot, the number of trees was counted manually using the drone-derived ortho-mosaic as a reference. A total of 92 reference trees were counted in this study and the algorithm detected 75 trees, giving an accuracy of over 90% (F-score of 0.93). Overall, the algorithm missed 10 trees (omission errors) and falsely detected 3 trees (commission errors), giving a total count of 88 trees. This study suggests that the local maxima filtering algorithm combined with optimal window

sizes, applied on a photogrammetrically constructed Digital Height Model is capable of performing tree counts with acceptable accuracy (F > 0.90) in the Sahelian zone.

Keywords: Drone, density, ecosystems, Sahel, Senegal, Ferlo

Introduction

Les arbres jouent un rôle très important dans la conservation des eaux, des sols et de la biodiversité par leurs fonctions agro écologiques [Akpo, 1995]. Ils constituent un élément crucial pour le fonctionnement de l'écosystème, et ont des impacts non négligeables sur les cycles biogéochimiques, en particulier ceux de l'eau et du carbone [Diallo *et al*., 2011 ; Ndiaye *et al*., 2013].

A l'heure actuelle, les politiques forestières visent à assurer la gestion durable de la forêt en conciliant les fonctions économiques, sociales et écologiques. Cependant, la planification forestière est une activité complexe qui doit tenir en compte les différents niveaux d'échelle (arbre individuel, peuplement, paysage), les différents niveaux d'intervention (stratégique, opérationnel) et différents objectifs (récolte, biodiversité, modélisation feux de forêt, etc.) [Bergseng et *al.,* 2015]. Ce qui impose de nouvelles méthodologies pour les programmes d'inventaires forestiers [White et *al.,* 2015]. Afin d'œuvrer pour la gestion durable de l'écosystème forestier et réussir la planification forestière, le gestionnaire doit disposer d'un panel d'informations caractérisant l'ensemble de la forêt [Leclere et *al.,* 2018]. Elle doit être accompagnée d'informations précises, peu couteuses, géo localisées, à large échelle et renouvelables. Ces informations doivent renseigner la composition de la forêt, son potentiel récréatif et, son potentiel de production en bois.

Depuis longtemps, les forestiers utilisent les données de télédétection pour caractériser la ressource ligneuse. «La télédétection correspond à l'acquisition de données physiques d'un objet sans le toucher ou être en contact». [Lintz et Simonett, 1976 cité par Campbell et *al.,* 2011]. Les principales évolutions concernent le développement de données 3D de même que l'augmentation des résolutions spatiales et temporelles des images disponibles (données à très haute résolution tel que les données d'imageries aériennes et la photogrammétrie).

Grâce à la photogrammétrie, l'acquisition d'images aériennes multispectrales à très haute résolution (précision décimétrique voire centimétrique) [Lisein, Pierrot-Deseilligny, et *al.,* 2013] permet la production d'ortho-images et de données 3D [Dandois et *al.,* 2013]. Cette technique constitue ainsi avec les drones une solution intéressante étant donnée leur coût réduit, leur flexibilité opérationnelle, leur capacité à voler sous la

couverture nuageuse et à produire des images de très haute résolution, de l'ordre du centimètre par pixel. Le traitement de ces images grâce aux techniques photogrammétriques de *S-f-M* « *Structure from motion* » [PhotoScan, 2015] nécessitant peu d'expertise**,** a permis des applications dans le domaine forestier [Tang and Shao, 2015] et [Lisein *et al.*, 2013]. L'évolution récente de ces techniques ouvre de nouvelles possibilités pour la caractérisation géométrique des houppiers ou de la canopée des forêts tropicales et permet de calculer avec une grande précision la canopée et la hauteur de chaque arbre d'une forêt et donc d'estimer la densité de cette dernière. Ces possibilités permettraient de remplacer les mesures de terrain fastidieuses et souvent peu précises.

Ainsi, pour estimer avec précision la densité des arbres, surtout pour les arbres de petite taille, l'utilisation de résolutions spatiales plus élevées (images drone) que celles généralement obtenues à partir d'images satellitaires est souvent recommandée [Clark *et al.*, 2004a] ; [Read *et al.*, 2003]. Les applications pionnières des drones en forêt tropicale ont porté sur l'estimation, à l'échelle des parcelles, des paramètres de la structure forestière en utilisant des indices de télédétection dérivés du MNS [Messinger *et al.*, 2016] ; [Ota *et al.*, 2015] et, dans quelques cas rares, d'ortho-images [Bourgoin *et al.*, 2020]. Davantage d'études sont donc nécessaires pour explorer le potentiel des drones et des ortho-images pour la caractérisation de la ressource forestière, notamment à l'échelle de l'arbre. Ainsi, par l'intermédiaire des paramètres dendrométriques mesurés sur le terrain, ce travail propose d'étudier une estimation des caractéristiques structurales des arbres par la photogrammétrie en estimant la densité des arbres.

Cette étude a été menée dans une **savane arbustive à arborée** de structure simple, c'est- à dire homogène constituée que par quelques espèces bien connues au sahel. L'objectif général de ce travail est de caractériser le taux de détection des arbres en stéréo et donc la mesure de la densité des tiges (tiges/ha).

Matériel et méthodes

Plan d'échantillonnage et données d'inventaires sur le terrain

Base de sondage et choix du site d'étude

Avant de se rendre sur le terrain, le site a été préalablement sélectionné sur base de Google Earth Satellite [Google, 2015]. Ce site a été géolocalisé (les quatre cotés) à partir de cartes issues de l'image satellites sur Google Earth. Les coordonnées géographiques de chacun de ces points sont prises depuis le laboratoire et insérées dans le GPS (Figure 1).

La sélection de la zone d'échantillon a été effectuée de manière à représenter la variabilité de la densité forestière retrouvée dans ces milieux.

Le choix de ce site se justifie par l'abondance des deux espèces prises en compte dans cette étude.

