

Estimation du rendement agricole via imagerie drones et scanner laser terrestre : cas des agrumes

■ Mohammed HMIMOU

La prévision du rendement est à la fois un défi et un outil stratégique d'aide à la décision pour les gouvernements et les exportateurs de produits agricoles, car elle leur permet de mieux gérer les risques de pénurie et de planifier la chaîne logistique. Dans la filière agrumicole, la vente au verger est largement pratiquée, ce qui nécessite une estimation de la production sur pieds de l'arbre. La méthode conventionnelle basée sur l'échantillonnage est toujours appliquée, et le succès de cette méthode dépend principalement de l'expérience de "l'agent estimateur". Notre étude vise à estimer le rendement des agrumes en utilisant de l'imagerie drone (UAV, Unmanned Aerial Vehicle) et le LiDAR terrestre (TLS, Terrestrial Laser Scanning). Notre méthodologie repose sur cinq étapes : (1) acquisition de données par UAV et TLS (2) prétraitement de données pour générer un nuage de points à partir de TLS et un Modèle Numérique de Surface (MNS) d'arbres à partir d'images UAV (3) extraction d'agrumes à l'aide d'un processus de vision par ordinateur que nous avons implémenté qui permet d'extraire des points correspondant aux fruits d'agrumes du nuage de points de l'arbre entier et de modéliser géométriquement en 3D les fruits individuels (4) estimation du rendement de l'arbre et distribution statistique de la taille des fruits en liant statistiquement les propriétés géométriques obtenues du nuage de points au poids du fruit (5) estimation du rendement total du verger sur la base d'un modèle de régression liant les caractéristiques géométriques dérivées du MNS du verger et du rendement estimé par arbre via TLS. Nous avons réalisé plusieurs missions pour collecter les données par drones et TLS dans des vergers d'agrumes de différentes variétés en testant plusieurs paramètres d'acquisition de données (hauteur de vol, recouvrement des images, type de missions de vol). L'exactitude des résultats de l'estimation du rendement varie de 65 % à 94 %, principalement en fonction du stade phénologique auquel nous avons collecté les données. L'approche proposée démontre son fort potentiel d'estimation précoce de la production d'agrumes et la possibilité de son extension à d'autres arbres fruitiers.

MOTS-CLÉS

Agrumes, drones, estimation du rendement, LiDAR terrestre, MNS, modélisation 3D, nuage de points.

L'agriculture se modernise et s'améliore constamment, parallèlement à l'évolution des technologies géospatiales, de plus en plus utilisées dans ce secteur en amont, pour planifier les campagnes agricoles et surveiller l'état de santé des cultures au cours de sa croissance, et en aval, via l'estimation du rendement. L'estimation du rendement avant récolte est un outil important pour les agriculteurs, les stations d'emballage et les exportateurs, car elle leur permet de planifier la chaîne logistique, d'établir une bonne planification financière et de gérer les risques. Cela est particulièrement utile lors de la phase de commercialisation, en particulier pour l'arboriculture, lorsque la vente au verger est pratiquée.

Les études axées sur l'utilisation des technologies géospatiales, UAV et TLS, ont concerné deux types de cultures : les arbres fruitiers et les grandes cultures. Les expériences entreprises [1]-[9] vont de l'extraction automatique de la couronne des arbres, à la surveillance de l'état de santé des plantes, l'estimation de leurs paramètres physiologiques (notamment la hauteur et le volume des couronnes), jusqu'à l'estimation du rendement. Dans le cas des cultures annuelles, la majorité des études telles que [1] et [2] s'intéressaient à l'estimation du rendement par le biais d'une corrélation avec la hauteur de la plante. Cette dernière est calculée à partir du nuage de points issu du TLS ou dérivé des images UAV. Dans l'étude [3], les auteurs ont appliqué une approche de classification basée pixels sur des images acquises par UAV pour détecter et compter automatiquement les tomates dans une perspective d'estimer le rendement.

Concernant les recherches qui se sont axées sur l'étude des arbres fruitiers, elles se sont concentrées sur deux

Introduction

La population mondiale est en croissance, ce qui augmente la demande sur les produits agricoles. Un fait qui met la pression sur le secteur agricole conventionnel et nécessite des méthodes de gestion améliorées. Depuis les années 1990, des méthodes basées sur les données pour améliorer les rendements ont vu le jour et peuvent être résumées

comme étant l'agriculture de précision (AP). La Chambre des représentants des États-Unis a présenté l'une des premières définitions de AP comme "un système agricole intégré basé sur l'information qui vise à accroître l'efficacité, la productivité et la rentabilité à long terme tout en minimisant les impacts non intentionnels sur l'environnement" [1].



niveaux de détail : l'arbre et le fruit. À l'échelle de l'arbre, les études, comme dans le cas [4] - [6], visaient à estimer des paramètres géométriques, entre autres la hauteur de l'arbre, ainsi que le volume et la superficie de la couronne, à l'aide des données TLS ou UAV. Pour le cas de l'étude [7], les auteurs étaient également intéressés par l'estimation de ces paramètres physiologiques. Mais en intégrant l'indice de végétation NDVI, ils ont trouvé des corrélations avec le rendement des pommiers allant de 40 à 96 %.

Les études [8] et [9] se sont intéressées à développer des approches basées sur le traitement numérique des images pour l'extraction et le comptage automatiques des fruits d'agrumes. Au niveau de ces deux études, les méthodologies proposées ont été testées sur des images RVB terrestres qui sont au nombre de 83 images d'arbres au niveau de la première étude et de 84 images prises pour 21 arbres d'agrumes (soient 4 images prises des différents côtés pour chaque arbre) au niveau de la deuxième étude.

Les deux études reportent que les conditions d'ensoleillement ont un grand effet sur les images et par conséquent sur leur traitement. De forts rayonnements solaires causent une saturation de la couleur des fruits, alors qu'un faible ensoleillement crée des zones d'ombre. Pour réduire l'effet de l'ombre, les auteurs de l'étude [8] ont converti les images RVB dans l'espace $L^*a^*b^*$, augmenté la luminosité de l'image avant de reconvertir l'image dans l'espace RVB. Pour [9], les images ont été acquises dans un jour partiellement nuageux afin de garantir la diffusion des rayons solaires et réduire les effets des conditions d'ensoleillement.

Après l'étape de réduction de l'ombre, l'approche développée par [8] propose une segmentation par l'algorithme k-means. Pour [9], l'arrière-plan est soustrait de l'image d'entrée. Ensuite, l'image est convertie dans l'espace HSV. Par la suite un seuillage est appliqué pour détecter la couleur orange. Enfin, les bruits sont supprimés et la segmentation et le comptage sont réalisés.

Les résultats obtenus par les deux approches sont prometteurs. La méthodologie proposée par [8] a atteint une exactitude de comptage de 91 % par rapport aux données de comptage sur terrain. Pour celle proposée par [9], le comptage par l'approche automatique et le comptage par la vision humaine sur les images d'entrée s'alignent à 93 % près.

