

Table des matières

Table des figures.....	viii
Liste des Tableaux	xiii
Introduction générale.....	1
Chapitre 1 : Fondement théorique	6
Introduction	6
1. Transfert radiatif	6
1.1. Mesures et unités	7
1.2. Propagation du rayonnement.....	8
2. Télédétection LiDAR	11
2.1. Définition et principe	11
2.2. Types de LiDAR.....	16
2.3. Apports du LiDAR pour l'étude des couverts végétaux	23
3. La modélisation des mesures LiDAR	28
3.1. Les différents modèles.....	28
3.2. DART: théorie, fonctionnalités et produits	30
Conclusion	48
Chapitre 2 : Estimation des variables biophysiques de la végétation.....	49
Introduction	49
1. Méthodologie d'inversion de mesures LiDAR.....	49
1.1. Paramètres culturaux.....	49
1.2. Paramètre forestier.....	53
2. Validation à partir de simulations DART	61
2.1. Cultures	61
2.2. Couverts arborés.....	68
Conclusion	73
Chapitre 3 : Paramètres culturaux dérivés de mesures LiDAR	74
Introduction	74
1. Zones agricoles étudiées	74

1.1. Parcelle expérimentale de Lamothe	75
1.2. Parcelle expérimentale d'Auradé	78
2. Données LiDAR	79
3. Estimation et validation des paramètres cultureux (LAI, Hauteur)	81
3.1. Méthodologie d'inversion	81
3.2. Résultats.....	89
Conclusion	100
Chapitre 4 : Paramètres forestiers dérivés de mesures LiDAR	102
Introduction	102
1. Zone forestière étudiée.....	102
2. Données LiDAR	104
3. Estimation des paramètres forestiers.....	105
3.1. DTM et préparation des points 3D	106
3.2. Segmentation	108
3.3. Estimation de la hauteur.....	112
3.4. Estimation de LAI	112
4. Validation des paramètres forestiers.....	119
4.1. DTM et nuage de points 3D	119
4.2. Segmentation	121
4.3. Hauteur des arbres des parcelles	126
4.4. LAI des parcelles.....	128
Conclusion	129
Conclusion générale & perspectives	131
Bibliographies	134

Table des figures

Figure 1-1 : Direction $\Omega(\theta, \Phi)$ et angle solide $d\Omega$ centré sur cette direction.....	7
Figure 1-2. Variation de la luminance $L(r, \Omega)$ le long de $dr\Omega$ dans un cylindre de section $S(\Omega)$	9
Figure 1-3: Altitude z et épaisseur optique τ au sein d'une couche plane homogène.....	11
Figure 1-4: Schéma de système LiDAR et de son principe de fonctionnement (Kilohn Limahn).....	15
Figure 1-5: Exemple de LiDAR à trois retours discrets (Clouet et al., 2009).	17
Figure 1-6 : Exemple de forme d'onde complète (full waveform) (Lefsky et al., 2002).....	18
Figure 1-7 : ALS avec un DGPS (GPS différentiel) et un INS (centrale inertielle) (Mallet et al., 2007).....	20
Figure 1-8 : Configuration d'observation ALS de couvert forestier.....	20
Figure 1-9: Collecte des données LiDAR avec un TLS dans un milieu forestier.....	22
Figure 1-10: Menu d'importation et gestion d'objet 3D dans une scène DART.	32
Figure 1-11: Définition des propriétés optiques de la scène.	33
Figure 1-12 : Création d'un champ de maïs.	33
Figure 1-13 : Conversion des maquettes en triangles (facettes) (a) en turbides (b).	34
Figure 1-14 : Configuration géométrique du capteur LiDAR (DART User Manual, 2012).	36
Figure 1-15 : Approche Ray-Carlo pour simuler le LiDAR dans DART (DART User Manual, 2012).....	36
Figure 1-16 : Paramètres de la géométrie du LiDAR ALS en mode "simple pulse" dans DART.....	37
Figure 1-17: Affichage d'un exemple de forme d'onde sur un champ de maïs.	38
Figure 1-18 : Formes d'ondes pour différentes tailles d'empreinte. a) 0.24 m. b) 0.5 m. c) 1 m.	39
Figure 1-19: Mode TLS.....	40
Figure 1-20: LiDAR en mode multiple pulse. a) Configuration de la grille. b) Produits.....	41
Figure 1-21: Décomposition gaussienne de formes d'onde DART en Nuage de points (format texte et format LAS).....	42
Figure 1-22: Configuration de LiDAR "Multiple pulse" en mode retour discret.	43
Figure 1-23: Exemple de fichier texte de points discrets obtenus par décomposition interne de formes d'onde simulées en mode « multiple pulse ».....	43
Figure 1-24: Affichage de nuages de points discrets avec l'outil Cloud compare : a) et c) : scènes 3D simulées par DART. b) et d) : nuages de points générés par le module de décomposition gaussien traités par l'outil Cloud Compare.	44
Figure 1-25: Affichage de nuages de points discrets avec l'outil Cloud compare : a) scène 3D d'une parcelle arborée simulées par DART. b) nuage de points générés par le module de décomposition gaussien traités par l'outil Cloud Compare.	45
Figure 1-26 : Scène de maïs simulée avec des pieds d'une hauteur de 1.40 m.....	45
Figure 1-27 : Affichage des nuages de points générés par le module de décomposition gaussien avec ses deux types « traitement interne » (a, b, c) et « export direct » (d, e, f) traités par l'outil Cloud Compare.	46
Figure 2-1: Exemples de maquettes de champ de maïs simulées par DART : (a) BBCH 1: développement des feuilles (hauteur $h=60$ cm), (b) BBCH 3: Evolution de la tige ($h=1.2$ m), (c) BBCH 5: sortie de la panicule ($h=2$ m), (d) BBCH 8: maturation des graines de maïs ($h=2.6$ m)	52

Figure 2-2: Exemples de maquettes de champ de blé simulées par DART : (a) BBCH 1 : développement des feuilles (h = 16 cm), (b) BBCH 3 : Elongation de la tige (h = 45 cm), (c) BBCH 8 : maturation des graines de blé (h=50 cm).....	52	
Figure 2-3 : Exemple d’une observation LiDAR : l’ellipse grise sur le sol correspond à l’empreinte de LiDAR. La courbe bleu est la forme d’onde et L0, L1, L2, ... , LN sont les énergies des échos successives de la forme d’onde. La courbe rouge est le profil de LAI et LAI0, LAI1, LAI2, ... , LAIN sont les valeurs de LAI pour chaque écho.....	55	
Figure 2-4 : Explication de l’approche multi-échelle. g est la fonction coût. g(0) et g(1) sont respectivement, la première et la seconde courbes lissées. sol_0 et sol_1 sont respectivement, les minimum de g(0) et g(1)	60	
Figure 2-5 : Estimation de la hauteur (a) et LAI (b) vs les valeurs réelles des pieds de maïs. Les petits cercles rouges représentent la hauteur et le LAI estimées.....	63	
Figure 2-6 : Comparaison de deux exemples de formes d’ondes des maquettes souhaitant chercher leurs caractéristiques vs les formes d’ondes de LUT les plus proches trouvées par la méthode d’inversion.....	64	
Figure 2-7 : Exemple de maquettes de champ de maïs simulées par DART sans rotation des pieds (en 2D (a) et en 3D (b)), avec une rotation de 40 ° (en 2D (c) et en 3D (d)) et une rotation de 90 ° (en 2D (e) et en 3D (f)). (a) (c) et (e) schématisent les enveloppes des pieds de maïs en 2D, chaque pied est représenté par un cercle vert. (b) (d) et (f) présentent les maquette en 3D.	66	
Figure 2-8 : Estimation de la hauteur et de LAI vs les valeurs réelles pour une rotation de 40° (a) et une rotation de 90° (b) des pieds de maïs. Les petits cercles rouges représentent la hauteur et le LAI estimées.	67	
Figure 2-9 : Exemples de comparaison des formes d’ondes des maquettes souhaitant retrouver leurs caractéristiques vs les formes d’ondes de LUT trouvés en appliquant la méthode d’inversion pour des rotations de 40° (a) et de 90° (b).....	68	
Figure 2-10 : Scène de végétation turbide homogène	Figure 2-11 : Arbre d’olivier 3D importé	69
Figure 2-12 : Estimation de LAI vs valeurs réelles dans le cas de la végétation en turbide. Le rapport bruit à signal est 5%.	69	
Figure 2-13 : Estimation de LAI vs LAI réel dans le cas de l’arbre 3D importé. Forme d’onde non-bruitée.	71	
Figure 2-14 : Estimation de LAI vs LAI réel dans le cas de la simulation des feuilles de l’arbre 3D importé uniquement. Forme d’onde non-bruitée.	72	
Figure 3-1: Zones d’études à partir de Google Map. La surface entourée par la ligne en violet représente la zone expérimentale de l’Auradé (en bas à gauche) et celle entourée par la ligne marron représente le champ de maïs à Lamothe (en haut à droite).	75	
Figure 3-2 : Mesures terrains à Lamasquère.....	76	
Figure 3-3 : Positionnement des échantillons de maïs.....	77	
Figure 3-4 : Evolution de la hauteur de maïs en fonction des degrés jour	78	
Figure 3-5 : Evolution du LAI de maïs en fonction des degrés jour	78	
Figure 3-6 : Lignes de vol LiDAR sur le sud-ouest de la France	80	
Figure 3-7 : Acquisition LiDAR sur les sites Lamothe (a) et Auradé (b). Les lignes rouges délimitent les champs étudiés, la flèche verte indique les lignes de vol LiDAR et les surfaces vertes montrent les formes d'ondes étudiées. c) et d) Zoom sur les formes d'onde étudiées respectivement en a) et b).....	81	

Figure 3-8 : Diagramme schématique de la méthodologie d'inversion des données LiDAR réelles.....	82
Figure 3-9 : Exemple de classification des formes d'ondes en trois classes différentes : (a) classe 1, (b) classe(2), (c) classe 3. DC acronyme de «Digital Count». Les formes d'ondes d'une même classe sont représentées par différentes couleurs.....	85
Figure 3-10 : Seuil de bruit (courbe rouge en pointillée) pour une forme d'onde typique (courbe bleu) d'un champ de maïs. Les deux croix vertes désignent la localisation du premier et du dernier échos. DC pour Digital Count. L'ellipse rouge indique les bins utilisées dans le calcul le signal moyen de LiDAR dans l'atmosphère.	86
Figure 3-11 : Forme d'onde des routes (en bleu) via la forme d'onde de maïs.....	87
Figure 3-12 : Histogrammes des propriétés biophysiques estimées du champ de blé en utilisant la méthode de convolution: hauteur (en haut), LAI (au milieu) et réflectance de sol (en bas), pour trois tailles de fenêtres et deux nombres de classes ; 3 classes en bleu et 5 classes en rouge.	90
Figure 3-13 : Hauteur de blé estimée vs les mesures terrain collectées le 23 juin 2015, pour trois (bleu) et 5 (rouge) classes et pour trois tailles de fenêtres (a) 1m ² , (b) 4m ² et (c) 9m ² , en utilisant la méthode de convolution de LUT. Les petits cercles représentent la hauteur moyenne estimée. Les bars d'erreurs verticaux et horizontaux représentent respectivement les std de la hauteur estimée et mesurée.	91
Figure 3-14 : Histogrammes des propriétés biophysiques estimées du champ de blé en utilisant la méthode de déconvolution des formes d'ondes réelles : hauteur (en haut), LAI (au milieu) et réflectance de sol (en bas) pour trois tailles différentes de fenêtres et pour trois classes (en bleu) et cinq classes (en rouge).	93
Figure 3-15 : Estimation de la hauteur du blé vs les mesures terrains collectées le 23 juin 2015, pour trois (en bleu) et cinq (en rouge) classes et pour trois tailles de fenêtres : 1m ² (a), 4m ² (b) et 9m ² (c), en utilisant la méthode de déconvolution des formes d'ondes LiDAR. Les petits cercles représentent la hauteur moyenne estimée. Les bars d'erreurs verticaux et horizontaux représentent respectivement, les std de la hauteur estimée et mesurée.	94
Figure 3-16 : Histogrammes de maïs en utilisant la méthode de convolution de LUT : hauteur (en haut), LAI (au milieu) et réflectance de sol (en bas), pour trois tailles de fenêtres (1,4 et 9m ²) et pour trois différents nombre de classes ; cinq (bleu), huit (vert) et dix (rouge) classes.	96
Figure 3-17 : Estimation des valeurs moyennes de hauteur et de LAI de maïs vs les mesures terrains, pour cinq (bleu), huit (vert) et dix (rouge) classes, et pour trois tailles des fenêtres (1, 4 et 9m ²) en appliquant la méthode de convolution de LUT. Les petits cercles représentent la hauteur moyenne estimée. Les bars d'erreurs verticaux et horizontaux représentent respectivement les std de la hauteur estimée et mesurée.....	97
Figure 3-18 : Histogrammes des propriétés biophysiques de maïs en utilisant la méthode de déconvolution des formes d'ondes LiDAR réelles : hauteur (en haut), LAI (au milieu) et réflectance de sol (en bas), pour trois tailles de fenêtre (1, 4 et 9m ²) et pour trois différents nombres de classes ; cinq (bleu), huit (vert) et dix (rouge) classes.....	99
Figure 3-19 : Estimation des valeurs moyennes de hauteur et de LAI de maïs vs les mesures terrains, pour cinq (bleu), huit (vert) et dix (rouge) classes, et trois tailles des fenêtres (1, 4 et 9m ²) en appliquant la méthode de déconvolution des formes d'ondes LiDAR réelles. Les petits cercles représentent la hauteur moyenne estimée. Les bars d'erreurs verticaux et horizontaux représentent respectivement les std de la hauteur estimée et mesurée.....	100