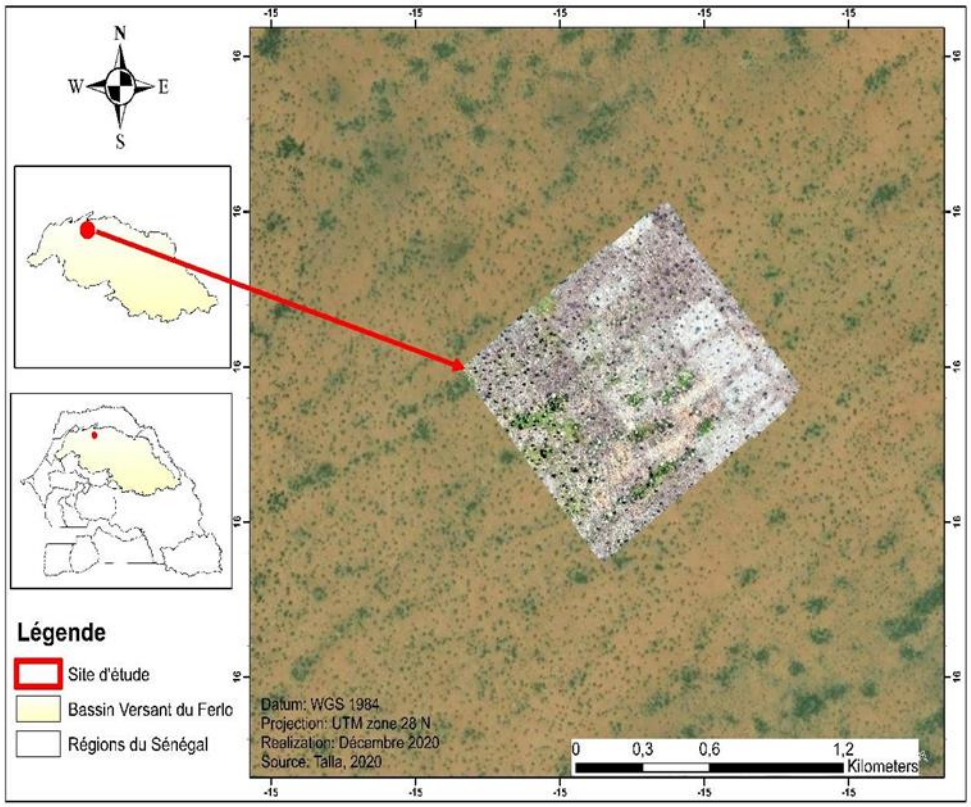


Figure 1 : Site d'étude

Données d'inventaires sur le terrain

Une étude de terrain a été réalisée pour recueillir les informations réelles des arbres. Ainsi, une placette de 10 ha a été choisie et un échantillonnage intégral a été effectué [Iizuka et *al.,* 2018].

L'identification des individus dont le diamètre à la base est supérieur ou égal à 3,5 cm, a été réalisée, puis des mesures dendrométriques effectués. Ainsi, les informations sur les paramètres biophysiques des arbres individuels sont : les coordonnées géographiques, le diamètre à hauteur de poitrine (DHP), la hauteur (H), les deux diamètres du houppier (d1 et d2), l'état de l'arbre (mort ou vivant).

Acquisition des images drone

Le matériel

Un drone à voilure DJI – Phantom 4 Pro+ (Version UE) a été utilisé pour cette étude (figure 2). Il est équipé d'une nacelle vidéo 4K en version Black Edition noir mat (figure 8) et d'un capteur CMOS produisant des

images de 12 millions de pixels (4000 x 3000) dans les bandes spectrales rouge, verte et bleue. Le Phantom 4 pro pèse 1388g (moins de 2 kg) pour 1 mètre d'envergure et est doté d'une propulsion électrique propulsant l'appareil à une vitesse maximum de 72 km/h.

Phantom 4 pro peut voler à une altitude maximum de 6000 m au-dessus du niveau de la mer. Son temps de vol approximatif est de 30 minutes (https://www.dji.com/phantom-4-pro consulté le 20 avril 2020). Les vols sont entièrement automatisés, du décollage à l'atterrissage (atterrissage sur le ventre).

Son système de pilote automatique est équipé d'une centrale inertielle (gyroscopes et baromètre) ainsi que d'un GPS atteignant une précision de quelques mètres (https://www.dji.com/phantom-4-pro consulté le 20 avril 2020).

Figure 2. Drone DJ Phantom 4 Pro

La méthode

La préparation de la prise de vue aérienne s'est effectuée avec une station de contrôle au sol en définissant les paramètres de vol suivants : délimitation de la zone rectangulaire à couvrir, hauteur de vol (entre 100 et 750 mètres au-dessus du niveau du sol), recouvrement des images (le recouvrement latéral est de même valeur que le recouvrement longitudinal), ainsi que la direction et le sens du décollage et de l'atterrissage.

Les plans de vol ont été planifiés avant le départ pour la mission de terrain avec l'application mobile Pix4Dcapture (Pix4D SA, Lausanne, Suisse) sur iPad Air (iPadOS 13.1.1, Apple Worldwide Developers Conference).

Les vols se sont déroulés en mois d'Aout et ont débuté à 10h00 GMT+2 pour tous les jours afin de limiter les effets d'ombrage et ont eu lieu dans des conditions météorologiques optimales : un ensoleillement plus long dans la journée, et une élévation solaire suffisante.

Le drone a décollé à l'emplacement du point de contrôle au sol disposé au centre du dispositif. La hauteur du premier vol a été fixée à 50 mètres, soit environ 30 mètres au-dessus de la canopée. Cette hauteur a été choisie pour augmenter la résolution des images tout en assurant un bon appariement de celles-ci [Pix4D, 2019] ; [Dandois et *al.,* 2015] ; [Fraser and Congalton, 2018] et [Thibaut, 2019]. La zone couverte en stéréoscopie représente plus de 100 ha pour chaque parcelle. Afin d'assurer une bonne corrélation pour obtenir un modèle de surface MNS de qualité, nous avons tablé sur un recouvrement de 70%.

Traitement photogrammétrique des images

Les photos collectées (3048 photos) ont été traitées avec le logiciel de modélisation 3D Agisoft (Metashape) Version 1.6.2 build 10247 (Agisoft LLC, Saint-Pétersbourg, Russie) qui est utilisable sur les systèmes d'exploitation : Microsoft Windows; Linux; macOS [Agisoft LLC, 2018].

Agisoft Metashape Pro est un logiciel qui effectue le traitement photogrammétrique automatique d'images numériques. Il permet la génération automatique de nuages de points dense classifiables, de modèles polygonaux texturés (3D model), d'orthomosaïques géoréférencées, de modèles numériques de surface (MNS), de modèles numériques de terrain (MNT) et de modèles numériques de hauteur (MNH) encore appelé modèle numérique de canopée (MNC) [Agisoft LLC, 2014]. Les données générées peuvent être traitées et interprétées directement dans Metashape ou intégrées dans des Systèmes d'Information Géographique (SIG). Ce programme est utilisé dans le cadre d'autres études [Gonçalves et Henriques, 2015] ; [Panagiotidis et *al.,* 2017].