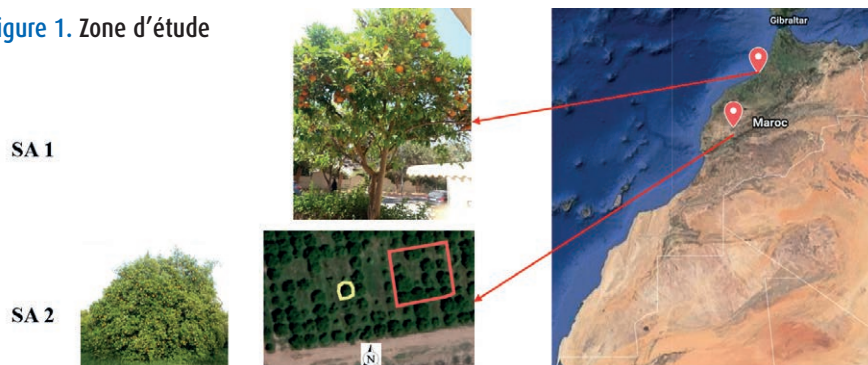
Suite à ce travail de *benchmarking*, l'état de l'art d'utilisation des technologies géospatiales, notamment le drone et le TLS, est présenté et ouvre ainsi de nouvelles pistes de recherche non encore abordées. Dans ce sens, notre travail de recherche propose une méthodologie basée à la fois sur les données issues du drone et du TLS, à l'échelle du fruit et de l'arbre dans un but d'estimer la production des agrumes.

Dans ce qui suit, nous exposons d'abord la zone d'étude. Deuxièmement, les caractéristiques du matériel et des logiciels déployés sont exposées. Dans la quatrième section, la méthodologie proposée avec une description détaillée de ses différentes étapes est présentée. Dans la dernière partie, les résultats obtenus sont présentés et discutés.

Zone d'étude

Notre étude a concerné deux sites d'expérimentation. L'un est situé dans la préfecture de Témara (à 15 km de Rabat) et l'autre à Marrakech. La localisation des deux zones d'étude, SA1 et SA2, est présentée sur la Figure 1. Au niveau de SA1, les données ont été recueillies sur des arbres de la variété *Citrus aurantium*. Alors que dans SA2, la variété étudiée était *Citrus sinensis*.

Figure 1. Zone d'étude



Matériel et logiciels déployés

Pendant la phase de collecte des données, nous avons utilisé le TLS Trimble TX6 qui fait partie de la famille des LiDAR à temps de vol. Ce dernier se caractérise par un champ de vision panoramique de 360° (dans le plan horizontal) x 317° (dans le plan vertical) et est équipé d'une caméra RVB panoramique ayant une résolution de 10 mégapixels. Son émetteur laser émet un faisceau dans le domaine du proche infrarouge (favorable pour balayer une scène agricole), et a une erreur de mesure de distance inférieure à 2 mm pour des distances comprises entre 1.5 m et 100 m, une portée de 60 cm à 80 m et une vitesse de balayage de 500 000 points par seconde. Pour la manipulation des nuages de points, nous avons utilisé le logiciel Trimble RealWorks.

Nous avons également fait usage de deux types de drones : un drone à voilure fixe et un quadricoptère. Pour la catégorie à voilure fixe, nous avons utilisé le drone *eBee de Sensefly* embarquant la caméra RVB (*WX RGB*). Cette dernière a une résolution de 18.2 mégapixels équivalente à une empreinte au sol (GSD ou *Ground Sampling Distance*) de 2 cm à 70 m de hauteur. Concernant le quadricoptère Inspire1 RAW de DJI, il a également été utilisé avec une caméra RVB de type Zenmuse X5R ayant une résolution de 16 mégapixels permettant un GSD de 4 mm à 10 m de hauteur, avec un degré de liberté de +30° à -90° (dans le plan vertical) et 320° (dans le plan horizontal). Ce drone peut être contrôlé en mode manuel ou automatique. Le contrôle manuel est effectué via l'application mobile DJI GO. En ce qui concerne le



pilotage automatique, deux applications ont été testées : Pix4DCapture et PrecisionFlight.

Pour le levé des points de contrôle (GCP ou *Ground Control Point*), le récepteur Spectra Precision EPOCH 50 GNSS a été utilisé. Il permet, en mode de positionnement RTK, une précision de 10 mm + 1 ppm horizontalement et de 20 mm + 1 ppm verticalement.

Nous avons également utilisé l'environnement MATLAB 2017b pour développer des algorithmes de segmentation des nuages de points et de rehaussement des images du TLS, ainsi que 3DReshaper pour le *clustering* et la modélisation 3D du nuage de points.

Méthodologie proposée

■ Méthodologie générale

La méthodologie que nous proposons (*Figure 2*) fait usage de deux types de données : les images acquises par drones et les données collectées par TLS. Les images drones sont utilisées pour dériver le MNS suite à un alignement photogrammétrique des images. Pour les données du TLS, les stations de balayage sont consolidées par l'intermédiaire des cibles sphériques.

Nous procédons aussi au rehaussement des images RVB et d'intensité acquises par la caméra du TLS. Les images rehaussées sont ensuite utilisées pour texturer le nuage de points. Par la suite, nous extrayons les fruits à partir du nuage de points texturé par application d'une segmentation basée-couleur, via un algorithme que nous avons implémenté dans l'environnement MATLAB. Nous appliquons ensuite un *clustering* au nuage de points résultant, afin de regrouper les points en fruits individuels. Ces fruits individuels sont modélisés géométriquement dans un espace 3D par des sphères. Les coordonnées 3D du centre et le rayon des sphères modélisées sont calculées par la méthode des moindres carrés. Nous appliquons des tests de conformité de taille et de redondance à ces propriétés pour filtrer les bruits. Ensuite, ces propriétés sont utilisées pour générer un distribution de la taille des fruits et pour estimer le rendement par arbre, via un modèle de régression qui lie le diamètre du fruit à son poids. Pour pouvoir estimer le rendement à l'échelle d'un verger, le volume de la couronne de l'arbre, dérivé du MNS, est corrélé avec l'estimation du rendement par arbre basée

sur les données du TLS, afin d'établir un modèle de régression qui prédit la production d'un arbre à partir du volume de sa couronne. Enfin, pour valider les résultats de notre approche, nous comparons l'estimation de la production par la méthodologie proposée aux données de cueillette manuelle. Dans la section suivante, nous suivons le schéma de la *figure 2*, afin d'explicitier les différentes étapes de la méthodologie.

■ Méthodologie détaillée

Acquisition des données

a - Plateforme UAV

La technologie drone offre une flexibilité dans l'acquisition de données grâce aux différentes possibilités de paramétrage de missions de vol (hauteur de vol, recouvrement d'images, inclinaison de la caméra). Dans cette étude, nous avons testé deux types de drones : eBee de Sensefly et Inspire 1 RAW de DJI. Ce dernier a plus de souplesse du point de vue déploiement sur le terrain grâce à son décollage et son atterrissage verticaux. Cependant, son autonomie est réduite par rapport à eBee.