Figure 4-1: Emplacement de la zone forestière étudiée (Point rouge) de coordonnées géographiques (38,6° E, 100° W). Image de Google Map du 09/09/2018.....	103
Figure 4-2 : Arbre de <i>Picea crassifolia</i>	103
Figure 4-3 : Disposition des placettes de la zone étudiée. A, B et C sont les positions en coordonnées UTM des trois coins de la parcelle.	104
Figure 4-4 : Diagramme schématique de la méthodologie d'inversion des données LiDAR réelles pour l'estimation des propriétés des forêts.	105
Figure 4-5 : Localisation des premiers retours issus du nuage de points 3D sur le site étudié.	106
Figure 4-6 : Localisation des derniers retours issus du nuage de points 3D sur le site étudié.	107
Figure 4-7 : Partage de l'espace 2D autour du point $M(x,y)$ en huit régions (direction). $M'(x',y')$ appartient à la région 2.	107
Figure 4-8 : Description d'un voxel et le point voxel correspondant.	109
Figure 4-9 : Exemple du nuage de points 3D d'une placette forestière (a) via son nuage de point-voxels (b).	109
Figure 4-10 : Description des dix détecteurs de cimes des arbres (SE). Le cube gris rempli représente le voxel dont son point-voxel est à étudier (Wang et al., 2016).	110
Figure 4-11 : Exemple de Forme d'onde moyenne LiDAR sur un arbre détecté (a) avec un zoom sur la réponse de sa couronne (b) et le profil de LAI estimé lors de la première approximation avec un exemple de saturation de LAI (c).	114
Figure 4-12 : Transmittance d'une couche à l'autre dans une couronne d'arbre a) deux couches de même diamètre et b) d'augmentation du diamètre de la couronne en fonction de la profondeur.	115
Figure 4-13 : Diagramme d'estimation du profil de LAI des arbres.	117
Figure 4-14 : Exemple d'application de la méthode de division de signal afin d'améliorer l'estimation du profil de LAI ; (a) : première division, (b) deuxième division, (c) saturation au niveau d'un lobe engendrant la troisième division (d).	118
Figure 4-15 : Exemple d'estimation du profil de LAI d'une couronne d'un arbre dont le signal LIDAR est présenté dans (a) avec les différentes méthodes appliquées (b).	119
Figure 4-16 : Modèle numérique de terrain trouvé après le traitement des derniers retours du nuage des points discrets sur la zone forestière étudiée.	120
Figure 4-17 : Validation du modèle numérique de terrain (cercles bleus) avec les mesures terrains des altitudes au sol au niveau des arbres contenus dans la zone étudiée (cercles rouges).....	120
Figure 4-18 : Exemple de nouveau nuage de points 3D d'une placette de 25 m × 25 m (b) créé à partir des premiers retours traités avec le DTM (a).	121
Figure 4-19 : Exemple de détection des arbres de la placette 2, avec segmentation du nuage des points de la placette n°2 (a) la représentation des arbres détectés par des cercles (b) et la représentation des arbres issus des mesures terrains (c). L'ensemble des points ayant la même couleur et forme constitue un arbre dans (a). Le couleur du cercle dans (b) et (c) représente la hauteur.	123
Figure 4-20 : Positions des arbres détectés (en rouge) et les arbres réels (en vert) de la placette n°2. Projection sur le plan (x,y) (a) et le plan (y,z) (b) de tous les arbres et projection sur le plan (x,y) des arbres supérieurs à 6m (c) et des arbres inférieurs à 6m (d).	124
Figure 4-21 : Pourcentage des arbres détectés par segmentation, par rapport au nombre total d'arbres pour toutes les placettes étudiées.	125

Figure 4-22 : Comparaison des résultats d'estimation de la hauteur moyenne des arbres des placettes issus du traitement du nuage des points discrets (a) et formes d'ondes (b) avec les mesures terrains. .	127
Figure 4-23 : Comparaison des mesures terrains avec les résultats d'estimation de la hauteur moyenne des grands arbres ayant une hauteur supérieure à 6m pour toutes les placettes en utilisant (a) le nuage des points discrets (b) les formes d'ondes.	128
Figure 4-24 : Comparaison des résultats d'estimation de LAI des parcelles avec les mesures terrains obtenus avec TRAC.	129

Liste des Tableaux

Tableau 1-1 : Principaux types de LiDAR et leurs caractéristiques.	14
Tableau 2-1: Paramètres fixes des champs de cultures	52
Tableau 2-2 : Description de la variation des paramètres biophysiques utilisées dans la génération de LUT	52
Tableau 3-1 : Mesures terrains des paramètres biophysiques de maïs pour différentes dates de mesures.	76
Tableau 3-2 : Valeurs moyennes estimées de la hauteur, LAI et réflectance de sol du champ de blé pour trois tailles de fenêtres et deux nombres de classes : trois et cinq classes dans le cas de l'application de la convolution de LUT.....	92
Tableau 3-3 : Valeurs moyennes estimées de la hauteur, le LAI et la réflectance de sol du champ de blé pour trois tailles de fenêtres et deux nombres de classes : trois et cinq classes dans le cas de l'application de la déconvolution des formes d'ondes LiDAR réelles.	94
Tableau 4-1 : Définition des huit régions (directions) suivant les coordonnées du vecteur U liant les deux points $M(x,y)$ et $M'(x',y')$	107
Tableau 4-2 : Combinaison des poids SEs afin de détecter les point-voxels candidates d'être cimes des arbres.....	111

Introduction générale

La végétation est un élément fondamental de notre environnement, en particulier pour ce qui est de la gestion durable de notre planète, de la production agricole et des ressources forestières. Il est donc essentiel de connaître le fonctionnement de la végétation à différentes échelles spatiale, de la parcelle à la continent, et temporelles associées aux rythmes de croissance des cultures, forêts, etc. L'information nécessaire ne peut être recueillie uniquement avec des mesures in-situ. Cette remarque souligne l'intérêt de la télédétection, en particulier satellite, qui permet d'observer la Terre à différentes résolutions spatiales et temporelles.

Depuis les années soixante, les techniques de télédétection n'ont cessé d'évoluer pour produire de nouveaux types de données (e.g., LiDAR) et de nouvelles configurations d'observation. Cette évolution a permis de beaucoup améliorer notre connaissance du fonctionnement des couverts végétaux. Ainsi, des quantités caractéristiques des surfaces terrestres comme l'indice foliaire (Ke et al., 2016), la salinité des océans et l'humidité des sols (Kerr et al., 2012), la biomasse forestière (Le Toan et al., 2011) et la concentration foliaire en chlorophylle (Jacquemoud et Baret, 1990; Feret et al., 2011), sont de mieux en mieux estimées. Cependant, les capteurs et les méthodes d'interprétation de leurs données sont toujours en cours d'amélioration dans le but d'extraire des informations plus précises et/ou nouvelles (e.g., profil vertical de LAI des couverts forestiers et agricoles). Le LiDAR "Light Detection And Ranging" figure parmi les capteurs de plus en plus utilisés dans le domaine de la télédétection.

Bien avant son invention par l'Homme, le monde animal mettait en œuvre un système actif de détection de l'environnement similaire au LiDAR. Ainsi, la chauve-souris émet et réceptionne une onde sonore qui lui permet de percevoir son environnement. Le principe de fonctionnement du LiDAR est similaire : l'onde émise n'est pas sonore mais lumineuse dans les domaines de l'ultraviolet, du visible ou du proche-infrarouge. Il s'agit d'une technique optique active de mesure à distance qui permet de mesurer le temps de trajet aller-retour du faisceau Laser entre le capteur et la cible. La technologie LiDAR a pu démarrer grâce à l'invention du laser en 1960, notamment le Laser «Q-switched» en 1962 et le Laser à Rubis en 1963. Une des premières utilisations du LiDAR a consisté à effectuer une mesure directe de la distance Terre-Lune pour le projet Luna See en 1962. Par la suite, il a surtout été utilisé en

météorologie. Ainsi en 1963, Goyer et Watson l'utilisent pour mesurer la hauteur des nuages. En 1971, lors de la mission Appolo 15, il a permis de cartographier la Lune. Actuellement, la plupart des systèmes LiDAR aéroportés embarquent un système de mesure de position (GPS : Global Positioning System) et un système de mesure d'attitude (IMU : inertial measurement unit), ce qui permet d'obtenir des données géo-référencées, ce qui est en général indispensable pour des applications opérationnelles.

Il existe actuellement deux principaux types de capteurs LiDAR : les LiDAR à retours discrets qui permettent l'enregistrement d'au moins deux retours par impulsion, et les LiDAR à formes d'ondes complètes qui permettent d'enregistrer l'intensité de l'énergie rétrodiffusée de manière continue pour chaque impulsion Laser. Les applications qui utilisent ce type de données sont diverses et très variées. Nous pouvons citer par exemple, la surveillance de la fonte de glace dans les calottes polaires, l'évaluation de risque d'inondation dans les forêts ou le risque de glissement de terrain, la cartographie et la modélisation 3D des zones urbaines, l'étude et le suivi de la biomasse de couverts forestiers,... Le LiDAR suscite un grand intérêt pour l'étude des couverts agricoles et forestiers, car il peut renseigner sur leur architecture et sur certaines de leurs propriétés biophysiques (e.g., LAI, hauteur, taux de couverture, etc.). Cet engouement est justifié par l'importance sociale et économique de ces couverts végétaux.

La hauteur, la taille des couronnes, l'indice foliaire (LAI : Leaf Area Index), et le taux de couverture sont parmi les propriétés biophysiques forestières les plus importantes à estimer, car elles permettent de comprendre les processus naturels de croissance et de mortalité, ainsi que des événements dramatiques comme les incendies de forêts, la déforestation et les inondations. Elles influencent ainsi d'une façon significative les techniques et stratégies appliquées à la gestion des forêts. De la même façon, dans l'agriculture, la hauteur et le LAI sont des propriétés cruciales à estimer afin de connaître le comportement, la croissance et le stade phénologique des cultures. L'indice foliaire est un paramètre majeur pour des processus biophysiques comme la respiration, la transpiration, la photosynthèse, l'interception des eaux des pluies, etc. Suivre ces paramètres clefs durant la saison permet une meilleure gestion de l'irrigation et de la fertilisation. Jusqu'à présent, le LiDAR a surtout été appliqué aux forêts, en particulier pour estimer leur hauteur et LAI, et très peu appliqué aux cultures (Zhang et al., 2012, Tilly et al., 2014, Eitel et al., 2014). Cette différence est en particulier due au fait que la hauteur des cultures est en général beaucoup plus faible que la hauteur des forêts, ce qui complique beaucoup l'analyse des mesures LiDAR. En effet, la différence de temps aller/retour entre le premier et le dernier écho est beaucoup plus faible pour un couvert

agricole que pour une forêt, ce qui limite la fiabilité de l'estimation de la hauteur et par la suite la fiabilité du LAI estimé. La réduction de cette limitation passe par une amélioration technologique des LiDARs et par l'amélioration des méthodes d'exploitation des données LiDAR.

Cette thèse porte sur le développement et l'implémentation de nouvelles approches d'inversion de mesures LiDAR à l'aide d'une modélisation physique du signal LiDAR dans le but d'estimer des propriétés biophysiques de cultures dominantes (blé, maïs) du Sud Ouest de la France et d'un couvert forestier en Chine. Les approches d'inversion utilisent des techniques probabilistes [Koetz et al 2006, Bye et al., 2017] et variationnelle [Chaabouni & Kallel 2016]. La modélisation du signal LiDAR est réalisée avec le modèle DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) de transfert radiatif [Gastellu-Etchegorry et al., 1996, (www.cesbio.ups-tlse.fr/dart)]. DART a été choisi en raison de sa capacité à simuler des formes d'onde très précises à partir de simulations réalistes de paysages agricoles et forestiers [Widlowski et al., 2007, 2015]. Ainsi, une analyse de sensibilité de DART a montré le degré de dépendance de l'observation LiDAR à la variation des propriétés des arbres comme la taille des couronnes, la hauteur, le LAI [Mkaouer et al., 2018, Qin et al., 2017].

Le travail a tout d'abord porté sur l'estimation des propriétés biophysiques des cultures par inversion de formes d'onde LiDAR à faible empreinte. Vu l'hétérogénéité locale de la distribution des cultures qui est répartie en rangées, les formes d'ondes varient beaucoup spatialement.

Par suite, la recherche de formes d'ondes représentatives nous a conduit à réaliser des moyennes locales de formes d'ondes, puis à classer ces moyennes locales en classes homogènes de formes d'ondes. Une étape de classification des formes d'ondes est donc réalisée avant la phase d'inversion. Les propriétés (i.e., hauteur, LAI) de ces classes sont ensuite estimées à partir d'une table de correspondance (LUT : Look up table [Koetz et al., 2006]) qui stocke des formes d'onde générées par DART pour des couverts de blé et maïs, pour différentes configurations. L'algorithme d'inversion cherche la simulation la plus proche de l'observation réelle. Ainsi, les propriétés biophysiques estimées correspondent aux paramètres de la simulation choisie.

Le travail a ensuite porté sur l'estimation du profil de LAI des arbres par inversion de formes d'ondes LiDAR. Une approche variationnelle d'inversion d'un modèle de transfert radiatif qui estime le LAI pour chaque écho de la forme d'onde est appliquée. Une solution approchée

basée sur un modèle de transfert radiatif simplifié liant le profil de LAI à la forme d'onde est utilisée au départ, puis, l'estimation est corrigée avec une technique de lissage s'appuyant sur les chaînes de Markov [Sericola 2013]. La formulation du problème d'une façon bayésienne, nous amène à une fonction de coût non-linéaire à minimiser. Pour faire face à cette non-linéarité, une approche de descente de gradient multi-échelle est proposée dans le but de converger vers le minimum global de la fonction de coût. Afin de pouvoir appliquer cette approche sur des données forestières réelles, une adaptation est faite basée sur l'emploi de données auxiliaires : nuage de points discrets utilisés pour segmenter la forêt en arbres individuels et estimer leurs paramètres structurels (position, hauteur, rayon de la couronne), ce qui permet de retrouver les formes d'ondes relatives à chaque arbre. La méthode d'inversion de LAI s'applique ainsi sur la forme d'onde moyenne de chaque arbre. Les résultats sont validés sur un ensemble de placettes forestières situées en Chine.

Le manuscrit est subdivisé en quatre chapitres.