Pour la création d'orthomosaïques géoréférencées, de modèles numériques de surface (MNS), de modèles numériques de terrain (MNT) et de modèles numériques de Hauteur (MNH), le processus complet de traitement photogrammétrique est divisé en plusieurs étapes :
(a) alignement automatique et manuel des photos ; (b) placement guidé des GCP ; (c) optimisation sur base des positions relatives des photos et actualisation sur base des positions des GCP afin de géoréférencer au mieux le modèle ; (d) construction du nuage de points dense ; (e) classification des points sols ; (f)-(g)-(h) génération des MNT, MNS et orthomosaïque. La classification des points sols est basée sur l'algorithme progressif TIN. L'algorithme nécessite qu'on lui précise trois paramètres : i) maximum angle (deg), ii) distance maximale (m), et iii) taille de la cellule (m). Le premier fixe une limite d'angle entre le MNT et la courbe reliant le point d'intérêt à un point de la classe *sol* ; le deuxième fixe une distance maximale entre le point d'intérêt et le MNT ; le dernier correspond à la taille des cellules du

processus de classification des points *sol* et constitue l'étape préparatoire de cette classification [Agisoft LLC, 2018].

Un Modèle Numérique de Hauteur (MNH) a été produit en soustrayant le Modèle Numérique de Terrain au Modèle Numérique de Surface (MNS – MNT = MNH) [Lisein, 2013] ; cela représente les informations sur la hauteur des objets situés au ci-dessus de la surface du sol.

Le MNS représente la hauteur des éléments naturels de la surface, et le MNT est une représentation mathématique de la surface du sol qui contient les données d'élévation du terrain sous la forme d'une grille rectangulaire dans laquelle une valeur d'élévation unique est attribuée à chaque pixel [Lisein, 2013].

Détection automatique des arbres individuels

Il est important d'obtenir un décompte d'arbres le plus précis possible, car plusieurs variables forestières en dépendent (densité, biomasse, surface terrière, etc.) [Pouliot et King, 2005].

Cette partie a été réalisée suivant une méthodologie basée sur l'article de [Mohan et *al.,* 2017]. Elle consiste en un quadrillage de la zone d'étude, chaque carré faisant 25 m de côté et 10% de ses carrés ont été sélectionnés de manière aléatoire.

Au sein de chacun d'eux, le nombre de houppiers visibles a été compté sur base de l'orthomosaïque et du MNH. Ensuite, une approche de détection des arbres individuels (approche *arbre*, *Individual Tree Detection* (ITD)) a été faite afin d'isoler les apex des arbres. Cette approche passe par un algorithme matriciel d'identification filtrant les maxima locaux [Thibaut, 2019]. Les paramètres d'établissement des maxima locaux ont été déterminés à l'aide de l'outil de statistiques filtre-focal dans ArcGIS version 10.4.1. Ce filtre morphologique est choisi pour identifier la valeur du pixel la plus élevé**e** sur la cime de l'arbre à partir du MNH [Navarro et *al.,* 2019]. Le nombre de maxima détecté dans chaque carré issu de la sélection aléatoire a été relevé pour chaque itération. Pour chaque carré et chaque itération, une comparaison entre le nombre d'arbres comptés manuellement et le nombre d'arbres détectés par l'algorithme a été faite.

Cependant, il est possible que l'algorithme de détection des maxima locaux détecte des apex d'arbres qui ne le sont pas (FN pour false négative, erreur d'omission) et ne détecte pas des apex d'arbres alors qui le sont (FP pour false positive, erreur de présence). Les arbres correctement détectés sont considérés comme des vrais positifs (TP pour true positive) [Mohan et *al .,* 2017].

A la manière de l'étude de [Mohan et *al.,* 2017], pour la taille de fenêtre optimale, trois paramètres ont été calculés pour évaluer la

performance de la détection des apex des arbres sur la base d'un algorithme de détection des maxima locaux appliqués au MNH :

- le rappel (recall, r),
- la précision (precision, p) et
- le score F (F-score, F)

Selon les équations suivantes :

$$r = \frac{TP}{TP + FN}$$
$$p = \frac{TP}{TP + FP}$$
$$F = 2 * \frac{r * p}{r + p}$$

Le paramètre F correspond à la moyenne harmonique entre r et p et va renseigner sur la précision globale de l'algorithme. r informe sur la mesure de la détection à proprement parlé et p sur la mesure des arbres correctement détectés.

Ensuite, un shapefile représentant les positions des pixels de proximité a été généré en fichiers .txt en utilisant le logiciel ArcGIS version 10.4.1 (ESRI, Redlands, CA, USA), et chaque arbre a été marqué avec un numéro d'identification unique.

Résultats

Génération des modèles photogrammétriques orthomosaïques géoréférencées, de modèles numériques de surface (MNS), de modèles numériques de terrain (MNT) et de modèles numériques de Hauteur (MNH)

L'orthomosaïque a été générée à partir des 3048 photos collectées sur le site (figure 3). La résolution de l'orthomosaïque et du modèle numérique de surface (MNS) est 1,17 cm et 1,28 cm, respectivement.

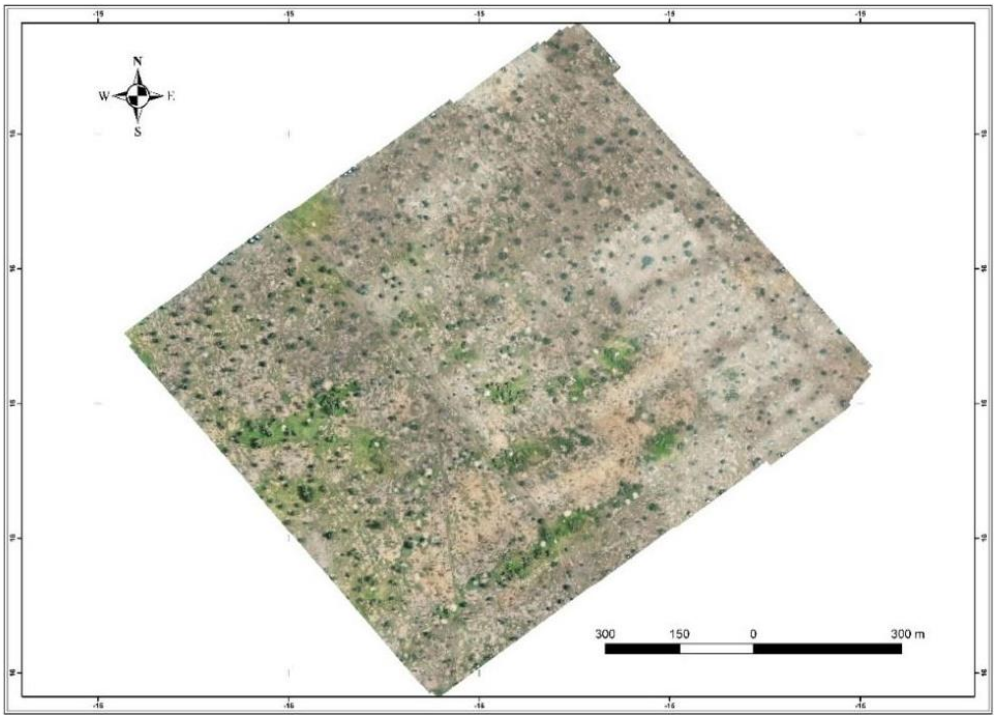
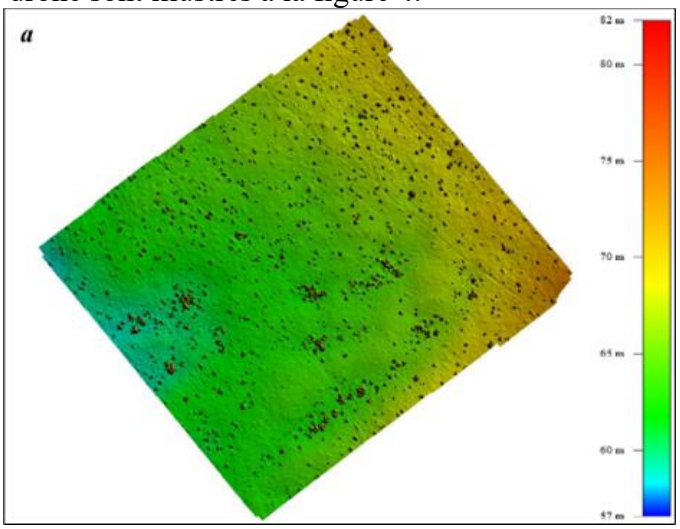