Nous avons effectué plusieurs missions avec des paramètres différents, tels que résumés sur le *tableau 1*. Les zones d'étude sont des vergers à topographie plate où les arbres d'agrumes sont organisés en lignes à espacement régulier. Dans ce type de scène, où les détails présentent des similitudes, il est recommandé de voler à la plus haute altitude possible et d'assurer un recouvrement d'au moins 85 % en longitudinal et 70 % en latéral. De plus, le mode de vol en grille est recommandé pour la reconstruction du modèle 3D [10].

	eBee	Inspire 1 RAW
Durée du vol (min)	20-27	5-7
Hauteur du vol (m)	49-105	10-25
Recouvrement Longitudinal (%)	70	70-90
Recouvrement Latéral (%)	80	70-90
Inclinaison Caméra (°)	90	20, 75 and 90

Tableau 1. Paramètres des missions de vol par UAV

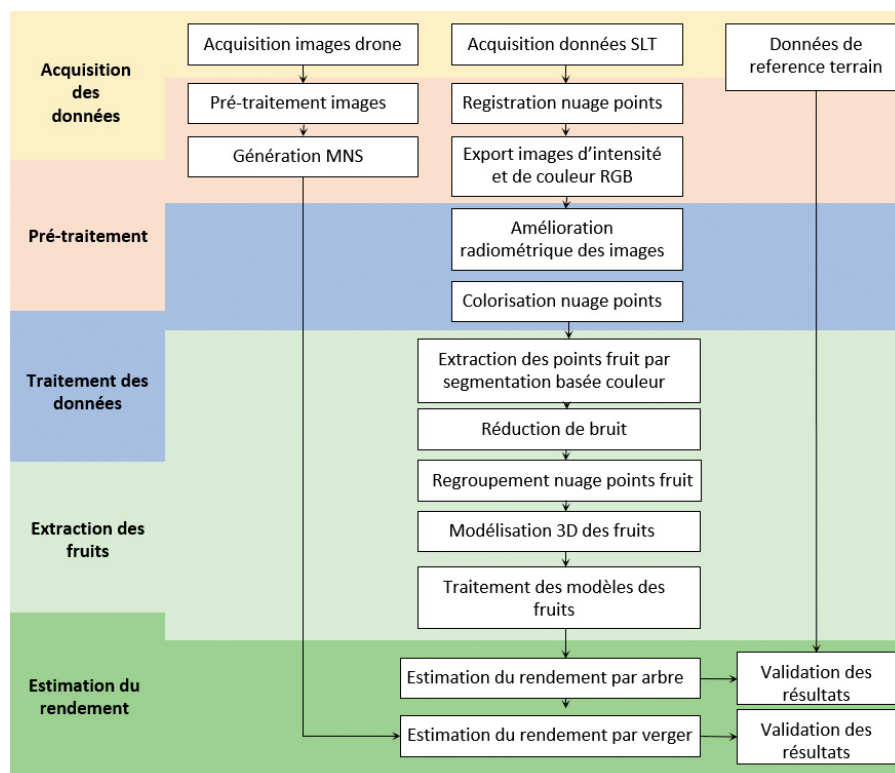


Figure 2. Processus général de la méthodologie

b - Plateforme TLS

Grâce à son champ de vision panoramique, le TLS permet d'acquérir des nuages de points suffisamment denses. Pour assurer que la scène soit systématiquement balayée, une planification préalable doit avoir lieu. C'est pourquoi, avant de commencer le levé, nous effectuons une reconnaissance sur le terrain, afin de dresser un croquis des positions approximatives des stations de balayage. À chaque station de balayage, nous vérifions la visibilité des cibles utilisées pour la consolidation entre les différentes stations.

Pour assurer la qualité des images RVB acquises par la caméra interne au TLS, le sens de déplacement des stations de numérisation est choisi en fonction de la position du soleil et de l'orientation de son déplacement pendant la journée. Lors de l'acquisition des données, nous avons effectué cinq missions de balayage par TLS. Les caractéristiques de ces missions sont résumées sur le tableau 2.

Nombre de stations	9 – 52
Taille des données	3.7 – 21.6 Go
Durée	7 min / station
Résolution	11 mm @ 30 m

Tableau 2. Paramètres des missions de balayage par TLS

c - Données de validation

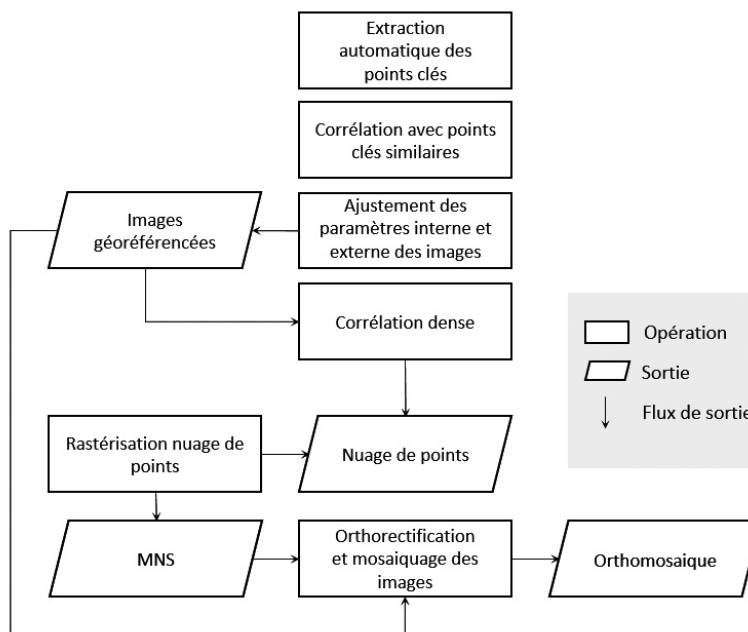
Les données de validation sont le résultat de la récolte manuelle et de la pesée de la production des arbres. Pour certains jeux de données, l'information disponible était la production, tandis que pour d'autres, c'était le nombre de fruits par arbre.

Prétraitement des données

a - Images UAV

L'objectif derrière cette étape est de générer le MNS à partir des images acquises par drone.

Le processus de prétraitement peut être divisé en trois phases : (1) le traitement initial, (2) la densification du nuage de points et (3) la génération du MNS (Figure 3). La phase de traitement initiale consiste à rétablir la position et l'orientation de chaque image telle qu'elle a été au moment de la prise de vues (Figure 4 (a)). À cette phase, un nuage de points de très faible densité est généré.



Ensuite, ce nuage de points est densifié au stade de densification du nuage de points (Figure 4 (b)). À la dernière étape, le nuage de points densifié est transformé en un format raster pour former un MNS (Figure 4 (c)).

Nous avons expérimenté deux logiciels de traitement : Pix4DMapper et PrecisionMapper. Dans PrecisionMapper, la configuration est limitée à l'importation des images alors que dans Pix4DMapper, le paramétrage est ouvert à l'utilisateur au cas où la qualité des produits n'est pas satisfaisante suite à l'utilisation des paramètres par défaut.

b - Données TLS

Le prétraitement des données TLS comprend deux étapes : la décompression et la consolidation du nuage de points. Le micrologiciel du TLS utilisé (Trimble TX6) stocke les nuages de points et les images RVB acquis sur le support de stockage (clé USB) dans un format compressé. Avant toute manipulation du nuage de points, le logiciel Trimble RealWorks le décompresse. Sur ce même logiciel, l'opération de consolidation entre les stations est automatisée via l'extraction automatique des cibles. Cependant, une validation manuelle des résultats de consolidation reste à effectuer.