Chapitre 1 : nous présentons la théorie du transfert radiatif avec ses différentes grandeurs physiques. Par la suite, nous décrivons la technologie de télédétection LiDAR au cœur de cette thèse avec un intérêt particulier pour le cas de l'observation de la végétation. Ensuite, après un résumé des différents modèles de simulation des mesures LiDAR, le modèle utilisé dans cette thèse, c'est-à-dire le modèle DART, est présenté.

Chapitre 2 : nous décrivons les méthodologies d'inversion de formes d'ondes LiDAR conçues pour estimer la hauteur et le LAI des cultures et milieux arborés. Une validation de ces méthodologies est réalisée à partir de simulations DART de formes d'onde LiDAR.

Chapitre 3 : nous présentons le travail réalisé pour adapter l'approche d'inversion des données LiDAR (cf. Chapitre II) dans le but d'estimer les propriétés biophysiques (hauteur, LAI, réflectance du sol) des champs de maïs et de blé du sud Ouest de la France.

Chapitre 4 : nous décrivons les différents traitements sur les formes d'ondes et nuage de points discrets LiDAR dans le but d'estimer les propriétés structurales des forêts. Le travail a tout d'abord porté sur l'estimation des positions, hauteurs et tailles des couronnes des arbres par application d'une méthode de segmentation sur le nuage de points discrets LiDAR. Le profil de LAI a ensuite été obtenu en adaptant l'approche variationnelle multi-échelle d'inversion des formes d'ondes LiDAR (cf. Chapitre II) aux données LiDAR. La validation est effectuée en utilisant des mesures réelles portant sur une zone forestière située en Chine.

Enfin, une conclusion générale résume les contributions apportées et les résultats obtenus, et finalement présente des perspectives.

Chapitre 1 : Fondement théorique

Introduction

L'interaction de la lumière avec notre environnement naturel et anthropisé est un sujet d'étude ancien, mais toujours d'actualité pour de nombreux domaines de recherche. Ainsi, elle conditionne le fonctionnement de notre planète, via le rôle majeur du rayonnement. Ainsi, la végétation tend à avoir une activité photosynthétique d'autant plus forte que son éclairage dans le domaine spectral du visible est important. Plusieurs variables qui conditionnent le fonctionnement des surfaces terrestres peuvent être déterminées par des mesures de rayonnement. C'est en particulier le cas de la mesure à partir d'un radiomètre de l'éclairement solaire diffusé par la végétation permettant d'accéder aux propriétés biophysiques du couvert ou aussi la mesure à partir d'un LiDAR de l'intensité de la lumière rétrodiffusée en fonction du temps d'une impulsion laser émise par ce même capteur. Une telle mesure permet particulièrement de retrouver l'architecture du couvert. Ces différents modes de détection soulignent le grand intérêt de la télédétection, c'est-à-dire de l'ensemble des techniques utilisées pour estimer les propriétés physiques et biologiques des surfaces terrestres avec des mesures à distance de capteurs (spectro-radiomètre, LiDAR) in-situ, aéroportés et satellites. Dans ce chapitre, une grande intention sera attribuée au LiDAR vu qu'il sera utilisé dans nos recherches pour étudier les cultures et la forêt. Différents types de modèles des interactions "onde - matière" ont été développés pour permettre la compréhension et l'interprétation des mesures de télédétection. Les modèles les plus réalistes sont des modèles physiques s'appuyant sur la théorie du transfert radiatif dans le domaine optique.

Ce chapitre introduit la théorie du transfert radiatif avec ses différentes grandeurs physiques ainsi que la technologie de télédétection LiDAR utilisée dans les travaux présentés dans ce manuscrit pour déterminer les propriétés biophysiques de la végétation. Plusieurs modèles LiDAR sont présentés dont le modèle DART utilisé dans le cadre des travaux réalisés.

1. Transfert radiatif

Le transfert radiatif décrit la propagation et les interactions (diffusion, absorption, fluorescence) des ondes électromagnétiques dans tout milieu (*e.g.* sol, atmosphère, végétation,...). Une onde électromagnétique est caractérisée par sa longueur d'onde, sa direction de propagation, son intensité, sa polarisation et sa phase.

1.1. Mesures et unités

Ce paragraphe introduit les principales grandeurs physiques caractéristiques du transfert radiatif qui sont utilisées dans cette thèse. Pour plus de clarté toute référence à la longueur d'onde est omise.

Angle solide $d\Omega$: portion de l'espace délimitée par un cône dont le sommet O est le sommet de l'angle solide. Il est égal à l'aire dS de la surface d'une sphère, de centre O, interceptée par le cône, divisée par le carré R de la sphère (Figure 1-1): $d\Omega = \frac{dS}{R^2}$. L'unité est le stéradian (sr).

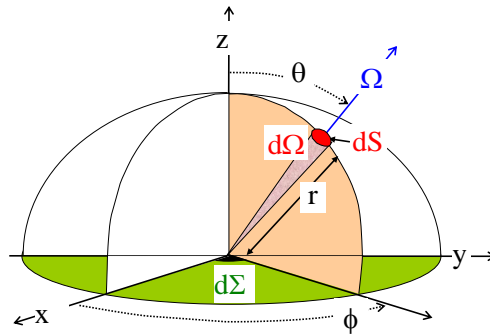


Figure 1-1 : Direction $\Omega(\theta, \Phi)$ et angle solide $d\Omega$ centré sur cette direction.

Flux énergétique Φ : flux d'énergie. L'unité est le watt (W).

Intensité $I(\Omega) = \frac{d\Phi}{d\Omega}$: flux d'énergie par unité d'angle solide. L'unité est Watt par stéradian (W/sr).

Luminance (radiance) $L(\Omega) = \frac{d^2\Phi}{d\Sigma \cos(\theta) d\Omega}$: flux énergétique par unité d'angle solide $d\Omega$ et de surface Σ projetée selon la direction Ω (Figure 1-1). Une surface est dite lambertienne si $L(\Omega) = \text{cte}$. L'unité de cette grandeur fondamentale de la théorie du transfert radiatif est $W/m^2/sr$.

Eclairement (irradiance) $E = \frac{d\Phi}{dS} = \int_{2\pi} L_{in}(\Omega) \cdot |\bar{\Omega} \cdot \bar{\Omega}_n| \cdot d\Omega$: flux énergétique incident par unité de surface réceptrice de normale $\bar{\Omega}_n$. L'unité est W/m^2 .

Emittance (exitance) $M = \frac{d\Phi}{dS} = \int_{2\pi} L_{out}(\Omega) \cdot |\bar{\Omega} \cdot \bar{\Omega}_n| \cdot d\Omega$: flux énergétique issue d'une surface de normale $\bar{\Omega}_n$ par unité d'aire de cette surface. L'unité est W/m^2 .

Pour une surface lambertienne : $M = \pi \cdot L_{out}$.

Une surface qui réfléchit tout rayonnement incident est dite blanche: $M = E$.

Le facteur de réflectance est défini par rapport à une surface à la fois blanche et lambertienne.

Pour laquelle, l'on a donc : $M = E = \pi \cdot L$

Facteur de réflectance ρ : selon que l'éclairement du milieu observé est direct avec un angle solide incident ($\Delta\Omega_{in}$) nul ou hémisphérique ($\Delta\Omega_{in}=2\pi$) et selon que la mesure est elle-directe sous un angle solide ($\Delta\Omega_{out}$) nul ou hémisphérique ($\Delta\Omega_{out}=2\pi$), le facteur de réflectance est qualifié de direct-direct $\rho_{dd}=\frac{\pi \cdot L(\Omega_{out})}{E(\Omega_{in})}$, direct-hémisphérique $\rho_{dh} = \frac{M}{E(\Omega_{in})}$, hémisphérique-direct $\rho_{hd} = \frac{\pi \cdot L(\Omega_{out})}{E}$ ou hémisphérique-hémisphérique $\rho_{hh} = \frac{M}{E}$. Sans unité.

1.2. Propagation du rayonnement

Tout milieu naturel / urbain est en général simulé avec des éléments de volume turbide et/ou fluide, et des surfaces. L'équation du transfert radiatif "ETR" est présentée ici pour le cas de milieux turbides et fluides. Elle exprime la variation spatiale $dL(r, \Omega)$ de la luminance $L(r, \Omega)$ en un point r pour un trajet $dr(\Omega)$ dans le milieu de propagation, en tenant compte des interactions électromagnétiques le long du trajet $dr(\Omega)$. La Figure 1-2 illustre cette variation de la luminance $L(r, \Omega)$ pour un déplacement $dr(\Omega)$ entre les faces d'entrée et de sortie d'un élément de volume cylindrique $V(S, dr, \Omega)$, de longueur $dr(\Omega)$ suivant Ω et de section $S(\Omega)$ normale à Ω . Trois mécanismes d'interaction affectent la propagation de $L(r, \Omega)$:

- Interception du rayonnement incident selon la direction Ω : elle est représentée par le coefficient d'extinction $\alpha(r, \Omega)$ (m^{-1}) où r est la position et Ω est la direction de propagation, lui-même somme d'un coefficient d'extinction par absorption $\alpha_a(r, \Omega)$ et d'un coefficient d'extinction par diffusion $\alpha_d(r, \Omega)$. Le terme $\int_r \alpha_d(r, \Omega) \cdot dr$ est l'épaisseur optique $d\tau(\Omega)$ du milieu sur le trajet $r(\Omega)$.
- Diffusion du rayonnement incident selon toute direction Ω' de l'espace 4π . Elle est représentée par le coefficient de diffusion $\alpha_d(r, \Omega' \rightarrow \Omega)$, qui représente la densité volumique de section efficace en m^2 de diffusion d'une onde incidente Ω' par angle solide unité selon Ω . $\alpha_d(r, \Omega' \rightarrow \Omega)$ est le produit de l'albédo de diffusion simple et de la fonction de phase de diffusion des éléments compris dans $V(S, dr, \Omega)$, où V est un cylindre de base S et de hauteur dr dans la direction Ω . Cette fonction de phase est normalisée.
- Emission thermique des composants de $V(S, dr, \Omega)$. Elle dépend de la température et de l'émissivité des composants de $V(S, dr, \Omega)$.

L'ETR correspondante est :

Équation 1-1 :

$$\vec{\Omega} \cdot \vec{\nabla} L(\mathbf{r}, \Omega) = -\alpha(\mathbf{r}, \Omega) \cdot L(\mathbf{r}, \Omega) + \int_{4\pi} L(\mathbf{r}, \Omega') \cdot \alpha_d(\mathbf{r}, \Omega' \rightarrow \Omega) \cdot d\Omega' + \xi_{emis}(\mathbf{r}, \Omega)$$

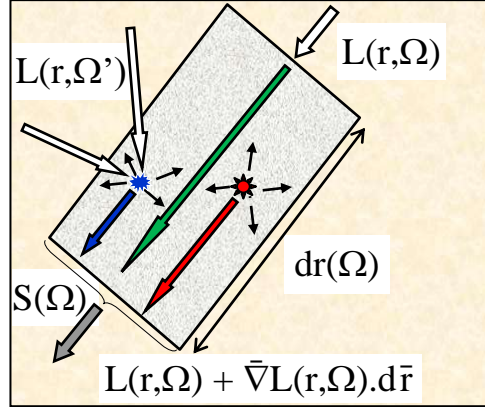


Figure 1-2. Variation de la luminance $L(\mathbf{r}, \Omega)$ le long de $d\mathbf{r}(\Omega)$ dans un cylindre de section $S(\Omega)$.

Pour un milieu non diffusant constitué par une couche plane d'épaisseur optique τ_0 , l'ETR pour la direction $\Omega(\theta, \phi)$, avec les conventions ($\mu = \cos\theta, \dots$) indiquées dans la Figure 1-3, s'écrit :

Équation 1-2 :

$$\mu \frac{dL(\tau, \mu)}{d\tau} = L(\tau, \Omega) \quad \text{où } \mu \cdot d\tau < 0$$

La solution de l'ETR est $L(\tau, \Omega) = A \cdot \exp\left(\frac{\tau}{\mu}\right)$ où A est une constante et $\tau \in [0, \tau_0]$.

Pour une onde descendante (*i.e.*, $\mu < 0$): $L(\tau, \mu) = L(0, \mu) \cdot \exp\left(\frac{\tau}{\mu}\right)$.

Pour une onde ascendante (*i.e.*, $\mu > 0$): $L(\tau, \mu) = L(\tau_0, \mu) \cdot \exp\left(\frac{\tau - \tau_0}{\mu}\right)$.