Figure 3 : Orthomosaïque géoréférencée de la zone d'étude

Les modèles numériques de surface, de terrain et de hauteur (MNS, MNT et MNH) issus de la reconstruction photogrammétrique des images acquises par drone sont illustrés à la figure 4.



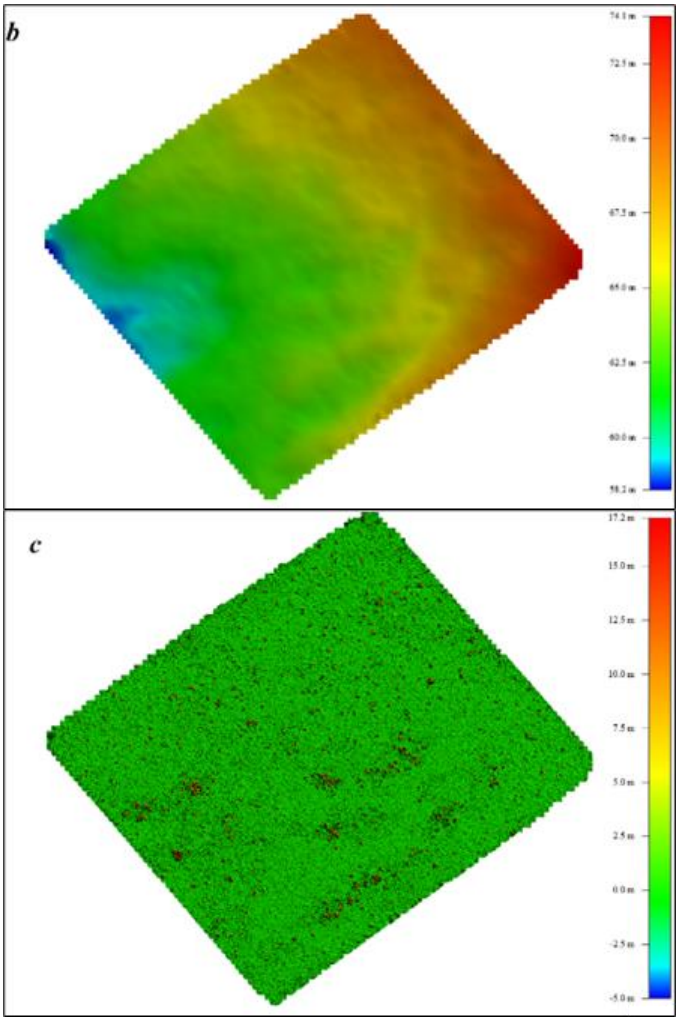


Figure 4 : (a) Modèle Numérique de Surface **(b)** Modèle Numérique de terrain et **(c)** Modèle Numérique de Hauteur pour site A. La hauteur maximale est de 17m

Estimation du nombre d'arbres individuels

Bien qu'une grande surface ait été générée (couvrant toute la parcelle), les arbres échantillonnés individuellement provenaient d'une surface relativement plus petite (10 ha) ; par conséquent, nous avons extrait les zones d'intérêt pour une analyse plus approfondie (figure 5).