Traitement des données

Le TLS fournit, en plus du nuage de points, des images RVB et d'intensité. Le but de cette étape est de rehausser ces

Figure 3. Processus de prétraitement des images UAV

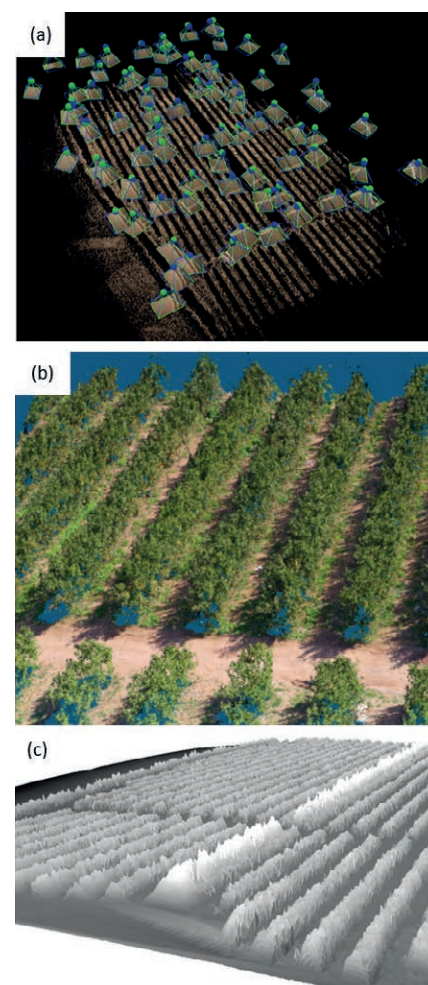


Figure 4. Les produits intermédiaires des étapes de prétraitement des images UAV : (a) traitement initial, (b) densification du nuage de points, and (c) génération du MNS

images avant de les utiliser pour texturer le nuage de points. Pour cela, nous appliquons les opérations suivantes : (1) amélioration du contraste des images d'intensité, (2) rehaussement des images RVB et (3) texturation du nuage de points par des images RVB rehaussées. La Figure 5 montre la chaîne de traitement implémentée. Pour l'étape 2, nous proposons deux chaînes de traitement. L'utilisation de l'une ou l'autre dépend de la qualité de l'image RVB à traiter.

Les valeurs radiométriques des images d'intensité brutes du TLS sont comprises dans une plage de valeurs étroite (Figure 6). Pour pouvoir bénéficier de la richesse de ces valeurs, une opération de rehaussement du contraste est donc nécessaire. Au cours de cette opération, nous appliquons une fonction sigmoïde à l'image d'entrée, de sorte que les pixels sombres s'assombrissent et que les pixels clairs deviennent plus clairs. La formule de la fonction est donnée par :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-g(x)}}$$

où $g(x)$ est l'image en entrée et $f(x)$ est l'image en sortie.

Nous procédons ensuite à une combinaison pondérée des bandes de l'image RVB avec la bande d'image d'intensité rehaussée pour obtenir en sortie une image RVB rehaussée. Cette image est celle qui sera utilisée pour texturer le nuage de points.

Pour le cas des images RVB normales, cette combinaison est directe. Cependant, dans le cas où la caméra du TLS se trouve en face du rayonne-

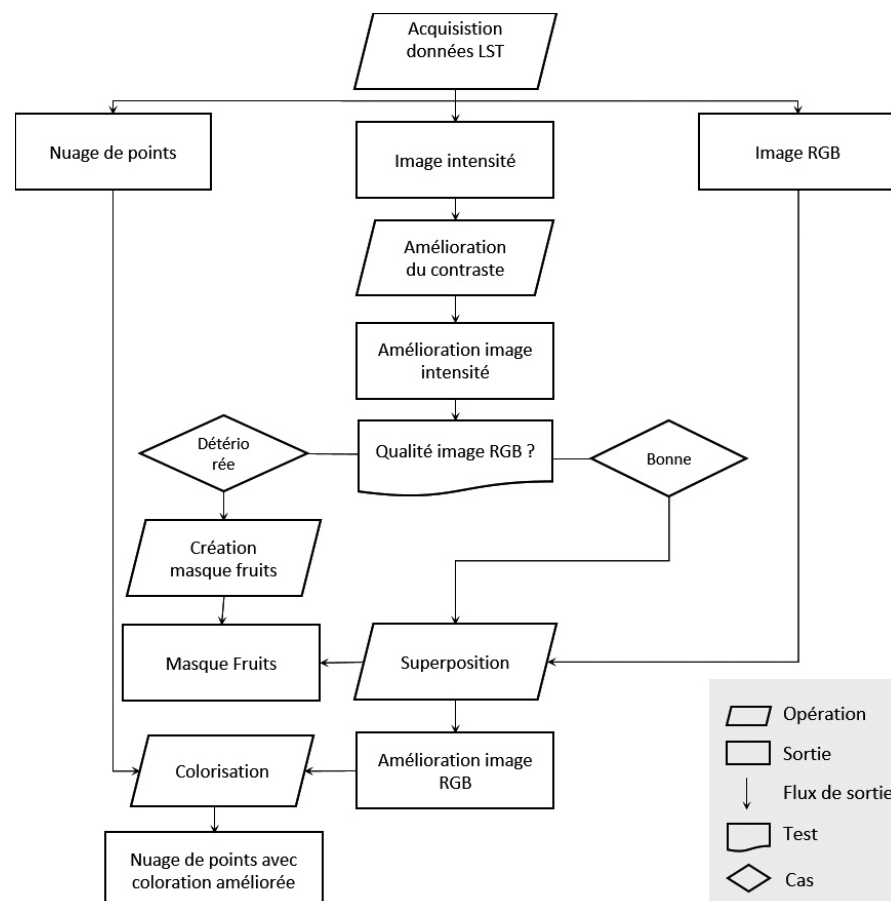


Figure 5. Processus de traitement des données TLS

ment solaire, l'image capturée devient saturée (Figure 7 (b)).

Pour pouvoir l'exploiter dans le reste de la chaîne de traitement, nous avons implémenté un processus de vision par ordinateur sur MATLAB 2017b (Figure 8).

Sur l'image d'intensité rehaussée, nous appliquons un gradient. Ce dernier est une combinaison de deux filtres, l'un horizontal et l'autre vertical. Le filtre

que nous avons choisi est "Sobel", qui est un filtre passe-haut. Le résultat est une image du gradient (Figure 9) à laquelle nous appliquons un seuillage pour la convertir en un masque binaire. Ensuite, nous appliquons une opération d'érosion morphologique au masque binaire. La primitive géométrique que nous utilisons comme forme d'érosion est un disque puisque les objets à détecter (agrumes) ont une morphologie

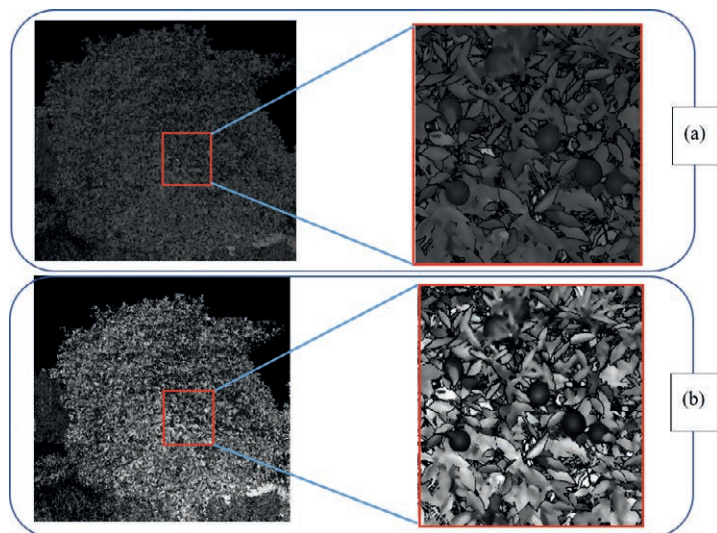


Figure 6. Exemple d'une image d'intensité du TLS d'un arbre d'agrumes : (a) avant l'application de la fonction sigmoïde, (b) après le rehaussement

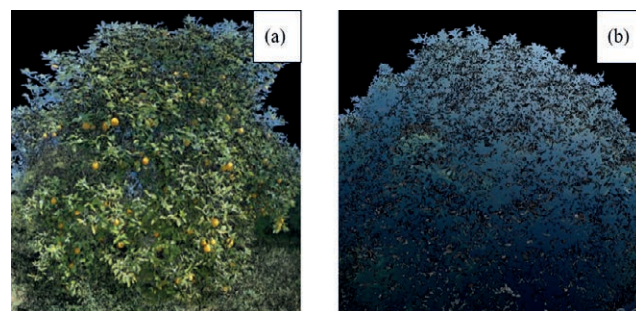


Figure 7. Exemples d'images RVB du TLS : (a) de bonne qualité, et (b) de qualité détériorée