Pour une couche plane diffusante, composée d'éléments (albédo de diffusion simple ω , fonction de phase $\frac{P(\Omega_s, \Omega)}{4\pi}$) qui ne génèrent que des diffusions d'ordre 1, avec un éclairement E_s selon la direction Ω_s (*i.e.*, $\mu_s = \cos\theta_s$), l'ETR s'écrit :

Équation 1-3 :

$$\mu \cdot \frac{dL(\tau, \Omega)}{d\tau} = L(\tau, \Omega) - C(\Omega) \cdot e^{\frac{\tau}{\mu_s}}$$

$$\text{où } C(\Omega) = \int_{4\pi} L(\mathbf{r}, \Omega') \cdot \alpha_d(\mathbf{r}, \Omega' \rightarrow \Omega) \cdot d\Omega' = E_s \cdot \omega \cdot \frac{P(\Omega_s, \Omega)}{4\pi}$$

La solution $L(\tau, \Omega) = A(\tau) \cdot e^{\frac{\tau}{\mu}}$ implique $\frac{dA}{d\tau} = -\frac{C}{\mu} \cdot e^{\left[\frac{\tau}{\mu_s} - \frac{\tau}{\mu}\right]}$. Par suite, $A(\tau) = B + C \cdot \frac{\mu_s}{\mu_s - \mu} \cdot e^{\left[\frac{\tau}{\mu_s} - \frac{\tau}{\mu}\right]}$,
et:

Équation 1-4 :

$$L(\tau, \Omega) = B \cdot e^{\frac{\tau}{\mu}} + C \cdot \frac{\mu_s}{\mu_s - \mu} \cdot e^{\frac{\tau}{\mu_s}} \quad \text{si } \mu_s \neq \mu$$

$$L(\tau, \Omega) = B \cdot e^{\frac{\tau}{\mu}} - \frac{C \cdot \tau}{\mu} \cdot e^{\frac{\tau}{\mu_s}} \quad \text{si } \mu_s = \mu$$

Pour un milieu de propagation quelconque, la résolution analytique de l'ETR est impossible. Seules des méthodes numériques le permettent. Il existe différents types de méthodes numériques : méthodes à N flux, méthode de suivi de flux, méthode de suivi de photons avec l'approche "Monte Carlo", méthode de radiosité, etc. Les modèles de suivi de flux et de suivi de photons sont souvent considérés comme les plus adaptées et les plus performantes pour prendre en compte l'architecture 3D (tridimensionnelle) des paysages terrestres. En particulier, le modèle DART utilisé durant cette thèse combine deux méthodes. 1) Suivi de photons avec une méthode Monte Carlo pour simuler les acquisitions LiDAR. 2) Méthode de suivi de flux, pour simuler le bilan radiatif et les observations des capteurs optiques passifs. Les méthodes de suivi de photons sont dites directes si les photons sont lancés depuis la source de lumière, et inverses si les photons sont lancés depuis le détecteur. Dans le cas d'une méthode de suivi direct, tout photon est suivi depuis son point de lancement jusqu'à ce qu'il soit intercepté. Il est alors diffusé ou absorbé. L'approche Monte Carlo traite la propagation de chaque photon et ses mécanismes de diffusion comme des phénomènes probabilistes. L'avantage de cette méthode est de ne pas utiliser d'hypothèse simplificatrice sur le devenir des photons. Elle peut donc être très précise sous réserve de lancer un grand nombre de photons. Cette nécessité de lancer beaucoup de photons implique des temps de calcul souvent jugés rédhibitoires. D'une manière générale, l'écart type du résultat décroît comme $\frac{1}{\sqrt{N}}$ où N est le nombre de photons lancés.

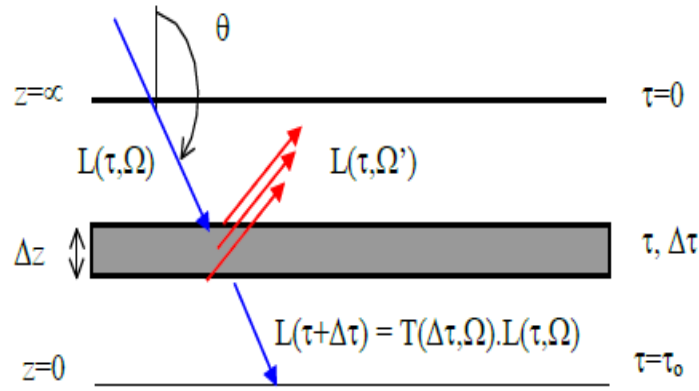


Figure 1-3: Altitude z et épaisseur optique τ au sein d'une couche plane homogène. Ici, l'épaisseur optique au sommet de la couche est nulle. Pour tout trajet $d\mathbf{r}(\Omega) = \frac{dz}{\cos\theta}$, $d\tau \cdot \cos\theta < 0$. $\cos\theta$ est souvent noté μ .

2. Télédétection LiDAR

2.1. Définition et principe

Le LiDAR ou télédétection par Laser, acronyme de l'expression anglaise "Light Detection and Ranging" ou "Laser Detection and Ranging" est un capteur de télédétection active dans le domaine optique. Contrairement aux capteurs de télédétection passive qui mesurent un rayonnement initialement émis par une source naturelle, ils mesurent un rayonnement émis artificiellement. De ce fait, ils peuvent mesurer le temps de parcours des photons sur le trajet "Source - Milieu observé - Mesure", en plus de la puissance incidente, et donc renseigner sur la distance "capteur - milieu observé". Les applications des LiDARs sont nombreuses et variées : mesure de la hauteur des nuages et des aérosols, cartographie des paysages naturels et urbains, détermination de la structure 3D, hauteur et LAI des couverts végétaux, bathymétrie, etc.

Le LiDAR a un principe de fonctionnement proche du RADAR, d'où son nom. Tous deux envoient une impulsion dont ils mesurent la rétrodiffusion. Le RADAR envoie des ondes radio dans le domaine des micro-ondes avec une fréquence allant de 1 à 100 GHz avec des longueurs d'ondes millimétriques et centimétriques alors que le LiDAR, via un Laser (*Light Amplification by Stimulated Emission of Radiations*), envoie de manière contrôlée des ondes dans les domaines infrarouge, visible ou ultraviolet, de quelques centaines de nanomètres à quelques micromètres (de 250nm à $10\mu\text{m}$). La plupart des LiDAR aéroportés émettent dans le proche infrarouge entre 0.8 et $1.55\mu\text{m}$.

Le LiDAR emploie en général un Laser impulsif qui envoie de très brèves impulsions avec une périodicité donnée. Les impulsions ont une durée de quelques femtosecondes (fs), toujours inférieure à $100 fs$. Leur puissance est de quelques nano joules (nJ) à des centaines de milli joules (mJ). Par ailleurs, l'émission d'un grand nombre d'impulsions Lasers demande beaucoup d'énergie ce qui explique la faible durée de vie des missions LiDAR spatiales. L'impulsion LiDAR est polarisée, à une forme pseudo-gaussienne cohérente et est émise dans un très petit angle solide (de l'ordre de 10^{-8} sr). L'empreinte au sol pour un LiDAR au nadir est appelée "Footprint". La mesure LiDAR est réalisée dans un angle solide supérieur à l'angle solide d'illumination. De manière logique, les surfaces au sol éclairées et observées dépendent de l'altitude et direction d'observation du LiDAR.

Un autre type de Laser dit Laser à spectre d'émission fin est employé dans d'autres applications basées sur la mesure de vitesse. Il mesure le décalage de la fréquence des ondes réfléchi et reçu, « l'effet Doppler-Fizeau », afin de calculer la vitesse de l'objet. Dans les milieux diffus, en particulier l'atmosphère, d'autres paramètres comme la densité, la température, les concentrations de gaz et de particules spécifiques peuvent être mesurés si l'effet des différentes interactions entre la lumière et la matière est isolé le long du faisceau Laser.

Différents types de LiDAR sont utilisés en télédétection suivant différentes caractéristiques et domaines d'applications. Le Tableau 1-1 résume les principaux types.

Types de LiDAR		Les Caractéristiques
LiDAR à détection directe :	LiDAR télémètre : Laser à balayage	<ul style="list-style-type: none"> - LiDAR le plus répandu et le plus simple - Calcul direct de la distance Capteur-cible - Emission de plusieurs dizaines à centaines de milliers d'impulsions. - Les composants : Emetteur Laser, récepteur lumière, photo-détecteur, chaîne électrique de traitement du signal. - Applications : reconstitution 3D pour l'architecture, l'urbanisme, télémétrie en temps réel, topographie, foresterie - On trouve les LiDAR satellites, aéroportés, terrestre, à points discrets, formes d'ondes complètes ou comptage de photons (décrits après).

	LiDAR à courte altitude de vol (< 1 Km de vol)	<ul style="list-style-type: none"> - Emetteur Laser de forte puissance, récepteur lumière et photo détecteur de très haute sensibilité. - Sélection des longueurs d'ondes hors du domaine de transparence de l'œil.
	LiDAR à détection cohérente	<ul style="list-style-type: none"> - Identique à RADAR. - Emission des impulsions puissantes mais courtes. - Réception d'un mélange entre l'onde lumineuse reçue et une partie de l'onde émise qui était décalée d'une fréquence connue. - Génération d'un terme oscillant dans le signal de sortie du photo-détecteur. - Filtrage électronique du signal (hétérodyne). - Appliqué directement pour la mesure de la vitesse de la cible.
LiDAR atmosphérique	LiDAR à rétrodiffusion (Rayleigh, Mie, Raman)	<ul style="list-style-type: none"> - LiDAR utilisé pour analyser les échos lumineux qui proviennent des molécules de l'air ou de l'atmosphère (gouttelette d'eau, aérosols, glace...) le long du trajet du faisceau Laser et étudier l'intensité de la rétrodiffusion ou de l'atténuation de la lumière par constituants. - Classés suivant les phénomènes d'interaction observée : Diffusion de Mie, Fluorescence résonnante, Diffusion de Rayleigh - Utilise des Lasers puissants (énergie > 10 mJ/impulsion). - Fonctionne dans le proche infrarouge- ultraviolet - Longueur d'onde est choisie courte pour maximiser les interactions avec les molécules et petites particules (Rayleigh, Raman) ou longue (Mie) dans le cas de minimisation de ces interactions. - Applications : étude de la densité du contenu en eau-glace (Goyer & Watson 1963), mesure de la hauteur des nuages, mesure de la température de moyenne atmosphère (10 à 100 km) depuis le sol (Behrendt & Reichardt 2000), mesure de la

		vitesse du vent (Carrio et al., 2012)...
	LiDAR à fluorescence	<p>- La fluorescence s'agit d'une réémission d'un nouvel photon suite à l'excitation d'une molécule ou d'un atome par absorption d'un photon. Il existe deux types de LiDAR à fluorescence :</p> <p>- Résonante : la réémission se fait à la même énergie et longueur d'onde.</p> <p>- Non résonante : émission dans l'ultraviolet et réception dans le visible, permet de déterminer la présence et la concentration des molécules organiques fluorochromes à distance.</p>
	LiDAR à absorption différentielle DIAL	<p>- Utilisé pour mesurer les concentrations des traces de gaz dans l'atmosphère.</p> <p>- Principe : émission des impulsions à deux longueurs d'ondes, la première dite « ON », c'est une raie spectrale d'absorption d'une espèce moléculaire de l'atmosphère et la deuxième dite « OFF » n'appartient pas à la même raie d'absorption mais elle est très proche. L'absorption de la lumière à ces deux longueurs d'onde se diffère lors de son propagation, mais sa réflexion se fait d'une manière égale par tous les constituants de l'atmosphère. La différence d'atténuation des deux signaux ON et OFF est calculée à la réception. Elle est proportionnelle à la concentration des espèces de gaz recherchées.</p>

Tableau 1-1 : Principaux types de LiDAR et leurs caractéristiques.

Dans ce travail, nous allons nous focaliser sur les LiDAR à détection directe. En particulier, les LiDAR télémètre Laser à balayage sont détaillés dans les paragraphes suivants.

Ce type de LiDAR comprend trois composants majeurs pour envoyer les impulsions, capter leur rétrodiffusion, et enregistrer celle-ci (Figure 1-4) :

- Emetteur Laser : Il génère et transmet des séries d'impulsions Laser pour une longueur d'onde spécifique. Ces impulsions sont atténuées par absorption et diffusion par les

particules et molécules tout au long du trajet du faisceau. Une partie est rétrodiffusée vers le LiDAR.

- Téléscope : Il capte les impulsions rétrodiffusées avec un collecteur de lumière qui filtre les photons incidents. Le demi-temps d'aller-retour $\frac{\Delta t}{2}$ du signal réfléchi est lié à la distance apparente d entre le capteur et la cible (Baltsavias, 1999a; Wehr *et al*, 1999) par la relation :

Équation 1-5 :

$$d = \frac{\Delta t}{2} \cdot c$$

où $c = 299\,792,458\text{ m/s} \sim 3 \times 10^8\text{ m/s}$ est la vitesse de la lumière dans le vide.

- Système électro-optique d'acquisition : Un photo-détecteur transforme le signal reçu en signal électrique qui est traité par une chaîne électronique pour obtenir un signal LiDAR numérique. Ce dernier est acquis avec un échantillonnage temporel régulier prédéfini. Il est stocké en tant qu'ensemble de bins.

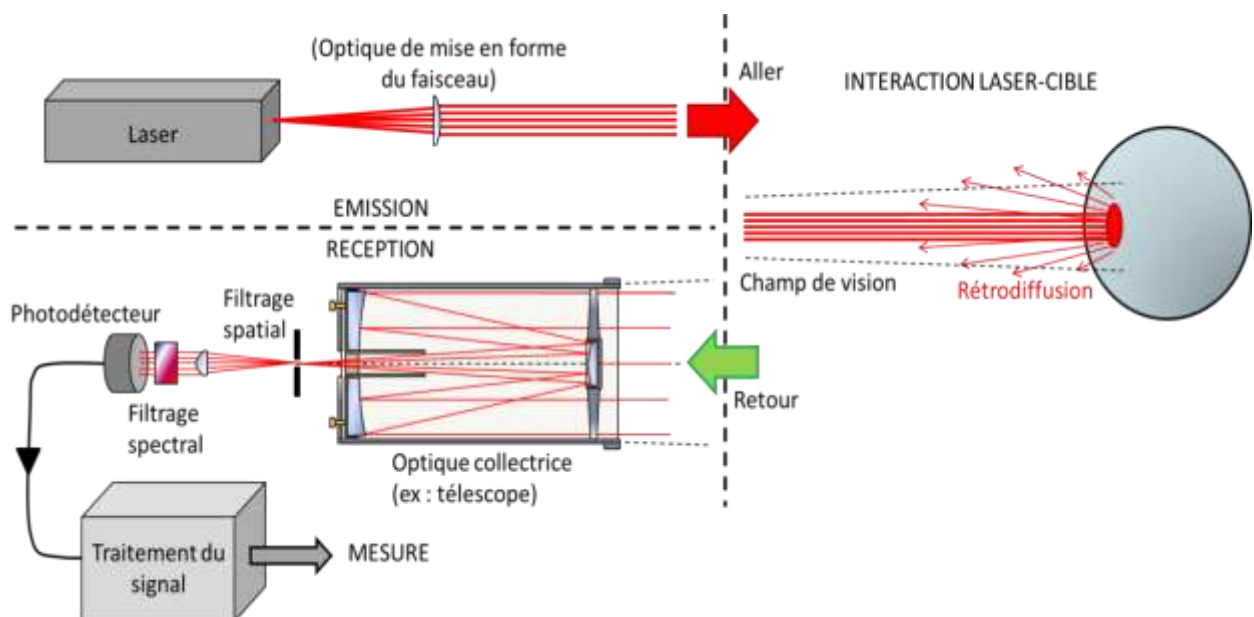


Figure 1-4: Schéma de système LiDAR et de son principe de fonctionnement (Kilohn Limahn).