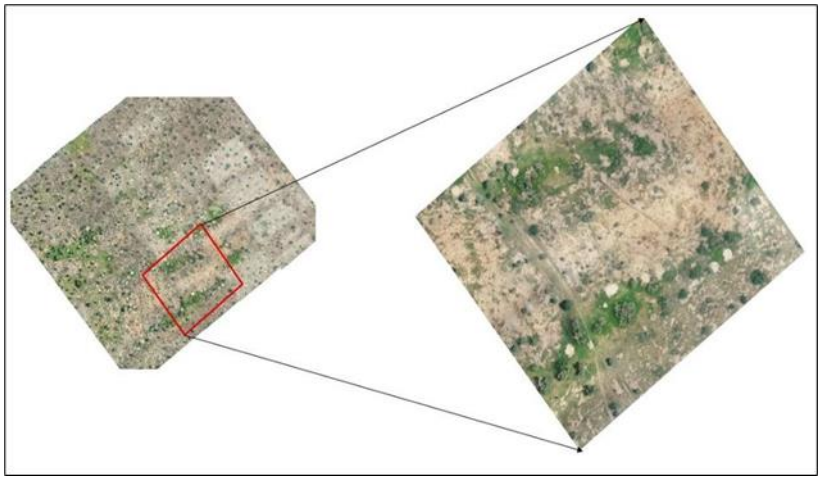


Figure 5 : Zone extraite pour l'analyse

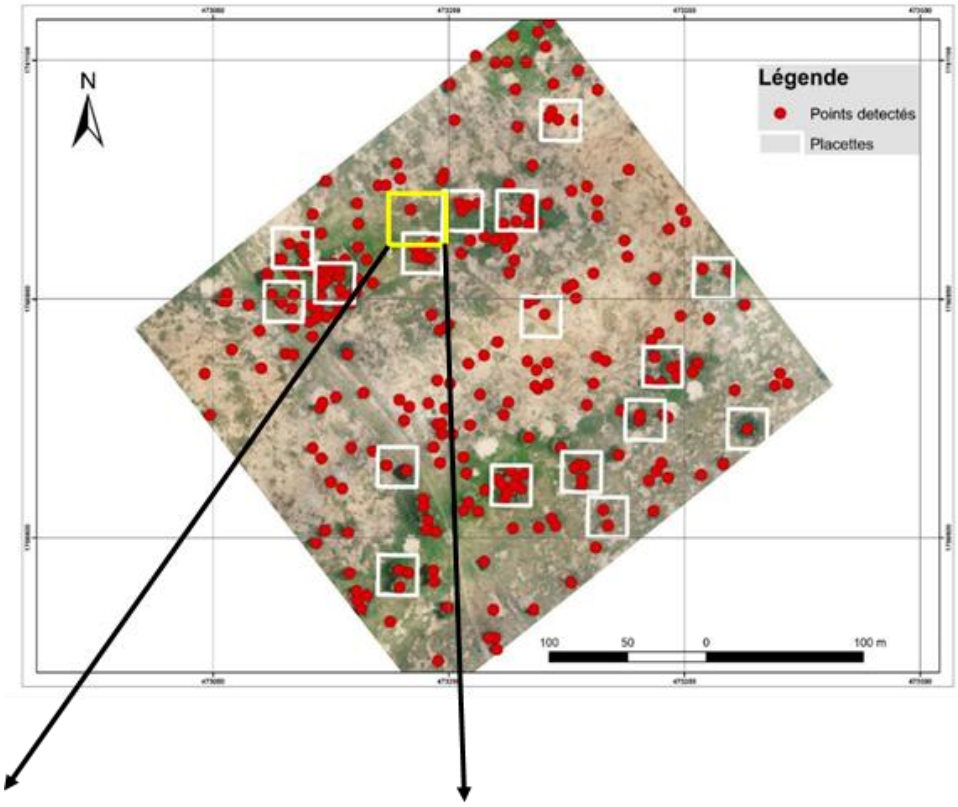
Une méthode itérative a été effectuée basée sur la méthodologie de [Mohan et al., 2017] afin de comparer le nombre d'arbres détectés par l'algorithme et ceux comptés visuellement sur la base de l'orthomosaïque et sur le terrain. Afin d'évaluer les performances de l'algorithme de détection maximale locale, le taux de rappel, la précision et le score F ont été calculés. La valeur globale du paramètre r est 0,97, de 0,85 à 1 ; la précision de p est de 0,90, de 0,72 à 1. Parmi les 92 arbres de référence, 81% ont été correctement détectés. 10 arbres sont omis et l'algorithme a détecté de manière incorrecte 3 arbres (tableau I), ce qui montre que la sous-détection est supérieure à la sur-détection.

Tableau I : Résultats de l'évaluation de la précision de la détection d'arbres individuels pour une taille de fenêtre sélectionnée (23 pixels × 23 pixels) sur les 16 carrés de 25 m de côté

Num	**N**	**N algo**	**TP**	**FP**	**FN**	**r**	**p**	**F**
12	5	4	4	1	0	1	0,8	0,88
22	5	4	4	1	0	1	0,8	0,88
38	7	6	6	1	0	1	0,85	0,92
59	2	2	2	0	0	1	1	1
63	3	3	0	0	0	1	1	1
72	**12**	**13**	**8**	**3**	**1**	**0,88**	**0,72**	**0,8**
86	5	3	3	0	0	1	1	1
88	7	6	6	0	1	0,85	1	0,92
92	14	14	13	1	1	0,92	0,92	0,92
96	4	3	3	1	0	1	0,75	0,85
99	2	2	2	0	0	1	1	1
105	4	4	4	0	0	1	1	1
123	5	4	4	1	0	1	0,8	0,88
132	7	7	7	0	0	1	1	1
154	7	6	6	1	0	1	0,85	0,92
159	3	3	3	0	0	1	1	1
Totale	**92**	**88**	**75**	**10**	**3**	0,97	0,90	0,93

*Les faux positifs (FP), les faux négatifs (FN), les vrais positifs (TP), le rappel (r), la précision (p) et le score F (F) pour une taille de fenêtre de 25m *25 m et chaque carré d'identifiant ID ; où N est le nombre d'arbres comptés visuellement et N algo le nombre d'arbres détectés par l'algorithme.*

La densité d'arbres observée et calculée dans la zone d'étude à partir du modèle numérique de hauteur est de 8,8 arbres par hectare. Les résultats les plus précis ont été obtenus principalement dans des sous-parcelles d'essai allant de 3,2 à 14 arbres par ha. En moyenne, 81 % des arbres ont été détectés correctement, avec des erreurs de commission et d'omission limitées à 3 % et 10 %, respectivement, avec un score F de 0,93. En revanche, l'algorithme n'a détecté que 0,66% des arbres dans la sous-parcelle 72 avec un score F de 0,8. La commission associée et les erreurs d'omission étaient respectivement de 8,3 % et 25 % (figure 6).



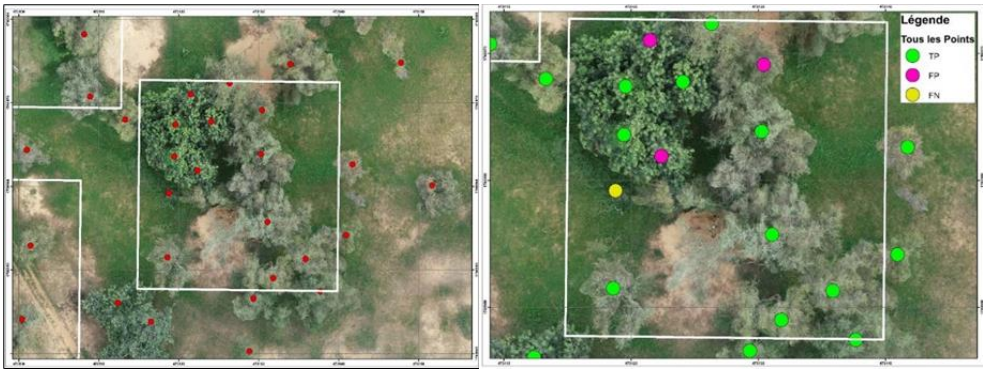


Figure 6 : Détection d'arbres individuels à partir d'un modèle de hauteur de la canopée (CHM) dérivé d'un drone. Points rouges représentent les cimes des arbres détectées dans la zone d'étude au niveau du peuplement **(A)**, et au niveau de la placette (placette 72) **(B)**

Discussion

Durant la dernière décennie, de nombreuses études ont souligné le potentiel de la technologie de télédétection en foresterie [Mohan et *al.,* 2017]. En raison du faible coût et des performances plus rapides par rapport aux méthodes traditionnelles, les drones ont été utilisés pour estimer le nombre d'arbres, les hauteurs et les dimensions des canopées [Sadhasivam et *al.,* 2019] ; [Thibaut et *al.,* 2019] ; [Mohan et *al.,* 2017] ; [Zarco et Tejada, 2014] ; [Puttock et *al.,* 2015] ; [Wallace et *al.,* 2014].