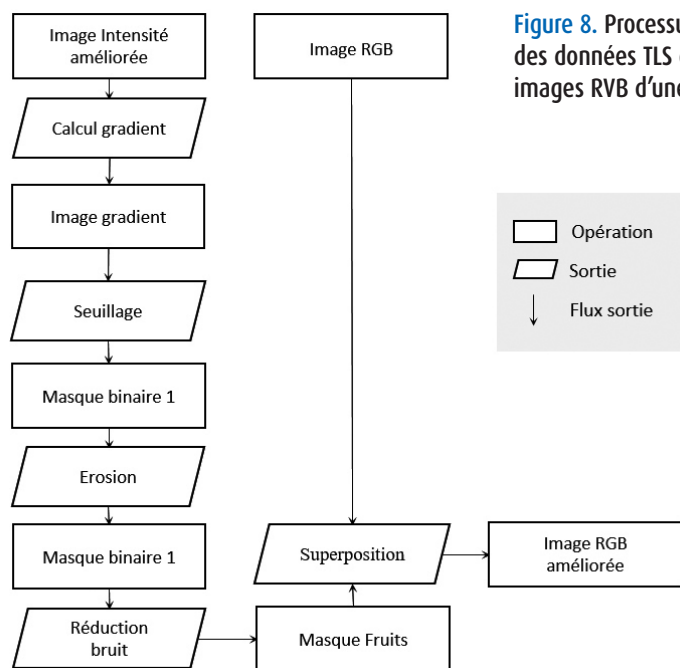


Figure 8. Processus de traitement des données TLS dans le cas des images RVB d'une mauvaise qualité

La première étape essentielle consiste à extraire les points du nuage correspondant aux fruits. Pour ce faire, nous avons implémenté un algorithme de segmentation basé-couleurs dans l'environnement MATLAB. Une description générale de l'algorithme est résumée sur la figure 12. L'algorithme permet de charger le nuage de points sous format (.las). Il transforme sa couleur de l'espace (RVB) vers l'espace (HSV). Ensuite, il applique un seuillage aux composantes (H, S et V). Enfin, le nuage de points résultant est exporté sous le même format d'entrée (.las). L'étape de modélisation 3D nécessite que chaque ensemble de points correspondant à un fruit soit considéré comme un objet isolé. Pour cela, nous appliquons un *clustering* basé sur la distance.



arrondie. Après avoir effectué plusieurs tests, nous avons fixé le rayon du disque à 3 *true*-pixels. Le produit résultant de cette opération d'érosion est un masque binaire de fruits (Figure 10). Pour filtrer le bruit résiduel après l'opération d'érosion, deux critères morphologiques sont appliqués : la surface et l'indice géométrique de solidité. En général, les bruits résiduels ont de petites surfaces et un faible indice de solidité. Ensuite, nous superposons le masque binaire à l'image RVB. L'objectif de cette opération est de texturer le nuage de points avec l'image RVB rehaussée.

Afin de pouvoir texturer le nuage de points avec des couleurs RVB naturelles, nous affectons au masque binaire résultant de l'opération de l'érosion une couleur orange en lui attribuant dans chacune des bandes rouge, verte et bleue les valeurs correspondant à l'orange.

Estimation du rendement

a - Estimation du rendement par arbre
Extraction et modélisation du nuage des fruits. Pour atteindre cet objectif, nous avons conçu et implémenté une chaîne de traitement telle que résumée dans la Figure 11.

Compte tenu de leur forme géométrique, les agrumes peuvent être modélisés par des sphères. Pour mieux approximer la courbure des fruits, les paramètres géométriques (centre et rayon) de la sphère sont déterminés selon un processus d'ajustement par les moindres carrés des différences entre la sphère et le nuage de points à modéliser.

À partir de l'étape de la modélisation 3D, deux propriétés géométriques sont retenues : les coordonnées 3D du centre et le rayon de chaque sphère. La propriété "rayon" est transformée en "diamètre" et sert à filtrer les sphères



Figure 9. Image résultante suite à l'application du gradient à une image d'intensité rehaussée

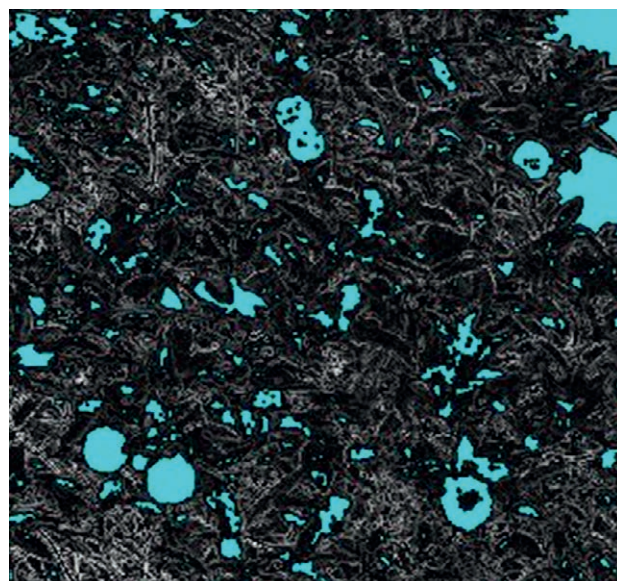


Figure 10. Image résultante de l'application de l'opérateur d'érosion

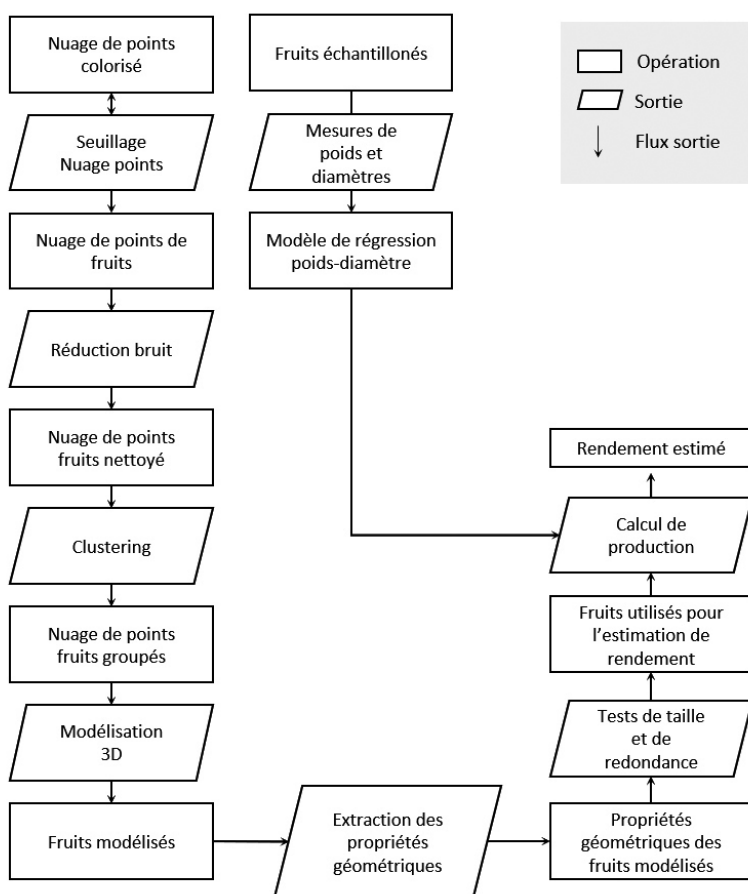


Figure 11. Processus d'estimation du rendement par arbre

ayant des diamètres sortant de l'intervalle des valeurs réelles des fruits naturels. Cette propriété est également utilisée pour générer une distribution de la taille des fruits pour chaque arbre. L'étape de modélisation utilise moins de mémoire informatique si elle est effectuée station par station.