Un système LiDAR dédié à la cartographie combine en général trois technologies éprouvées : un télémètre Laser compact et robuste, un système de référence inertiel (IMU : Inertial Measuring Unit) et un système de positionnement par satellite (GPS : Global Positioning System). L'intégration de ces trois sous-systèmes dans un seul instrument embarqué sur véhicule terrain ou aéroporté permet de produire efficacement des cartes topographiques, numériques, tridimensionnelles et précises. Les précisions attendues du LiDAR sont de

l'ordre du centimètre dans le plan (X,Y) et du décimètre en altitude (Z) (Ackermann, 1999, Hodgson & Bresnahan, 2004).

Le LiDAR est utilisé dans de nombreux domaines d'application :

- **Végétation/Forêt** (Hancock et al., 2017, Wang et al., 2016, Tilly et al., 2014, Eitel et al., 2014, Gao et al., 2015)
 - Agriculture : détermination de propriétés biophysiques comme la hauteur, le LAI, la brillance du sol, la biomasse, la quantité d'azote des cultures, la topographie et l'exposition solaire des parcelles agricoles.
 - Forêts : évaluation de propriétés structurelles forestières comme la hauteur, indice foliaire, biomasse, taille des couronnes... des arbres.
- **Géosciences** (Cunningham, et al., 2006, Perron, et al., 2009, Irvine-Fynn et al., 2011)
 - Analyse des risques sismiques
 - Surveillance de l'activité volcanique via la mesure de déformations
 - Géomorphologie sous couvert végétal, météorologie, physique de l'atmosphère,...
- **Topographie** (Van-Wierds et al., 2017, Guinard et al., 2017)
 - Etude des infrastructures (routes, rails,...)
 - Suivi des phénomènes hydrologiques et érosifs
 - Etude de l'occupation du sol (route, sol, forêt, parcelles agricoles, végétation, roches)
 - Extraction des bâtiments urbains
- **Infrastructure de transport** (Barbaresco et al., 2015, Thornton et al., 2014)
 - Détection de la vitesse des véhicules pour assurer la sécurité routière.
 - Guidage automatique des véhicules terrestres ou spatiaux.
 - Surveillance du trafic aérien.
- **Archéologie et patrimoine** (Georges-Leroy et al., 2011, Collins et al. 2008)
 - Détection de sites cachés sous l'eau ou sous la végétation.
- **Production d'énergie éolienne** (Wildmann et al., 2017)
 - Mesure des vitesses et turbulences du vent.

2.2. Types de LiDAR

Il existe trois types majeurs de LiDAR télémètre Laser à balayage :

- LiDARs à retours discrets, aussi appelés LiDARs multi-échos.

- LiDARs à retour d'onde complète (LiDAR full waveform en anglais),
- LiDARs à comptage de photons.

a) LiDAR à retour discret

Il a en général une petite empreinte et un faible angle de divergence (Wehr et al., 1999a) pour faciliter la pénétration de ses impulsions dans la végétation jusqu'au sol. Le faisceau Laser peut cependant être totalement absorbé par le couvert végétal et donc ne pas atteindre le sol ou bien ne pas intercepter tous les sommets d'arbres ce qui induit une sous-estimation du couvert arboré (Zimble et al., 2003).

A partir du flux temporel de photons rétrodiffusés qu'il capte, le LiDAR à retours discrets peut enregistrer N échos associés à N niveaux de la scène observée. Ainsi, ce signal discret peut être une valeur unique ($N = 1$) qualifiée de premier retour qui correspond aux premiers photons captés ou bien un ensemble de valeurs indicatives de N maxima locaux du flux de photons captés. Le signal associé aux derniers photons captés est appelé "dernier retour". La Figure 1-5 montre un LiDAR aéroporté qui enregistre trois échos par impulsion : 1^{er} retour du au sommet d'un arbre, 2^{ème} retour dû au sous-bois, et dernier retour dû au sol.

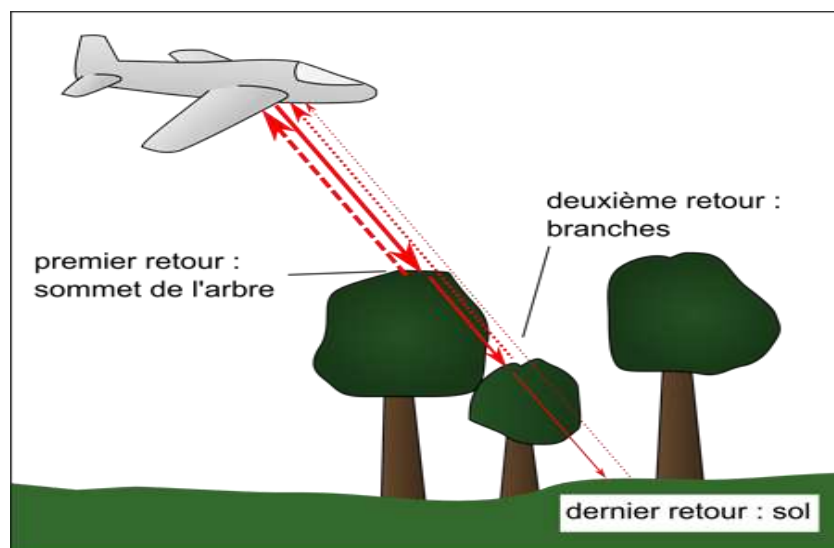


Figure 1-5: Exemple de LiDAR à trois retours discrets (Clouet et al., 2009).

L'ensemble des retours dus à une cible observée avec de multiples impulsions constitue un nuage de points. La densité de ce nuage dépend du nombre d'impulsions et du nombre de retours enregistrés par impulsion. Les nuages de points sont souvent utilisés pour construire des modèles numériques d'altitude (MNA) avec une précision verticale de quelques centimètres à un mètre. Ils sont très efficaces pour cartographier l'architecture de paysages

urbains et naturels : cartographie de bâti (immeubles, routes,...), forêts, de systèmes de communication sans fil,...

b) LiDARs à retour d'ondes complètes (LiDAR full waveform)

Les premiers LiDARs full-waveforms opérationnels sont apparus en 2004. Leur signal, appelé "forme d'onde", est un échantillonnage temporel de l'intensité du flux de photons captés pour chaque impulsion Laser. Ils peuvent donc renseigner sur la distribution des hauteurs des surfaces illuminées par l'impulsion (Dubayah *et al*, 2000). Leur empreinte, souvent de l'ordre de la dizaine de mètres, est en général plus grande que l'empreinte des systèmes à retour discret. La Figure 1-6 montre une forme d'onde de deux arbres de tailles différentes. L'axe vertical indique la variable temps, c'est-à-dire la distance entre le LiDAR et le milieu observé. L'axe horizontal indique l'intensité du signal, c'est-à-dire une information qui dépend de la densité volumique et des propriétés optiques des feuilles, branches, etc.

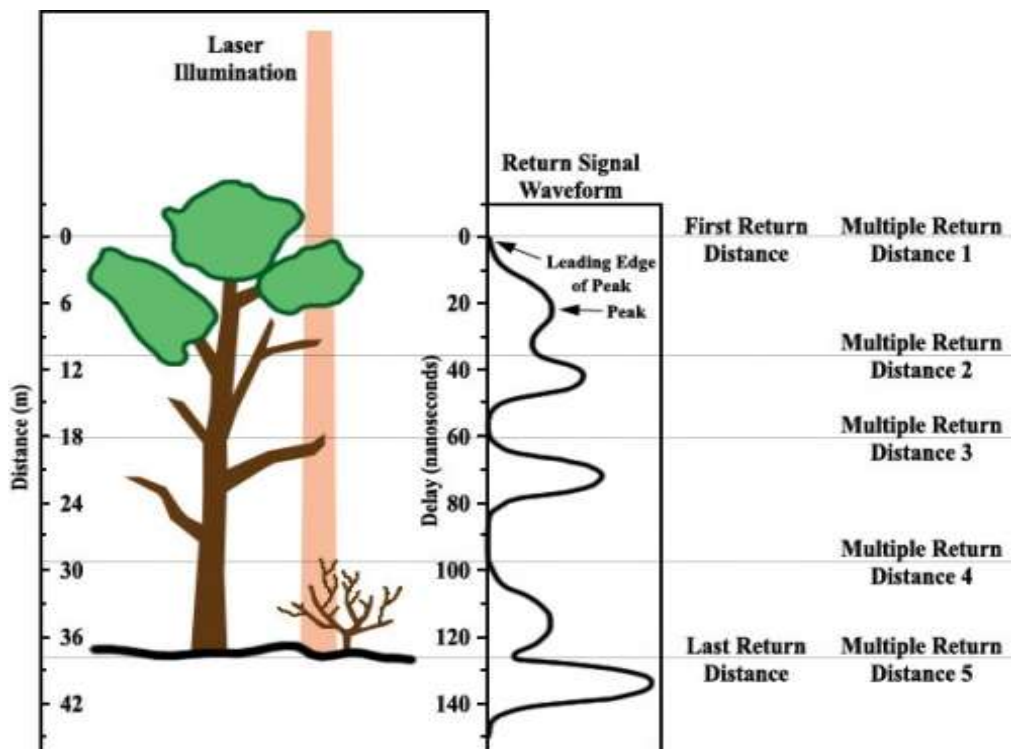


Figure 1-6 : Exemple de forme d'onde complète (full waveform) (Lefsky et al., 2002).

c) LiDAR à "comptage de photons"

Le LiDAR de type "comptage de photons" est la technique LiDAR la plus efficace de point de vue énergétique car il est conçu pour détecter un par un les photons incidents, avec un temps mort après chaque détection de l'ordre de quelques nanosecondes. Ce LiDAR utilise un

détecteur d'un seul photon à la fois au lieu d'un détecteur électronique analogique traditionnel. Ce détecteur utilise une photodiode à avalanche unique de la technologie InGaAs pour fonctionner en mode « Geiger ». Peu de modules à comptage de photons sont développés avec cette technologie comme les modules de comptage de photons (SPCM)¹, le compteur de photons SPD_A d'AUREA Technology²...

Trois paramètres clés permettent de définir le LiDAR à comptage de photons : la probabilité de détection d'un photon qui atteint le capteur, le temps mort de détection d'un photon et le taux de comptage du bruit thermique du détecteur sans aucune source de lumière. Les modes d'acquisition des LiDAR à formes d'ondes et à comptage de photons diffèrent. En effet, le profil continu de forme d'onde demande un post traitement pour déduire les positions des éléments diffuseurs alors que chaque donnée du LiDAR à comptage de photons peut fournir directement l'emplacement de l'origine du phénomène de diffusion considéré. Actuellement, peu de LiDARs à comptage de photons aéroportés sont opérationnels. Certains sont utilisés pour préparer des missions spatiales comme par exemple MABEL (McGill et al., 2013) et SIMPL (Swath Imaging Multi-polarization Photon Counting LiDAR) (Harding et al., 2007) qui sont des prototypes de ATLAS qui vient d'être embarqué sur le satellite ICESAT-2 de la NASA en septembre 2018.

Les systèmes LiDARs sont en général embarqués sur avion, satellite, in-situ ou drone. Ils sont décrits ci-dessous.

a) LiDAR aéroporté

Le scanner Laser aéroporté, souvent appelé ALS "*Airborne Laser Scanning*", est en général embarqué avec un récepteur GPS et une centrale inertielle INS qui donnent respectivement la position et l'attitude de l'avion (Figure 1-7). L'ALS scanne la surface observée avec un mécanisme de balayage latéral par rapport à l'axe de vol. Il envoie des impulsions à haute fréquence ($\approx 100\text{ KHZ}$), ce qui permet un échantillonnage spatial très précis, avec un possible recouvrement des empreintes au sol (Figure 1-8). Ces dernières peuvent être petites (e.g. 0.2 à 3 m de diamètre) pour une cartographie détaillée de petites zones ou grandes (e.g., 10 à 70 m de diamètre) pour couvrir de grandes zones. Les Lasers au néodyme (Nd), émettant à 1064 nm (proche infrarouge), 532 nm (vert) et 355 nm (ultraviolet) par doublage/triplage de fréquence, sont les plus employés. Selon le type de LiDAR, l'ensemble des signaux mesurés

¹ <https://www.digikey.fr/fr/product-highlight/e/excelitas/single-photon-counting-modules>

² <http://www.aureatechnology.com/fr/produits/compteur-de-photon-ir.html>

constitue un nuage tridimensionnel de points géo- référencés ou bien un ensemble de formes d'onde.

Les campagnes d'observation ALS sont en général réalisées par des entreprises spécialisées à partir de diverses spécifications (e.g., zone à balayer, densité de points, nombre de retours enregistrés). La nécessité de disposer d'un avion les rend onéreuses. Ceci explique que plusieurs applications utilisent souvent un même jeu de données ALS (Baltasvias, 1999).

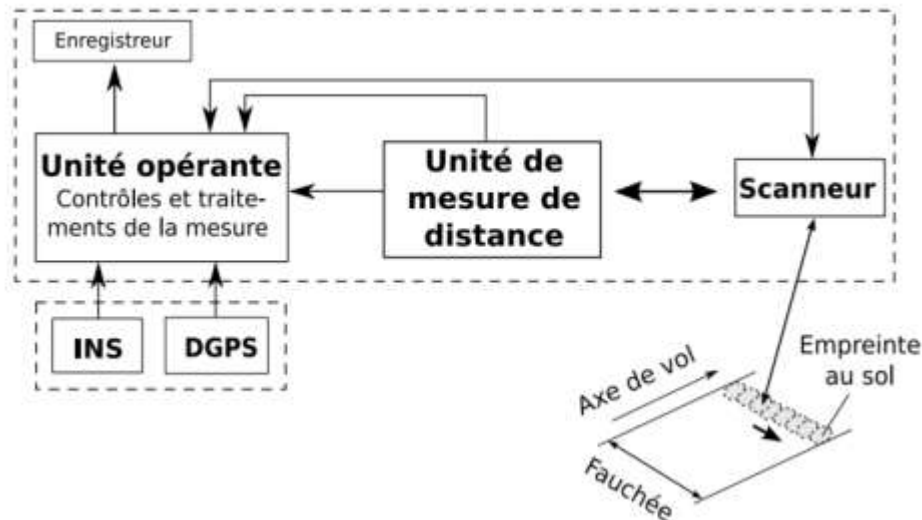


Figure 1-7 : ALS avec un DGPS (GPS différentiel) et un INS (centrale inertielle) (Mallet et al., 2007).