Dans le cas de notre étude, l'algorithme utilise le MNH pour identifier les maximums locaux et produit un résultat basé sur un fichier text. Le résultat peut facilement être importé et visualisé dans un fichier géographique.

Pour obtenir une précision globale et non locale, la taille de fenêtre sélectionnée doit être celle présentant le plus grand nombre de détections correctes. En effet, une taille de fenêtre plus petite tend à surestimer le nombre d'apex des arbres et une taille trop grande à le sous-estimer [Ke and Quackenbush, 2011], confirmé par les résultats de [Thibaut et *al.,* 2019].

Dès lors, la taille de fenêtre optimale a été sélectionnée (23 pixels × 23 pixels) en se basant sur les travaux de [Thibaut et *al.,* 2019], cet auteur a choisi cette taille de fenêtre sur la différence absolue minimale entre le nombre réel total de points relevés et le nombre de points détectés par l'algorithme.

Ainsi, sur les 92 arbres de référence, 81% ont été correctement détectés (75 arbres), 10 arbres omis et l'algorithme a détecté de manière incorrecte 3 arbres, avec une valeur de F (0,93) variant de 0,85 à 1. La détection correcte des arbres avec 90% de précision peut être justifiée par la qualité de l'orthomosaïque qui a été obtenue dans les conditions météorologiques optimales, ciel parfaitement dépourvu de nuages et absence

de vent [Dandois et *al.,* 2015] et aussi à la structure pas complexe des formations végétales dans le Ferlo.

La sous-détection des arbres supérieure à la sur-détection avec respectivement (10% et 3%) observée dans cette étude peut être liée au fait que les arbres non identifiés présentent une petite canopée et ne sont pas clairement définis par rapport aux arbres voisins. Ces propos sont justifiés par les travaux de [Lim et *al.,* 2015]. Dans leurs études, ces auteurs ont justifié leur sous détection par le fait que les arbres avec de grande canopée étaient capables de cacher les petits arbres qui se trouvait à leur côté.

Des résultats similaires ont été obtenus par des auteurs comme [La et *al.,* 2015], [Vauhkonen et *al.,* 2010] dans un peuplement mixte et structuré verticalement avec une précision globale de 91,6 %, et avec une omission et une erreur de commission de seulement 5,7% et 2,7% respectivement.

[Kattenborn et *al.,* 2015] ont obtenu une précision de 86,1% dans une zone d'étude de 9,4 hectares et de 98,2% dans une forêt de palmiers dense.

D'autres auteurs ont utilisé des LiDAR aéroportées et ont trouvé une précision similaire (score F > 80) [Silva et *al.,* 2016] chez le pin à feuilles longues forêt en Géorgie, États-Unis.

[Maas et *al.,* 1986] ont mené de nombreuses études pilotes en utilisant le LiDAR et a indiqué que plus de 97 % des arbres pouvaient être détectés correctement.

Des études ont obtenu des valeurs globales de F qui sont inférieures à celles observées dans cette étude [Thibaut et *al.,* 2019] et [Mohan et *al.,* 2017] avec des valeurs respectives de F de de 0.76 et 0,86. Ceci peut être justifié par la différence des formations végétales observées dans les différents sites d'études. En plus dans les zones à forte densité, l'ombrage à l'intérieur et entre les couronnes peut influencer la réflectance du couvert, la complexité des textures, la variété des espèces d'arbres, la structure verticale des peuplements et la qualité des images peuvent affecter la capacité de délimitation de l'algorithme [La et *al.,* 2015], [Vauhkonen et *al.,* 2010], [Wulder et *al.,* 2003].

Conclusion

Il convient de souligner que les drones ont le potentiel de fournir de nombreuses informations sur la cartographie des variables forestières (telles que la densité, le couvert forestier, le volume et la biomasse d'un peuplement, etc.)

Cette étude suggère que l'algorithme de filtrage des maxima locaux combiné avec des tailles de fenêtres optimales, appliqués sur un Modèle Numérique de Hauteur construit par photogrammétrie est capable d'effectuer des comptages d'arbres avec une précision acceptable (F > 0,90) dans la zone sahélienne.

Ensuite, afin d'évaluer la qualité de mesure de la hauteur et du diamètre de la couronne des arbres dérivés du modèle, une régression linéaire simple entre ces mesures et les mesures sur le terrain a été ajustée pour sous-échantillonner 92 arbres, et leurs R^2 respectifs étaient de 0,94 et 0,74. Par conséquent, il est considéré comme correct de mesurer la hauteur et le diamètre de la couronne des arbres grâce à l'imagerie par drone. Ainsi, ce travail révèle le potentiel futur des drones et des traitements de photogrammétrie basés sur la surveillance des forêts, et suggère que les recherches futures devraient se concentrer sur le développement de modèles prédictifs pour l'estimation de la biomasse aérienne et du volume des tiges à partir d'images de drones.

Conflit d'intérêts : Les auteurs n'ont signalé aucun conflit d'intérêts.

Disponibilité des données : Toutes les données sont incluses dans le contenu de l'article.

Déclaration de financement : Ce travail a bénéficié d'une aide de l'Etat gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre du Labex DRIIHM, programme « Investissements d'avenir » portant la référence ANR-11-LABX-0010.