Cependant, cette approche peut générer des redondances (c'est-à-dire qu'un fruit scanné depuis deux stations pourrait être compté deux fois). Pour remédier à cela, un test basé sur la distance 3D entre les centres des deux sphères est pris en compte. Dans la nature, les fruits adjacents ne peuvent pas se chevaucher.

Étape 1 : Importer et charger le nuage de points dans N_E

Étape 2 : Transformer la couleur de N_E de l'espace RGB à l'espace HSV

Étape 3 : Spécifier les seuils (h, s, v) sur les composantes H, S et V relatives aux fruits

Étape 4 : Si les composantes H, S et V du point $P_i(X_i, Y_i, Z_i)$ de N_E satisfont les conditions des seuils alors retenir $P_i(X_i, Y_i, Z_i)$ dans N_s

Étape 5 : Transformer la couleur de N_s de l'espace HSV à l'espace RGB

Étape 6 : Exporter N_s

Avec N_E : nuage de points d'entrée

h : le seuil à appliquer sur la composante H

s : le seuil à appliquer sur la composante S

v : le seuil à appliquer sur la composante V

$P_i(X_i, Y_i, Z_i)$: Point du nuage de points N_E de coordonnées X_i, Y_i, Z_i

N_s : nuage de points à la sortie du seuillage.

Figure 12. Pseudocode de l'algorithme implémenté sur MATLAB permettant une segmentation basée sur la couleur du nuage de points

cher. Ainsi, la distance entre les centres de deux sphères adjacentes ne doit pas être inférieure à la somme de leurs rayons. Avec cette condition, les fruits redondants sont éliminés. Autrement dit : $D \geq R_1 + R_2$ avec D est la distance euclidienne 3D entre les centres de deux nuages de fruits ; R_1 est le rayon du fruit #1 et R_2 est le rayon du fruit #2.

Estimation de la production. Pour calculer la production par arbre, nous avons établi un modèle de régression linéaire qui lie le poids des fruits à leur diamètre. Pour cela, nous avons procédé à un échantillonnage représentatif de quelques fruits et nous avons mesuré manuellement leur poids et leur diamètre.

Le modèle obtenu est présenté sur Figure 13 et son coefficient de détermination est de 97 %. Ce modèle joue le rôle de conversion : il permet de convertir la propriété géométrique diamètre du fruit en quantité physique qui est le poids du fruit.

Avec l'information "diamètre du fruit", il est aussi possible de générer une distribution du calibre des fruits par arbre, une information qui n'est accessible par le biais de la méthode conventionnelle qu'à l'étape de tri dans les stations de conditionnement.

b - Estimation du rendement à l'échelle du verger

Dans cette partie, nous procédons à l'extraction automatique des couronnes des arbres, via une segmentation basée objet à l'aide de l'approche OBIA (*Object-Based Image Analysis*) appliquée au MNS généré à partir des images UAV. Après normalisation des hauteurs par soustraction des valeurs de hauteur du terrain naturel obtenues à partir du Modèle Numérique

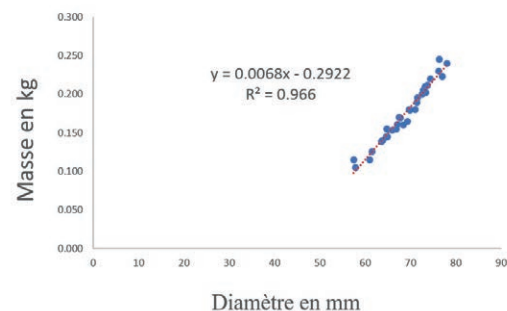


Figure 13. Le modèle de régression obtenu



du Terrain (MNT) dérivé des mêmes images UAV, nous calculons les volumes des couronnes en utilisant un module sur ArcGIS qui calcule le volume situé entre un plan de référence et une surface (Figure 14). Nous corrélons les volumes des couronnes avec la production estimée par arbre via le TLS. Le modèle de régression établi permet d'estimer le rendement d'un arbre en fonction du volume de sa couronne. Ainsi, ce modèle permet de généraliser la production à l'échelle d'un verger.

Résultats et discussion

■ Estimation du rendement

Estimation du rendement par arbre

La précision de l'estimation du rendement à l'aide des données TLS varie de 65 % à 94 % (Tableau 3).

Dans le cas de l'arbre #3, la faible précision est principalement due à l'inadéquation de la période au cours de laquelle nous avons effectué la collecte de données : pour le cas de la parcelle où se trouvait cet arbre, les fruits ont été laissés exceptionnellement sur l'arbre jusqu'à ce que l'arbre ait entamé un nouveau cycle phénologique. Nous avons effectué la mission de collecte de données après le développement d'une nouvelle poussée de feuillage, ce qui a fait que certains fruits sont partiellement ou totalement masqués. De plus, pendant cette période, les brises (les vents alternants qui caractérisent le printemps) avaient un effet négatif sur la qualité du nuage de points en raison du mouvement des feuilles lors du balayage laser.

La distribution des calibres des fruits par arbre peut être aussi générée (Figure 15). Par exemple, dans le cas de l'arbre #1, le nombre de fruits ayant un diamètre compris entre 70 et 76 mm est de 36 fruits. Il est également possible de générer une distribution de la production par calibre de fruits.

Id	Zone d'étude	Exactitude
Arbre #1	SA 1	94%
Arbre #2		93%
Arbre #3	SA 2	65%

Tableau 3. Résultats d'estimation du rendement par arbre

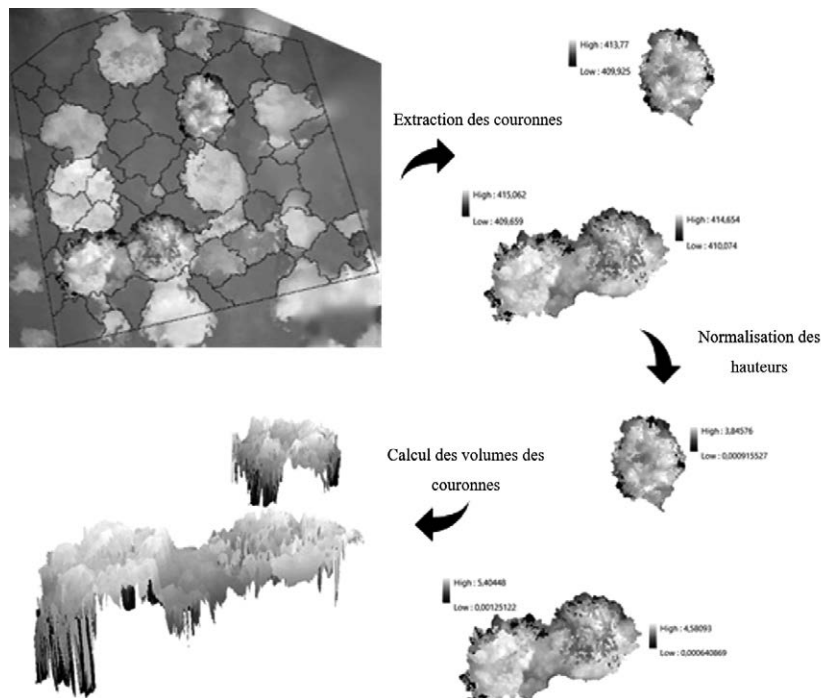


Figure 14. Processus de calcul du volume des couronnes en utilisant le MNS dérivé des images UAV.