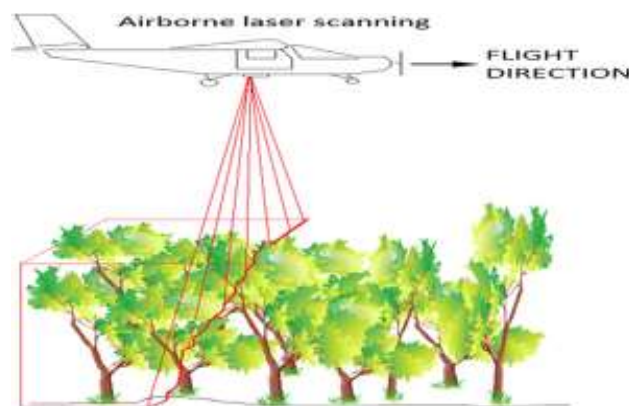


Figure 1-8 : Configuration d'observation ALS de couvert forestier.

Le traitement de mesures ALS de couvert arboré peut en particulier renseigner sur :

- La distribution 2D de la hauteur de la canopée.
- La distribution verticale de la densité volumique foliaire
- Le diamètre du tronc des arbres, la biomasse, le volume des houppiers, etc.

Un objectif majeur de cette thèse est d'inverser des formes ondes complètes et à petite empreinte pour obtenir des propriétés biophysiques de la végétation comme la hauteur et l'indice foliaire.

b) LiDAR sur drone UAV

Bien que la majorité des applications des véhicules aériens sans pilote ou drones (UAVs) ont des objectifs et des fins gouvernementales ou militaires (Choi et al.2009), le LiDAR embarqué sur les drones « UAV LiDAR » est l'une des technologies les plus spectaculaires ces dix dernières années appliquée en télédétection pour l'étude environnementale. Grâce aux avantages importants de la réduction des coûts des compagnies LiDAR par rapport aux avions et hélicoptères et la rapidité de la mise en œuvre, ce LiDAR est en forte croissance. De nombreux systèmes de ce type sont utilisés dans de nombreuses applications comme l'agriculture de précision ou la gestion des forêts. En particulier, ils facilitent la couverture des parcelles où l'accès est difficile. Différentes études sur les forêts ont exploré l'UAV LiDAR (Jaakkola et al., 2010, Lin et al., 2011, Sankey et al., 2017) et ont mesuré plusieurs propriétés structurales forestières.

Surveyor Ultra³ est un exemple d'UAV développé par la société YellowScan et embarqué sur le drone OnyxStar FOX-C8-HD conçu par AltiGator. La précision de ce LiDAR est assurée par un système « RTK » (Cinématique à Temps Réel) embarqué. POD LiDAR H16 et H32 sont deux autres exemples d'UAV développés par Hélicéo⁴. Ces systèmes LiDAR sont performants sur une longue distance allant jusqu'à 200 m de portée avec une précision de 3 cm.

c) LiDAR Terrestre

Le LiDAR terrestre, souvent appelé TLS "*Terrestrial LiDAR System*", est utilisé in-situ. Il peut être tenu à la main ou embarqué sur un véhicule (camion, voiture) ou statique monté sur un trépied (Figure 1-9). Les TLS sont généralement des LiDARs de type retour discret. Ils sont utilisés pour des applications de proximité et de haute précision. Ils sont capables d'enregistrer des centaines de points avec les positions (X,Y,Z), leurs intensités, la couleur RGB et les angles azimutaux et zénithaux. A l'aide d'un système imageur et GPS, des informations géo-spatiales tridimensionnelles sont enregistrées et fournissent un nuage de points 3D référencés. Des points de contrôle au sol (ground control points, GCP) sont repérés

³ <https://www.yellowscan-lidar.com/products>

⁴ <http://www.heliceo.com/fr/produits-pour-geometres/lidar/>

avant l'acquisition des données LiDAR afin de permettre le passage à un système de coordonnées absolu. Ce sont des cibles réfléchissantes placées sur la zone d'étude, repérées dans le système de coordonnées de l'acquisition et dont les coordonnées ont été mesurées par DGPS avec une précision centimétrique. L'alignement de deux balayages TLS nécessite au moins trois points de contrôle. Il est préférable d'avoir cinq ou plus afin de corriger les erreurs. En plus, ces points de contrôles doivent couvrir une large zone entourant la zone balayée et il faut éviter de les placer linéairement ou les trop serrés. Et si plusieurs sites d'analyse sont utilisés, il n'est pas nécessaire que tous les points de contrôle soient visibles depuis tous les sites d'analyse. Cependant, il est nécessaire que chaque site d'analyse puisse voir au moins trois points en commun avec d'autres sites d'analyse.

Cependant, plusieurs contraintes limitent l'emploi des TLS dans les forêts. C'est en particulier le cas de l'occlusion : les objets qui se trouvent derrière la première cible rencontrée par les impulsions Laser ne sont en général pas détectés. Pour atténuer cet effet d'occlusion, le balayage du TLS est effectué depuis plusieurs points de vue autour de chaque cible (les arbres par exemple).



Figure 1-9: Collecte des données LiDAR avec un TLS dans un milieu forestier.

d) LiDAR satellitaire

LITE a été un des premiers LiDARs spatiaux. Ce LiDAR développé par la NASA opérait à trois longueurs d'onde. Il a été embarqué sur la navette spatiale en septembre 1994 dans le cadre de la mission STS-64. Les principaux objectifs étaient l'exploration et la validation de la technologie LiDAR pour les applications spatiales. LITE a fonctionné 53 heures et a enregistré 40 GB de données qui ont couvert 1.4 Mk de sol. Ces données ont fourni la

première vue globale détaillée de la structure verticale des nuages et des aérosols de la surface de la Terre à travers la stratosphère moyenne.

Le premier LiDAR satellitaire GLAS "*Geoscience Laser Altimeter System*" a été embarqué sur le satellite ICESAT "*Ice, Cloud and land Elevation Satellite*", lancé le 13 janvier 2003 à 600 km d'altitude dans le but d'observer continuellement et globalement la Terre. Il avait trois objectifs majeurs. (1) Estimation du bilan de masse des calottes polaires et de ses impacts sur le niveau des océans. (2) Mesure de la hauteur des nuages et des aérosols dans l'atmosphère. (3) Cartographie de la topographie des surfaces terrestres (Zwally et al., 2002). Cette mission s'est arrêtée le 14 août 2010. GLAS échantillonnait la surface terrestre tous les 170 m (fréquence de 40 Hz) avec une empreinte au sol de 70 m en moyenne. Ses impulsions étaient courtes (4 à 6 ns), dans l'infrarouge à 1064 nm pour mesurer la hauteur des surfaces et dans le vert à 532 nm pour estimer la hauteur des nuages et des aérosols. Les données GLAS ont permis de nombreux travaux de recherche sur la végétation (Baur et al., 2017, Dhanda et al., 2017, Miller et al., 2011, Xing et al., 2010).

Le satellite ICESAT-2 de la NASA (Moussavi et al., 2014) qui est lancé le 15 septembre 2018 est équipé d'un altimètre Laser à comptage de photons ATLAS. Ce dernier va permettre aux scientifiques de mesurer l'élévation des calottes glaciaires, des glaciers, des glaces de mer, etc., le tout avec des détails sans précédent.

GEDI "Global Ecosystem Dynamics Investigation Lidar" est une autre mission spatiale en cours d'implémentation qui sera embarqué sur la station spatiale à la fin de l'année 2018. Son objectif est de caractériser les effets du changement climatique et de l'utilisation des surfaces terrestres sur la structure et la dynamique des écosystèmes afin d'améliorer la quantification et la compréhension du cycle du carbone..

2.3. Apports du LiDAR pour l'étude des couverts végétaux

a) Etude des couverts forestiers

La télédétection LiDAR est très utilisée pour les travaux portant sur l'étude des forêts (Hancock et al., 2017, Lindberg et al., 2012, Anderson et al., 2005, Morsdorf et al., 2006). Son emploi permet d'importants gains en temps et en investissement, et de plus de palier aux difficultés liées aux inventaires classiques de terrain tels que les problèmes de lourdeurs des tâches fastidieuses et d'accessibilité aux sites montagneux.

La littérature scientifique fait état de nombreux travaux dédiés à l'évaluation du potentiel des données LiDAR pour l'estimation des paramètres forestiers. Par exemple, Anderson et al., 2005 ont trouvé une bonne corrélation entre des données LiDAR ALS et plusieurs variables biophysiques (hauteur de la canopée, hauteur de la base de la canopée). Divers travaux ont aussi été réalisés pour mettre au point des méthodes de reconnaissance des structures forestières par LiDAR aéroporté ALS (cf. synthèse dans Durieux, 2007) et spatioporté (Zhao et al., 2013). De nombreux études ont aussi porté sur la classification des types d'arbres (Brennan et al., 2004 Holmgren et al., 2004). Par exemple, Holmgren et al. (2004) ont identifié des espèces d'arbres tout en caractérisant leurs structures et leurs formes à l'aide de l'analyse des données ALS de haute densité. Brennan et al. (2004) ont réussi à bien classer les conifères et les arbres à feuilles caduques.

D'autres chercheurs ont utilisé les données LiDAR aéroporté et satellitaire afin d'estimer la biomasse des forêts (Asner et al., 2014, Ferraz et al., 2014, Ritchard et al., 2012, Lefsky et al., 2005, Drake et al., 2003). Ils ont remarqué un fort lien entre la biomasse forestière et la hauteur de la canopée qui pourrait être retrouvée par LiDAR, ainsi qu'avec d'autres paramètres dérivés du ce capteur. Par exemple, Drake et al. (2003) ont utilisé une fonction de puissance pour relier la hauteur estimée par un ALS à la biomasse aérienne des forêts tropicale à Panama et Costa Rica. Asner et al. (2014) ont fourni aussi, des équations allométriques à partir des hauteurs maximales de la canopée issues de LiDAR afin d'estimer avec précision la biomasse d'une forêt tropicale. Zolkos et al. (2013) ont comparé plus que 70 travaux d'estimation de la biomasse aérienne à partir de différents capteurs LiDAR, RADAR et optiques. Ils ont montré que les résultats obtenus avec les données LiDAR sont les plus précis. Pour les différents LiDAR de type retour discret, forme d'onde complète et GLAS, les erreurs d'estimations RSE (Relative Standard Error) étaient respectivement de l'ordre de 39.4 Mg/ha, 50 Mg/ha et 39.6 Mg/ha. Avec les données optiques et RADAR, le RSE a été de l'ordre de 70 Mg/ha.

La hauteur de la canopée est l'un des principaux paramètres forestiers. Son estimation fait l'objet de plusieurs travaux avec des mesures LiDAR aéroportées ou satellitaire (Lefsky et al., 2005, Mitchard et al., 2012, Fayad et al., 2014, Taejin et al., 2014). Les données satellitaires acquises par le capteur GLAS /ICESAT sont largement utilisées et analysées (Lefsky et al., 2005, Fayad et al., 2014). Dans chaque empreinte de GLAS, la hauteur maximale est estimée avec une précision entre 2 et 13 m, selon la nature des forêts et les caractéristiques des zones étudiés (Hilbert et al., 2012, Lee et al., 2011, Pang et al., 2008). Des régressions linéaires

appliquées à des paramètres dérivés des formes d'ondes issues de GLAS ont été couplées avec des mesures LiDAR aéroporté pour trouver la hauteur moyenne des couronnes des arbres (Pang et al., 2008). Le RMSE (Root Mean Square Error) obtenu a été de 3.8 m dans des forêts conifères en Amérique.

Plusieurs recherches sont centrées sur l'obtention de la structure verticale des arbres forestiers à partir des formes d'onde (Allouis et al., 2011). Ainsi, Cuesta et al. (2010) et Shang and Chazette (2014) ont utilisé respectivement les LiDAR aéroportés full waveform dans le domaine ultra-violet LAUVAC et ULICE. Ces capteurs fonctionnent avec une longueur d'onde de 355 nm afin de minimiser les diffusions multiples. Ce sont des capteurs démonstrateurs pour préparer de futures missions satellites dédiées à l'obtention de paramètres forestiers à une échelle globale. Ces travaux se sont focalisés sur la modélisation de la distribution du bruit pour appliquer à la suite un seuillage optimal qui permet d'extraire le signal utile. Ainsi, en détectant la limite minimale et maximale du signal, il a été possible de retrouver l'altitude du sol et la hauteur du couvert, ainsi que la hauteur de la base de la couronne.

D'autres recherches sont basées sur la séparation des arbres individuels par la détection des couronnes (Wang et al., 2016; Lahivaara et al., 2014; Morsdorf et al., 2004; Holmgren et al., 2003). Par exemple, Wang et al. (2016) ont exploré l'importance de l'utilisation de nuages de points d'un ALS pour la détection des arbres de tailles intermédiaires et petites. Ils ont utilisé et comparé cinq méthodes de détection individuelle d'arbres ITD (Individual Tree Detection methods) afin de modéliser la structure 3D de la canopée. Lahivaara et al. (2014) ont proposé une estimation bayésienne pour la détection des arbres en appliquant une méthode d'optimisation Quasi-Newton à partir du nuage de points 3D. De nombreux auteurs ont par ailleurs mis au point des modèles de canopée permettant de reconstituer, compter et mesurer les houppiers et la hauteur des arbres par différentes méthodes de segmentation et d'analyse géométrique du modèle numérique d'altitude dérivé de l'analyse des nuages de points discrets (Sexton et al., 2009; Chauve et al., 2009). D'autres travaux ont porté sur la distribution de la hauteur des points directement dans le nuage des points discrets à l'échelle de l'arbre ou de petite zone (Kato et al., 2009). Par ailleurs, Schneider et al. (2014) ont modélisé l'architecture de la canopée en utilisant deux méthodes de reconstruction, l'une traitant individuellement les arbres et l'autre analysant toute la scène comme une grille de voxels. Ils ont ainsi réussi l'inversion des formes d'ondes LiDAR acquises sur la forêt pour extraire la position, la hauteur de l'arbre, le volume, le diamètre de la couronne et l'indice foliaire.