References:

1. Agisoft LLC., 2014. Tutorial beginner level: Orthomosaic and DEM Generation with Agisoft PhotoScan Pro 1.3 with Ground Controls Points. 14 p
2. Agisoft LLC., 2018. *Agisoft PhotoScan User Manual. Edition:* Agisoft LLC. 121p
3. Akpo, L. E., Grouzis, M., & Ba, A. T., 1995. L'arbre et l'herbe au Sahel : effets de l'arbre sur la composition chimique des pâturages naturels du Nord-Sénégal Afrique de l'Ouest. *Revue Med. Vet*, *146*10, 663-670.
4. Bergseng, E., Ørka, H. O., Næsset, E., & Gobakken, T., 2015. Assessing forest inventory information obtained from different inventory approaches and remote sensing data sources. *Annals of forest science*, *72*1, 33-45.
5. Berhaut, J., 1967. Flora of Senegal. *Flora of Senegal.* 2nd ed Clairafrique : Dakar, 485 p
6. Birdal, A.C.; Avdan, U.; Türk, T., 2017. Estimating tree heights with images from an unmanned aerial vehicle. Geomat. Nat. Hazards Risk . 8:2, 1144-1156, DOI: 10.1080/19475705.2017.130060

7. *Blanchard E., Birnbaum P., Ibanez T., Boutreux T., Antin C., Ploton P., 2016. Contrasted allometries between stem diameter, crown area, and tree height in five tropical biogeographic areas. Trees - Structure and Function, 30 6, 1953-1968. https://doi.org/10.1007/s00468-016- 1424-3*
8. *Bourgoin C., Betbeder J., Couteron P., Blanc L., Le Roux R., Cornu G., 2020. UAV-based canopy textures assess degraded structures in human-modified Amazonian forest. Ecological Indicators. 1-29. in press*
9. *Bradbury, R. B., Hill, R. A., Mason, D. C., Hinsley, S. A., Wilson, J. D., Balzter, H., Bellamy, P. E., 2005. Modelling relationships between birds and vegetation structure using airborne LiDAR data: A review 4 with case studies from agricultural and woodland environments. IBIS, 147, 443–452. https://doi.org/10.1111/j.1474-919x.2005. 00438.x*
10. Brundtland, G. H., 1987. Our common future—Call for action. *Environmental Conservation*, *14*4, 291-294.
11. Campbell, G., Phinn, S. R., Dekker, A. G., And Brando, V. E., 2011. Remote sensing of water quality in an Australian tropical freshwater impoundment using matrix inversion and MERIS images, *Remote Sensing of Environment,* 115 9, 2402-2414.
12. Clark D. B., Castro C. S., Alvarado L. D. A., Read J. M., 2004a. Quantifying mortality of tropical rain forest trees using high-spatial resolution satellite data. Ecology Letters, 7 1, 52-59. https://doi.org/10.1046/j.1461-0248.2003.00547.x
13. Dandois J.P. & Ellis E.C., 2013. High spatial resolution three-dimensional mapping of vegetation spectral dynamics using computer vision. Remote Sens, Environ.,136, 259–276.
14. Dandois, J. P., Olano, M., & Ellis, E. C., 2015. Optimal altitude, overlap, and weather conditions for computer vision UAV estimates of forest structure. *Remote Sensing*, *7*10, 13895-13920.
15. Diallo A., Faye M. N. et Guissé., 2011. Structure des peuplements ligneux dans les plantations d'*Acacia senegal* L. Wild dans la zone de Dahra Ferlo, Sénégal. *Rev. Ecol*., 66, 415-427.
16. *Foli E. G., Alder D., Miller H. G., Swaine M. D., 2003. Modelling growing space requirements for some tropical forest tree species. Forest Ecology and Management, 173, 79-88. https://doi.org/10.1016/s0378-11270100815-5*
17. Fraser, B. T. and Congalton, R. G., 2018. Issues in Unmanned Aerial Systems UAS data collection of complex forest environments. *Remote Sensing*, 106, 908.

18. Gonçalves, J. A., & Henriques, R., 2015. UAV photogrammetry for topographic monitoring of coastal areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *104*, 101-111.
19. *Goodman R. C., Phillips O. L., Baker T. R., 2014. The importance of crown dimensions to improve tropical tree biomass estimates. Ecological Applications, 24 4, 680-698. https://doi.org/10.1890/13-0070.1*
20. Huang, X., Ziniti, B., Torbick, N., and Ducey, M. J., 2018b. Assessment of forest above ground biomass estimation using multi-temporal C-band Sentinel-1 and Polarimetric L-band PALSAR-2 data. *Remote Sensing*, 10, 9, 1424, 1-15.
21. Iizuka, K., Yonehara, T., Itoh, M., and Kosugi, Y., 2018. Estimating Tree Height and Diameter at Breast Height DBH from Digital surface models and orthophotos obtained with an unmanned aerial system for a Japanese Cypress Chamaecyparis obtusa Forest. *Remote Sensing*, 10, n°1, 13, 14p.
22. Johansen, K., Raharjo, T., McCabe, M.F., 2018. Using multispectral UAV imagery to extract tree crop structural properties and assess pruning effects. Remote Sens, 8, n°1, 50. doi.org/10.3390/rs8010050
23. *Jucker T., Caspersen J., Chave J., Antin C., Barbier N., Bongers F., 2017. Allometric equations for integrating remote sensing imagery into forest monitoring programmes. Global Change Biology, 23 1, 177-190. https://doi.org/10.1111/gcb.13388*
24. Ke, Y. and Quackenbush, L. J., 2011. A review of methods for automatic individual tree-crown detection and delineation from passive remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 3217, 4725–4747.
25. La, H.P., Eo, Y.D., Chang, A., Kim, C., 2015 Extraction of individual tree crown using hyperspectral image and LiDAR data. KSCE J. Civ. Eng, 19, 1078–1087. [CrossRef]
26. Leclère, L., & Tech, G. A. B., 2018. Apport de la télédétection aérienne à très haute résolution pour la caractérisation qualitative et quantitative de la ressource forestière : Application à un massif forestier feuillus en Ardenne belge. Université Liéges, Gembloux Agrobiotech, Master, 96 p.
27. Lei, X., Peng, C., Wang, H., & Zhou, X., 2009. Individual height–diameter models for young black spruce Picea mariana and jack pine Pinus banksiana plantations in New Brunswick, Canada. *The Forestry Chronicle*, *85*1, 43-56.
28. Lim, Y.S.; La, P.H.; Park, J.S.; Lee, M.H.; Pyeon, M.W.; Kim, J.I., 2015. Calculation of Tree Height and Canopy Crown from Drone