Estimation du rendement à l'échelle du verger

Afin d'estimer le rendement à l'échelle du champ, nous avons établi un modèle de régression établissant un lien entre les volumes estimés à partir du DSM (*Digital Surface Model*) dérivés d'images d'UAV et la production estimée à partir de données TLS.

Nous avons utilisé un ensemble de données consistant en un DSM d'une parcelle de 11 arbres. Parmi ces arbres, les rendements de certains ont été estimés à partir des données TLS. Le modèle de régression établi a un coefficient de détermination $R^2 = 66\%$ et est donné par l'équation suivante :

$$\text{Rendements (kg)} = 159.9e^{(0.001 \times \text{Volume_Couronne})} \quad (3)$$

Le modèle établi a une précision relativement faible et une tendance décroissante (c'est-à-dire que plus le

volume est élevé, plus la production diminue).

La faible précision du modèle est due principalement à : (1) le nombre d'observations prises pour l'établissement du modèle est faible, et (2) le volume de l'arbre ne peut pas à lui seul expliquer le rendement de l'arbre, il est donc nécessaire d'intégrer d'autres caractéristiques liées à la santé et l'environnement de l'arbre.

Les arbres utilisés dans le test ont des couronnes de gros volumes qui interfèrent parfois dans le cas des arbres adjacents (Figure 14). Cette configuration impacte négativement la production de ces arbres à cause de la mauvaise pénétration de l'air et du soleil. D'où la tendance décroissante du modèle établi.

Afin d'assurer leur productivité à long

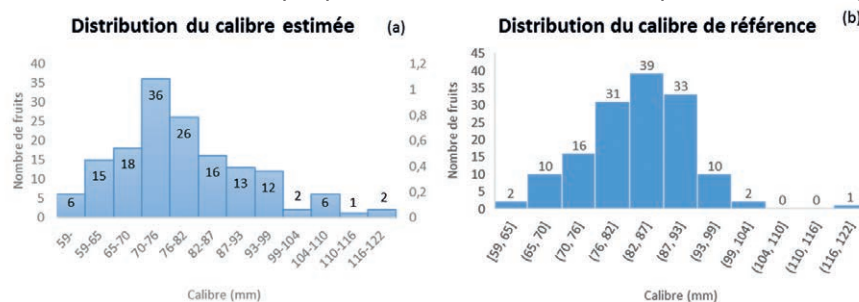


Figure 15. Comparaison de la distribution des calibres des fruits de l'arbre #1 estimée par données TLS avec la distribution de référence générée à partir des données de cueillette manuelle des fruits

terme, la taille des arbres est fortement recommandée, en coupant certaines branches gênantes, afin de permettre à l'arbre une meilleure aération et ensoleillement, éviter l'agrandissement des volumes des couronnes jusqu'à l'interférence entre les arbres adjacents et faciliter la cueillette des fruits pendant la récolte.

■ Extraction automatique des fruits

Avant d'atteindre l'étape d'estimation du rendement, les données brutes du TLS (images d'intensité, images RVB et nuage de points) passent par une chaîne de traitement dont les étapes sont résumées comme suit : (1) rehaussement de l'intensité (2) rehaussement de l'image RVB, (3) segmentation basée-couleur du nuage de points texturé, (4) *clustering* du nuage des fruits et (5) modélisation 3D de fruits.

L'objectif des étapes (1) et (2) est d'améliorer le taux de réussite de l'extraction automatique des fruits quelles que soient les conditions d'ensoleillement. Ainsi, dans le cas d'images détériorées comme sur la *Figure 7 (b)*, nous avons pu restaurer la majorité des fruits (*Figure 16 (a)*) alors qu'il était impossible de les extraire de l'image RVB brute. De plus, cette chaîne de traitement permet d'améliorer la couleur des fruits et le

contraste de leurs contours, ainsi que de réduire l'effet de la couleur bleue du ciel, en particulier pour les fruits situés à la partie supérieure de la canopée de l'arbre (*Figure 16 (b)*).

Une fois l'étape (2) terminée, l'image RVB rehaussée est utilisée pour texturer le nuage de points. À l'étape (3), le nuage de points texturé passe par une segmentation basée-couleur pour extraire l'ensemble du nuage de points, uniquement les points correspondant aux fruits (*Figure 16 (c)*). Après réduction du bruit, le nuage des fruits passe par un *clustering* à l'étape (4), de sorte que chaque ensemble de points correspondant à un fruit est considéré comme un objet indépendant. Après cette étape de *clustering*, il est possible de modéliser chaque fruit avec la sphère la plus proche (*Figure 16 (d)*).

Discussion générale

Dans la méthodologie que nous proposons, l'acquisition de données est une étape essentielle pour aboutir à des résultats d'estimation de bonne qualité. La période d'intervention sur le terrain pour collecter les données et les conditions météorologiques sont des facteurs externes qui ont une incidence sur la qualité des données à acquérir.

■ Période d'acquisition des données

Les agrumes suivent un cycle phénologique qui peut varier d'une variété à l'autre. Chaque étape de ce cycle est caractérisée par des transformations morphologiques dans les différentes composantes des arbres, notamment les feuilles et les fruits. Ainsi, une étude en amont du cycle phénologique, selon la variété à étudier, doit avoir lieu lors de la planification des missions de collecte de données sur le terrain. Par exemple, pour la variété "Nadorcott" qui est une variété locale, les missions de collecte de données devraient avoir lieu à partir de la mi-novembre (pour que les fruits soient suffisamment colorés) et jusqu'à la mi-décembre (avant la récolte).

Puisque l'objet d'intérêt est le fruit, il est donc essentiel de le suivre dans son cycle de développement. Le fruit n'apparaît qu'aux derniers stades du

cycle phénologique (stades 7 et 8 sur l'échelle BBCH). C'est pour cela que l'intervention sur le terrain ne peut avoir lieu qu'après le début du stade 7 (développement du fruit).

Un autre facteur à prendre en compte est celui de la coloration des fruits. Au stade 7 (stade développement des fruits) et jusqu'au début du stade 8 (stade de maturation des fruits), les fruits sont encore verts. Dans ce cas, l'utilisation d'une approche basée sur l'imagerie visible (RVB) n'est pas applicable, car il sera presque impossible de faire la distinction entre le feuillage et les fruits.

■ Conditions météorologiques

Les conditions météorologiques ont un impact majeur sur la qualité des données acquises sur le terrain. Ainsi, deux facteurs majeurs méritent d'être soulignés : le soleil et le vent.

Le paramètre important à observer est l'angle d'élévation du soleil qui varie à chaque instant en fonction de l'heure locale du lieu en raison du phénomène de déplacement apparent du soleil. Dans le contexte arboricole, deux autres paramètres sont ajoutés : la hauteur des arbres et l'orientation des lignes d'arbres qui doivent être pris en compte en fonction de l'azimut local du soleil. Tout cela doit être étudié pour éviter la contrainte de l'ombre et assurer que l'étalement de l'ombre soit inférieur à l'espacement entre les lignes d'arbres, en particulier lorsque les lignes d'arbres sont orientées nord-sud. Dans le cas des missions de prise de vues par UAV, la meilleure option consiste à planifier des missions quand le soleil est à son zénith. Deux autres missions, avant et après cette période, sont aussi souhaitables.