L'indice foliaire LAI (Leaf Area Index) est aussi une variable biophysique majeure pour quantifier la dynamique de la végétation. Il est défini comme la surface des feuilles d'un arbre ou d'un peuplement végétal par unité de surface de sol (Myneni et al., 1997). Ce paramètre est donc sans unité. Il est fortement lié à la photosynthèse, la respiration et la transpiration des plantes (Gower et al., 1991). Il peut être utilisé comme une variable d'entrée dans la modélisation de la biosphère car il implique des informations pertinentes pour la compréhension du processus écologique (Bonan, 1993). Par exemple, le LAI est utilisé pour surveiller la croissance des plantes, l'estimation de leur état de santé et le suivi de leur santé. Par le passé, plusieurs techniques, utilisant différents types d'instruments, ont été proposées pour mesurer d'une façon in-situ, directement ou indirectement, le LAI (Jonckheere et al., 2004). L'estimation du LAI par des méthodes indirectes non destructives suscite beaucoup d'intérêt dans le cadre des études à grande échelle des forêts, mais reste, cependant, une tâche particulièrement délicate, souvent sujette à des erreurs d'estimation.

Dans les dernières années, beaucoup d'efforts ont été orientés vers l'utilisation des données LiDAR pour l'estimation du LAI (Ben Hmida et al., 2016, Morsdorf et al., 2006, Ma et al., 2014). Par exemple, Tang et al. (2014) ont calculé les profils verticaux de LAI d'une forêt au Costa Rica à partir des formes d'ondes complètes en utilisant le théorème de trous "Gap Theory" (Nilson, 1971, 1999) qui quantifie la relation entre le LAI et la fréquence de trous pour les couches horizontales et homogènes de la canopée. Ma et al. (2014) ont combiné les données discrètes d'un ALS, MODIS et MISR ; la hauteur de la canopée qui est indispensable pour l'estimation de LAI étant faite à partir de données LiDAR. D'autres paramètres structuraux comme la densité, les formes et les hauteurs des couronnes sont produits avec MODIS et MISR. L'ensemble de ces paramètres avec des mesures terrain sont combinés pour retrouver le LAI.

D'autres études ont utilisé l'inversion des modèles de transfert radiatif RTM (Radiative Transfer Model) (Bye et al., 2016, Schneider et al., 2014, Koetz et al., 2006). Ces RTM modélisent, décrivent, simulent et interprètent les données LiDAR comme DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) (Gastellu et al., 1996, 2015, Yin et al., 2013), Flight (North, 1996) et GORT (Ni-Meister et al., 2001). L'inversion des données LiDAR en termes de propriétés biophysiques de la végétation (hauteur d'arbres, la fraction de couverture et d'indice foliaire, à partir de ces RTM, est réalisée avec des algorithmes d'inversion bien connus comme le LUT « Look Up Table », le QNT « Quasi-Newton » et le NNT « Neural Network » (Bye et al., 2016, Koetz et al., 2006, Combal et al., 2003).

b) Etudes des cultures

Les zones agricoles couvrent à peu près 37 % de la surface terrestre. A travers le phénomène de la photosynthèse et leur production en biomasse, elles peuvent être considérées comme des puits de carbone (Kutsch et al., 2010). Cependant, plusieurs facteurs ont des impacts directs sur la photosynthèse comme le type de culture, les propriétés du sol, le climat et les pratiques de gestion des cultures. Par ailleurs, la très forte variabilité spatio-temporelle de la production des cultures rend nécessaire l'étude de leur croissance et de leur rendement. De plus, les propriétés biophysiques comme la hauteur, le LAI et la biomasse sont des informations très importantes pour les fermiers et les agriculteurs, car elles les aident à la prise de décisions pour l'irrigation, l'application des insecticides et les engrais chimiques. Les mesures in-situ classiques des agriculteurs sont souvent très onéreuses et longues à mettre en œuvre et utilisent des méthodes destructives. A l'heure actuelle, peu de travaux ont évalué la technologie LiDAR pour remplacer les mesures directes et estimer les propriétés biophysiques des cultures. Certaines études ont focalisé sur l'analyse des nuages de points de LiDAR TLS (Zhang et al., 2012, Tilly et al., 2014, Eitel et al., 2014) afin d'estimer la hauteur, la biomasse et la quantité d'azote des cultures. D'autres travaux ont retrouvé la hauteur et le LAI avec les données LiDAR points discrets d'un ALS (Davenport et al., 2000, Li et al., 2015). Ce nombre limité de travaux peut s'expliquer d'une part par l'impact de la petite taille des cultures (hauteur) qui limite le temps de retour entre le premier et le dernier écho comparé à ceux d'une forêt, ce qui limite la précision de la détection. D'autre part, la forte densité des cultures peut être considérée comme un facteur limitant puisqu'il diminue le pourcentage de pénétration de l'onde Laser à travers les feuilles. Luo et al., 2016 ont étudié l'effet de la densité des points LiDAR, la taille d'échantillonnage et le seuil de hauteur dans la précision d'estimation de la hauteur, le LAI et la biomasse de maïs. Ils ont obtenu des estimations précises à partir d'un nuage de points ALS avec une densité de 7.32 points /m². Et ils ont conclu que la densité de points a un grand impact sur la précision d'estimation. Cependant, ils ont affirmé qu'une forte densité de points n'améliore pas toujours la précision et qu'une densité moyenne peut donner une estimation raisonnable.

En se comparant avec les retours discrets, les formes d'ondes enregistrent toute l'énergie rétrodiffusée en fonction de la hauteur ce qui implique une description plus complète des diffusions dans la végétation (Hancock et al., 2011). Néanmoins, peu de travaux ont été réalisés sur les cultures avec des formes d'ondes complètes. Par exemple, Gao et al., 2015 ont estimé 75% à 95% de la hauteur de base de maïs en s'appuyant sur l'extraction des premiers

retours à partir des points discrets générés après une procédure de dé-convolution des formes d'ondes. Nie et al. (2016) ont estimé le LAI de maïs avec une méthode utilisant la loi de Beer Lambert. Ils ont estimé le LAI avec un RMSE de 0.449 et un coefficient de détermination $R^2=0.724$.

3. La modélisation des mesures LiDAR

L'estimation des propriétés biophysiques en s'appuyant sur la technologie LiDAR nécessite la compréhension de l'interaction du faisceau Laser avec la végétation (forêt et cultures). Pour cette raison, des modèles de transfert radiatif sont développés afin de décrire, simuler et interpréter les effets des différentes propriétés des paysages sur les mesures LiDAR. Quelques modèles de simulation de LiDAR sont présentés ci-dessous.

3.1. Les différents modèles

a) GORT

Le modèle GORT "Geometric Optical and Radiative Transfer" combine les principes de l'optique géométrique et du transfert radiatif (Li et al., 1995). Il décrit les effets des paramètres de la structure 3D de la canopée sur les radiations de l'environnement. Il a été modifié par Ni-Meister et al. (2001) pour modéliser le LiDAR puis amélioré par Yang et al. (2011). Ce modèle décrit les formes d'ondes LiDAR en fonction des paramètres de la structure 3D de la végétation. L'optique géométrique permet de décrire l'agglomération des feuilles dans les couronnes des arbres. GORT est appliqué et validé sur des forêts conifères. Cependant, il simule ces forêts avec des arbres très simplifiés qui ont un houppier ellipsoïdal et qui sont distribués aléatoirement. Les diffusions sont simulées à plusieurs ordres mais avec de fortes simplifications (e.g., calcul analytique sans suivi de rayon).

b) FLIGHT

FLIGHT (Forest Light radiative transfer) est un RTM qui simule la réflectance bidirectionnelle de la végétation et les retours LiDAR. Il applique une méthode de Monte Carlo inverse pour simuler le transport des photons dans une représentation 3D schématisée de la végétation (North, 1996). Ce modèle initial a été modifié pour simuler les formes d'ondes complètes LiDAR (North, 2010). La structure de la scène à grande échelle est modélisée par des primitives géométriques définissant les formes et les positions des couronnes et des troncs d'arbres. Le feuillage est représenté par la densité foliaire, la distribution angulaire foliaire, les

dimensions de la couronne, la fraction de couverture, les propriétés optiques des feuilles, des branches et la texture du sol. Ce modèle simule les diffusions multiples de l'onde dans la canopée et le sol. Il simule les signaux rétrodiffusés efficacement dans différentes bandes spectrales et prend en compte l'effet de la topologie. Les caractéristiques de l'émission des pulsations ainsi que l'échantillonnage spatial et temporel de l'instrument simulé sont modélisées. Cependant, la simulation des couronnes d'arbres est très schématique et les phénomènes atmosphériques ne sont pas modélisés.

c) RBL

RBL est un modèle temporel de radiosité (Huang and Wynne, 2013) qui simule la propagation des pulsations LiDAR à travers les milieux forestiers. Il permet de simuler les formes d'ondes LiDAR tenant en considération la topographie et les regroupements de la végétation. Ce modèle est fondé sur le modèle « RGM » (Radiosity Graphics combined Model) développé par (Qin & Gerstl, 2000). Cependant, la notion de temps n'est pas considérée dans RGM. Alors, Huang et Wynne, 2013 ont ajouté la théorie de dépendance de temps-radiosité à RGM afin d'évaluer les diffusions multiples des formes d'ondes LiDAR de point de vue de la radiosité. Les scènes 3D simulées sont générées à partir d'une combinaison de triangles et rectangles. Les entrées générales de RBL sont les positions et hauteurs des arbres, la forme des couronnes (ellipsoïdale, conique, cylindrique), le LAI, la distribution des angles des feuilles (Leaf Angular Distribution, LAD) et le modèle numérique de terrain. Les résultats de simulation des formes d'ondes ont été comparés avec succès ($R^2 > 0.9$) aux données du capteur SLICER (Scanning LiDAR Imager of Canopies by Echo Recovery).

d) DART

Le modèle 3-D de transfert radiatif DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) est développé au CESBIO depuis 1993 (Gastellu-Etchegorry et al., 1996). Il est l'un des plus précis et complets MTR (Gastellu et al., 2008). Il est utilisé dans de nombreux centres de recherches (e.g., NASA GSFC, CNES) et universités pour de multiples applications scientifiques comme l'inversion des images de télédétection (Gascon et al., 2004), la conception de futurs capteurs satellites comme le LiDAR à la NASA (<https://decadal.gsfc.nasa.gov/DESDynI.html>) et au CNES (Durrieu et al., 2013), l'étude de la fluorescence et de la photosynthèse des couverts végétaux (Guillevic & Gastellu-Etchegorry, 1999), l'impact des structures de canopée sur la texture des images terrestres (Bruniquel-Pinel & Gastellu-Etchegorry, 1998), l'étude des forêts tropicales (Barbier et al. 2012), etc.

L'Université Paul Sabatier distribue DART sous licence libre pour la recherche et pour l'enseignement en télédétection et bilan radiatif. DART permet de simuler à la fois la réflectance, la température de brillance, les mesures LiDAR et le bilan radiatif des paysages naturels et urbains, pour toute configuration expérimentale (relief, atmosphère, architecture de la canopée, etc.) et instrumentale (direction d'observation, etc.). DART a été validé dans le cadre de l'expérience RAMI (Widlowski et al., 2007) d'intercomparaison de modèles. Dans cette recherche, DART a été choisi pour inverser les formes d'ondes LiDAR et trouver les propriétés biophysiques de la végétation (hauteur, LAI,...). C'est pour cette raison qu'il est bien détaillé dans la section suivante.

3.2. DART: théorie, fonctionnalités et produits

a) Généralités

DART simule la propagation du rayonnement dans le domaine optique entier et l'infrarouge thermique dans le système Terre-Atmosphère. Il opère sur des paysages naturels hétérogènes (forêts, prairies, etc.) et urbains (bâtiments, maisons, etc.) en trois dimensions en tenant compte de la topographie et de l'atmosphère. Les paysages sont simulés dans DART comme une juxtaposition tridimensionnelles de facettes (c'est-à-dire des triangles et parallélogrammes) et/ou de cellules « voxels » remplis de matière turbide ou fluide. Un milieu fluide est défini par la densité, section efficace, albédo de diffusion simple et fonction de phase de ses composants. Un milieu turbide correspond à une description de la végétation. Il est défini par les propriétés optiques et la densité volumique foliaires ainsi que par une fonction statistique qui décrit la distribution angulaire des feuilles. Les facettes permettent aussi de simuler la végétation. D'une manière générale, elles permettent de simuler tout élément non fluide (i.e., bâti, topographie, éléments ligneux, etc.). Elles permettent même de simuler des milieux turbides, sous réserve d'être suffisamment nombreuses et petites. Elles sont définies par leurs orientations, leurs aires et leurs propriétés optiques. Pour les feuilles, ces dernières sont simulées dans DART avec les modèles Prospect-4/5 (Jacquemoud & Baret 1990) et Fluspect (van der Tol et al., 2009). De plus, DART peut aussi simuler des scènes complexes tridimensionnelles avec des matrices 3D de LAI ou des objets 3D importés (arbres, blé, maïs, etc.) constitués de facettes avec des bases de données SQL multi-spectrales qui identifient les propriétés géométriques et optiques de l'atmosphère et celles des paysages (végétation, bâtiment,...). Par ailleurs, les végétaux simulés avec des facettes peuvent si besoin être converties en milieu turbide 3D. Cette transformation est très utile si le couvert

végétal est simulé avec un nombre de facettes très important pour les moyens informatiques disponibles. Une autre caractéristique de DART, très utile pour les études de sensibilité et les approches d'inversion (Ben Hmida et al., 2017), est de pouvoir exécuter des séquences de simulations où un ensemble de paramètres d'entrées varie de manière quelconque.