Images Using Segmentation. J. Korean Soc. Surv. Geod. Photogramm. Cartogr. 33, 605–614. [CrossRef]
29. Lintz, J., and Simonett, D. S., 1976, Sensors for spacecraft. *rse*, *Remote Sensing of Environment,* Addison-Wesley, Reading, MA, 323-343
30. Lisein J, Pierrot-Deseilligny M, Bonnet S, Lejeune P., 2013. A photogrammetric workflow for the creation of a forest canopy height model from small unmanned aerial system imagery. Forests 4, 922-944. http://dx.doi.org/10.3390/ f4040922.
31. Mercklé Pierre, « Corrélation », *in* Paugam Serge dir., *Les 100 mots de la sociologie*, Paris, Presses universitaires de France, coll. « Que Sais-Je ? », pp. 30-31.
32. Messinger, M., Asner, G. P., & Silman, M., 2016. Rapid assessments of Amazon forest structure and biomass using small unmanned aerial systems. *Remote Sensing*, *8*8, 615.
33. Michez A., Henrotay F. & Claessens H., 2014. Exploitation des données aéroportées LiDAR et drone dans le cadre des programmes d'actions sur les rivières par une approche intégrée et sectorisée Rapport final IMAGEAU. 42
34. Mohan, M., Silva, C. A., Klauberg, C., Jat, P., Catts, G., Cardil, A., Hudak, A. T., and Dia, M., 2017. Individual tree detection from unmanned aerial vehicle UAV derived canopy height model in an open canopy mixed conifer forest. *Forests*, 89, 1–17.
35. Navarro, J. A., Algeet, N., Fernández-Landa, A., Esteban, J., Rodríguez- Noriega, P., and Guillén-Climent, M. L., 2019. Integration of UAV, Sentinel-1, and Sentinel-2 data for mangrove plantation aboveground biomass monitoring in Senegal. *Remote Sensing*, 111, 1–23.
36. Ndiaye, O., 2013. *Caractéristiques des sols, de la flore et de la végétation du Ferlo, Sénégal* Doctoral dissertation, Thèse de doctorat unique en biologie végétale, option écologie, FST, UCAD, 114.
37. Ota T., Ogawa M., Shimizu K., Kajisa T., Mizoue N., Yoshida S., 2015. Aboveground biomass estimation using structure from motion approach with aerial photographs in a seasonal tropical forest. Forests, 6, 3882-3898. https://doi.org/10.3390/f6113882
38. Panagiotidis, D., Abdollahnejad, A., Surový, P., and Chiteculo, V., 2017. Determining tree height and crown diameter from high-resolution UAV imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 388-10, 2392–2410.
39. Patrick, A. and Li, C., 2017. High throughput phenotyping of blueberry bush morphological traits using unmanned aerial systems. Remote Sens., 9, n°12, 1250, 1-18. doi.org/10.3390/rs9121250

40. Payer, D. C., & Harrison, D. J., 2003. Influence of forest structure on habitat use by American marten in an industrial forest. *Forest ecology and Management*, *179*1-3, 145-156.
41. *Ploton P., Barbier N., Momo S. T., Réjou-Méchain M., Boyemba B. F., Chuyong G., 2016. Closing a gap in tropical forest biomass estimation: Taking crown mass variation into account in pantropical allometries. Biogeosciences, 13 5, 1571-1585. https://doi. org/10.5194/bg-13-1571-2016*
42. Pouliot, D. A., King, D. J., & Pitt, D. G., 2005. Development and evaluation of an automated tree detection delineation algorithm for monitoring regenerating coniferous forests. *Canadian Journal of Forest Research*, *35*1, 2332-2345.
43. Puttock, A. K., Cunliffe, A. M., Anderson, K., & Brazier, R. E., 2015. Aerial photography collected with a multirotor drone reveals impact of Eurasian beaver reintroduction on ecosystem structure. *Journal of Unmanned Vehicle Systems*, *3*3, 123-130.
44. Read J. M., Clark D. B., Venticinque E. M., Moreira M. P., 2003. Application of merged 1-m and 4-m resolution satellite data to research and management in tropical forests. Journal of Applied Ecology, 40, 592-600. https://doi.org/10.1046/j.1365-2664.2003.00814.x
45. Sadhasivam, N., Dineshkumar, C., Rahaman, S. A., & Bhardwaj, A., 2019., Estimation of Forest Tree Heights and Crown Diameter Using High Resolution Images from UAV: A Case Study of Kalesar, Haryana. In *International Conference on Unmanned Aerial System in Geomatics.* Springer, Cham, 253-263
46. Shin, P., Sankey, T., Moore, M., Thode, A., 2018. Evaluating Unmanned Aerial Vehicle Images for Estimating Forest Canopy Fuels in a Ponderosa Pine Stand. Remote Sens., 10, n°8, 1266. doi.org/10.3390/rs10081266
47. Silva, C.A.; Crookston, N.L.; Hudak, A.T.; Vierling, L.A., 2015 An R Package for Reading, Processing and Visualizing LiDAR Light Detection and Ranging Data, Version 0.1, 24p. Available online: http://cran.rproject.org/web/packages/rLiDAR/index.html
48. Sprinz, P. T., & Burkhart, H. E., 1987. Relationships between tree crown, stem, and stand characteristics in unthinned loblolly pine plantations. *Canadian Journal of Forest Research*, *17*6, 534-538.
49. Tang, L., & Shao, G., 2015. Drone remote sensing for forestry research and practices. *Journal of Forestry Research*, *26*4, 791-797.
50. Thibaut, Q., 2019. Structure d'une forêt claire de type miombo par imageries drone et satellitaire. Travail de fin d'études, Université Gembloux Agro-Bio Tech (GxABT), 70p.

51. Tu, Y. H., Johansen, K., Phinn, S., and Robson, A., 2019. Measuring canopy structure and condition using multi-spectral UAS imagery in a horticultural environment. *Remote Sensing*, 113, 15–17.
52. Vauhkonen, J.; Korpela, I.; Maltamo, M.; Tokola, T., 2010. Imputation of single-tree attributes using airborne laser scanning-based height, intensity, and alpha shape metrics. Remote Sens. Environ. 114, 1263–1276. [CrossRef]
53. Wallace, L., Lucieer, A., Malenovský, Z., Turner, D. and Vopěnka, P., 2016. Assessment of forest structure using two UAV techniques: A comparison of airborne laser scanning and structure from motion SfM point clouds. Forests, 73, 62. doi.org/10.3390/f7030062
54. White, J.C., Stepper, C., Tompalski, P., Coops, N.C., & Wulder, M.A., 2015. Comparing ALS and image-based point cloud metrics and modelled forest inventory attributes in a complex coastal forest environment. *Forests*, 6 10, 3704–3732.
55. Wulder, M.A.; Dechka, J.A.; Gillis, M.A.; Luther, J.E.; Hall, R.J.; Beaudoin, A.; Franklin, S.E., 2003. Operational mapping of the land cover of the forested area of Canada with Landsat data: EOSD land cover program. For. Chron. 79, 1075–1083. [CrossRef]
56. Zarco-Tejada, P. J., Diaz-Varela, R., Angileri, V., and Loudjani, P., 2014. Tree height quantification using very high resolution imagery acquired from an unmanned aerial vehicle UAV and automatic 3D photo-reconstruction methods. European Journal of Agronomy, 55, 89–99.