Conclusion

Ce projet de recherche illustre le potentiel de la contribution des nouvelles technologies géospatiales en AP à travers un cas concret dans lequel les UAV et le TLS sont combinés pour l'estimation du rendement des agrumes. Cette approche a été testée sur des données réelles acquises sur le terrain par UAV et TLS et validées par des données de référence.

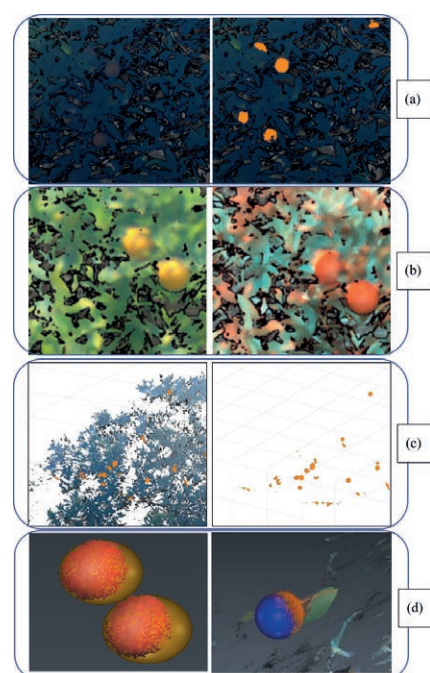


Figure 16. Résultats des étapes d'extraction des fruits



La précision de l'estimation du rendement variait de 65 à 94 %. Ces résultats dépendent principalement de la phase de collecte de données. Pour assurer le bon déroulement de cette phase, il est nécessaire de prendre en compte deux facteurs : le cycle phénologique de la variété étudiée et les conditions météorologiques lors de la collecte des données. Dans certains cas, ces facteurs n'étaient pas favorables, ce qui explique la faible précision des estimations du rendement.

La méthodologie proposée a été testée sur les agrumes. Cependant, son application à d'autres cultures arboricoles offrira aux agriculteurs un nouvel outil d'estimation du rendement avant la récolte. Afin d'améliorer la précision du modèle de régression liant le volume estimé à partir du MNS avec le rendement, nous recommandons l'intégration d'images multispectrales acquises par les UAV, comme dans le cas de [7] où les auteurs ont utilisé des images multispectrales aériennes. ●

Contact

Mohammed HMIMOU

Ingénieur géomètre topographe, lauréat de l'École des sciences géomatiques et ingénierie topographique, Institut agronomique et vétérinaire Hassan II, Rabat, Maroc.
hm.hmimou@gmail.com

Remerciements

Aux termes de ce travail, je tiens à remercier vivement mon professeure Imane Sebari de l'École des sciences géomatiques et ingénierie topographique pour son précieux encadrement, sa rigueur scientifique, et son large soutien tout au long de ce travail.

Mes remerciements s'adressent aussi à M. Bounajma Nabil, Gérant de la société Terra Modus, pour sa disponibilité, le sacrifice de son temps et la mise à notre disposition de tout le matériel et la logistique nécessaires pour accomplir les différentes missions de collecte des données.

J'adresse également mes sincères remerciements à mon collègue Khalid Amediaze pour son accompagnement tout au long de la durée de réalisation de ce projet.

Références

- [1] N. Tilly, "Terrestrial laser scanning for crop monitoring: Capturing 3D data of plant height for estimating biomass at field scale," University of Cologne, 2015.
- [2] L. Malambo et al., "Multitemporal field-based plant height estimation using 3D point clouds generated from small unmanned aerial systems high-resolution imagery," Department of Ecosystem Science & Management, Texas A & M University, College Station, TX 77843, US, 2017.
- [3] J. Senthilnath, A. Dokania, M. Kandukuri, K.N. Ramesh, G. Anand, and S.N. Omkar, "Detection of tomatoes using spectral-spatial methods in remotely sensed RGB images captured by UAV," Biosystems Engineering, 2015.
- [4] A. F. Colaço, and R. G. Trevisan, "Spatial variability of canopy volume in a commercial citrus grove," in Proc. 13th International Conf. Precision Agriculture (unpaginated, online). Monticello, IL: International Society of Precision Agriculture, 2016.
- [5] J. Torres-Sánchez, F. López-Granados, N. Serrano, O. Arquero, and J. M. Peña1, "High-Throughput 3-D Monitoring of Agricultural-Tree Plantations with Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Technology," Département de la protection des cultures, Institut de l'agriculture durable (IAS-CSIC), Cordoue, Espagne, Institut de recherche et de formation agricoles (IFAPA-Alameda del Obispo), Cordoue, Espagne, 20p, 2015.
- [6] D. Koc-San, S. Selimb, N. Aslanb, and B. T. San, "Automatic citrus tree extraction from UAV images and digital surface models using circular Hough transform," Computers and Electronics in Agriculture, pp. 289-301, 2018.
- [7] A. A. Viau, J. D. Jang, V. Payan, and A. Devost, "The Use of Airborne LIDAR and Multispectral Sensors for Orchard Trees Inventory and Characterization," Laboratoire de Géomatique Agricole et appliquée GAAP, Université Laval, Québec, Canada, 2005.
- [8] M. Zeeshan, Z. Sheikh, R. Ahmad, and S. Shahid Asad, "Detection and Counting of On-Tree Citrus Fruit for Crop Yield Estimation," Department of Computer Science, COMSATS Institute of Information Technology Park Road, Islamabad, (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications, vol. 7, no. 5, 2016.
- [9] U.-O. Dorj, M. Lee, and S. Yun, "A yield estimation in citrus orchards via fruit detection and counting using image processing," Computers and Electronics in Agriculture 140 (2017), pp. 103-112, 2017.
- [10] Pix4D, (s.d), (<https://support.pix4d.com/hc/en-us/articles/115002471546-Image-acquisition>) (Consulté en Octobre 2019).

ABSTRACT

Keywords: Citrus, digital surface model, point cloud, terrestrial laser scanner, UAV, yield estimation, 3D modeling.

Yield prediction is both a challenge and a strategic decision support tool for governments and agricultural commodities exporters since it allows them to better manage shortage risks and plan the supply chain. In the citrus sector, the sale before harvest is largely practiced. The success of the conventional method for preharvest yield estimation, which is conducted in the field by a human estimator, depends mainly on its experience. Our study aims to estimate citrus yield by using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) images and Terrestrial Laser Scanner (TLS) point cloud. Five steps define our methodology: (1) UAV and TLS data acquisition (2) a data pre-processing to generate point cloud from TLS and digital surface model (DSM) of trees from UAV images (3) Citrus fruit extraction based on a machine vision workflow we implemented, which allows the extraction of points corresponding to fruits from the whole tree point cloud and the 3D modeling of individual fruits (4) Tree yield estimation and the statistical distribution of fruits size generation by statistically linking the resulting geometric properties from the point cloud to the fruit weight (5) whole orchard yield estimation based on a regression model linking the geometrical features derived from orchard UAV DSM and the TLS estimated yield per tree. Several missions were carried out to collect drone and TLS data within citrus orchards of different varieties and several data acquisition parameters (fly height, images overlap, fly mission plan) were tested. The accuracy of yield estimation results varies from 65% to 94% depending mainly on the phenological stage at which we collected data. The proposed approach demonstrates its strong potential for early estimation of citrus production and the possibility of its extension to other fruit trees.