Une interface graphique (IHM) permet de créer, modifier, configurer et exécuter les modules de DART. Ainsi, elle permet de saisir les paramètres de toute configuration expérimentale: altitude, résolution spatiale et temporelle du capteur, direction solaire et d'observation, propriétés de l'atmosphère, architecture et propriétés optiques du paysage étudié. De plus, elle affiche les produits simulés. DART fournit trois types majeurs de produits :

- Les mesures de télédétection (satellite, avion, in-situ) de LiDARs et spectromètres visible à infrarouge thermique.
- Le bilan radiatif : distribution 3D du rayonnement intercepté, absorbé, réfléchi, émis.
- Fluorescence chlorophyllienne induite par le rayonnement solaire.

La Figure 1-10 montre le menu de l'IHM dédié à l'importation et gestion d'objets 3D. La position, taille et rotation de tout objet 3D peut être définie (Figure 1-10.c). Un objet 3D peut être constitué de plusieurs groupes, ce qui permet d'associer des propriétés optiques par groupe. L'objet 3D de la Figure 1-10.b est un merisier au format obj. Il comprend deux groupes : "Leaves" pour les feuilles et "TrunkAndBranches" pour le tronc et les branches. La propriété optique lambertienne "FEUILLE" est attribuée au groupe "Leaves" (Figure 10.b). L'onglet "Optical and temperatures properties" de l'IHM permet de calculer les propriétés optiques avec le modèle Prospect/Fluspect (Figure 1-11) ou de les définir avec une base de données SQL de DART.

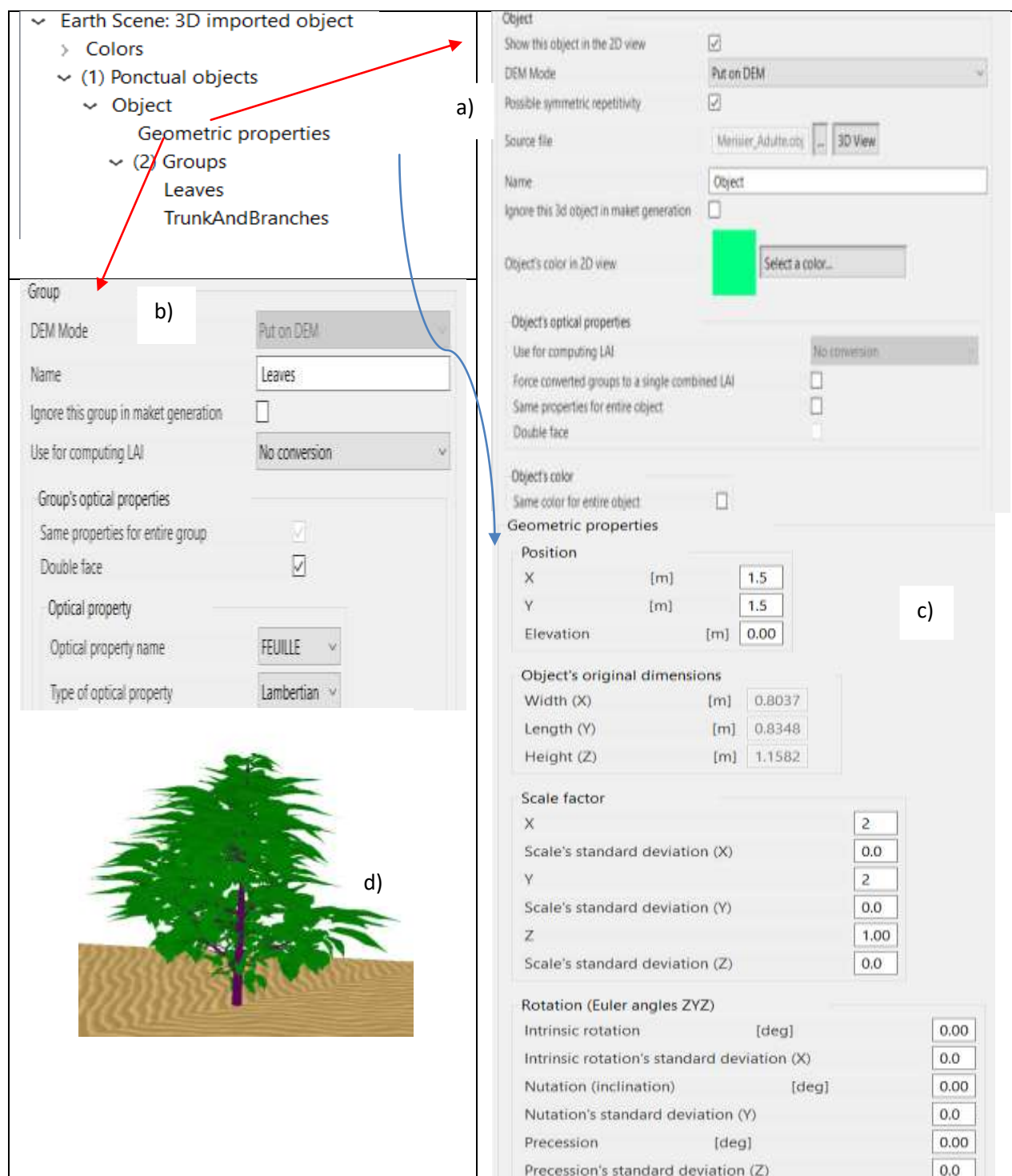


Figure 1-10: Menu d'importation et gestion d'objet 3D dans une scène DART.

Lambertian

Lambertian property name: FEUILLE

2D lambertian database: ProspectLambertian.db ... Display


2D lambertian model: hcm182455767

Reflectance : spatial variability: 0.0

Use specular: ☐

Multiplicative factor for database: ☒

Prospect / Fluspect

Model: ☒ 

Fluorescence: ☐

Input parameters

Optical parameters file: Prospect_Fluspect/Prospect_6D_2015.txt ...

Structure coefficient: 1.518

Chlorophyll [$\mu\text{g.cm}^{-2}$]: 58.0

Carotenoid [$\mu\text{g.cm}^{-2}$]: 10.0

Brown pigment: 0.0

Equivalent water thickness [cm]: 0.003662

Leaf mass per area [g.cm^{-2}]: 0.0131

Anthocyanin [$\mu\text{g.cm}^{-2}$]: 0.0

Figure 1-11: Définition des propriétés optiques de la scène.

Il convient de spécifier la dimension (x,y) du paysage étudié, la taille (x,y,z) des voxels DART, les propriétés thermiques et optiques des éléments du paysage, la topographie, etc. La Figure 1-12 illustre la création d'un champ de maïs 3D. L'onglet "Field" permet d'importer un fichier .txt qui définit plusieurs caractéristiques de l'objet: type, position, facteurs homothétiques et rotations. Ici, l'objet 3D est importé via le sous onglet "Model" du menu "Object".

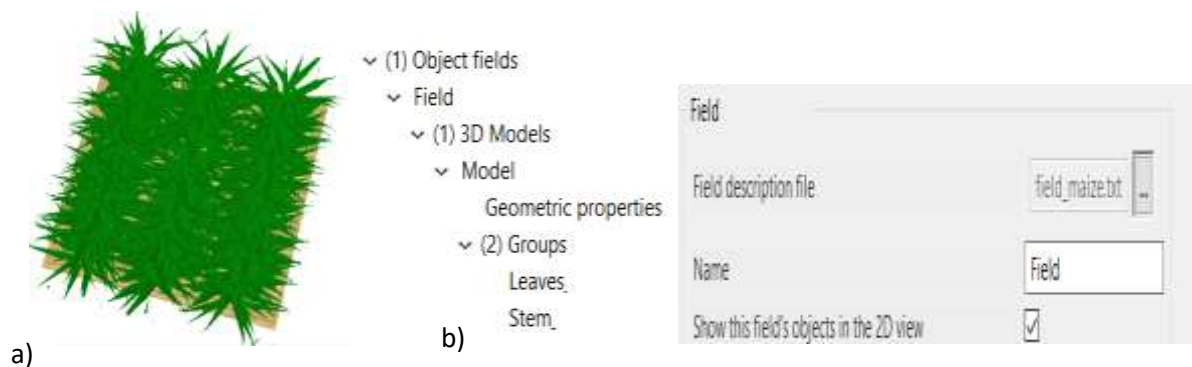
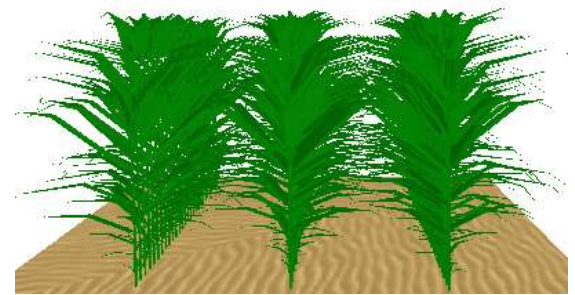
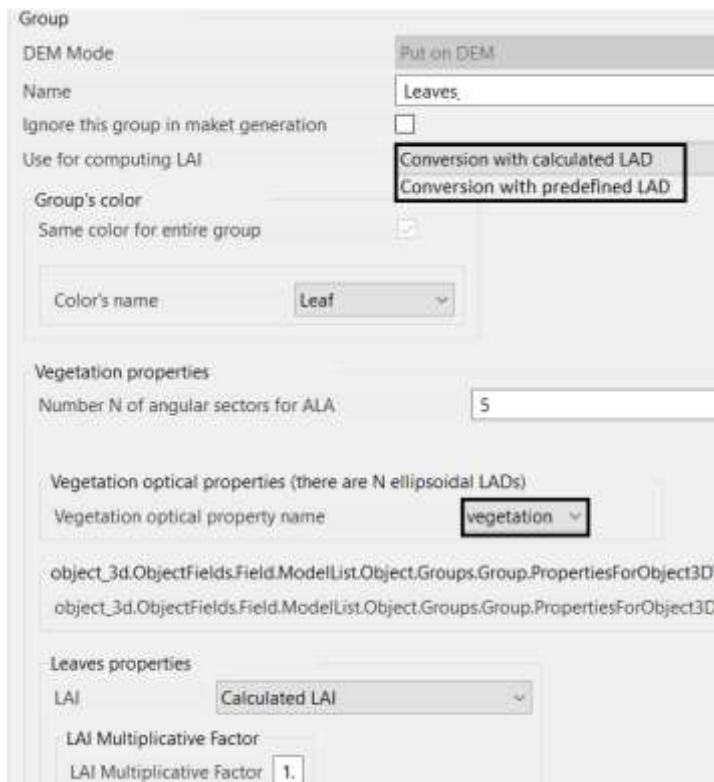


Figure 1-12 : Création d'un champ de maïs.

La scène de la Figure 1-12 peut être transformée en turbide en changeant l'option "no conversion" de l'onglet "Groupe" par "conversion" et en définissant les nouvelles propriétés optiques de type "végétation turbide" (Figure 1-13).



Triangle



Turbide

Figure 1-13 : Conversion des maquettes en triangles (facettes) (a) en turbides (b).

L'interaction 3D des radiations est simulée avec deux approches : l'interaction volumique pour un milieu turbide (Gastellu-Etchegorry, et al., 2004) et l'interaction des surfaces pour les facettes (Gastellu-Etchegorry, 2008). DART utilise dans son fonctionnement la méthode flux tracking (Gastellu-Etchegorry et al., 1996) avec un nombre fini de directions discrètes pour la simulation du bilan radiatif et les images radiométriques optiques aéroportés et satellites. Pour le mode LiDAR (aéroporté, terrestre ou satellite), une méthode « RayCarlo » qui combine les méthodes Monte Carlo et le flux tracking (Gastellu-Etchegorry et al., 2015) est utilisée pour suivre chaque photon lancé depuis le capteur jusqu'à ce qu'il soit absorbé; sort de la scène ou capturé par le capteur.

b) LiDAR dans DART

Ce travail de thèse est centré sur la simulation LiDAR (i.e., "Ray Tracing") dans la compréhension et l'inversion des signaux réels. Ici, deux options de simulation des formes d'ondes sont présentées : "single pulse" et le "multiple pulse" avec ou sans bruit pour des scènes végétales avec ou sans atmosphère.

- Méthode Ray-Carlo (Gastellu-Etchegorry et al., 2016):

La Figure 1-14 montre la configuration géométrique d'un LiDAR aéroporté ALS. Le capteur LiDAR est défini par une empreinte circulaire de rayon R qui est définie par l'angle solide d'illumination $\Delta\Omega_{footprint}(\alpha_{footprint})$, l'altitude du capteur H_{LiDAR} et la surface de l'empreinte $S_{footprint}$. Si la direction d'illumination est oblique (i.e., angle zénithal $\theta_L > 0$), la surface de l'empreinte a une forme elliptique caractérisée par un demi-grand axe et demi-petit axe. Les photons envoyés dans la direction $\Delta\Omega_{footprint}$ peuvent avoir une distribution angulaire et des caractéristiques de la pulsation (énergie, durée, densité, ...). Ils illuminent une surface S_{illum} dans l'atmosphère dans la direction de l'angle solide $\Delta\Omega(x,y,z)$. Le champ de vision FOV est défini par S_{FOV} . Un photon diffusé dans l'atmosphère à la position (x,y,z) peut illuminer le capteur LiDAR, caractérisé par la surface d'ouverture A_{LiDAR} dans différentes directions à l'intérieur de l'angle solide $\Delta\omega(x,y,z)$.

Dans DART, les volumes et les surfaces des objets simulés sont caractérisés par une fonction de phase de diffusion $P(\Omega_{in} \rightarrow \Omega_n)$. Pour chaque photon intercepté par une scène à la position (x_1, y_1, z_1) , la méthode Monte Carlo détermine la direction $(\Omega_{n1}, \Delta\Omega_{n1})$. En effet, pour chaque diffusion, un photon est lancé aléatoirement dans la direction $(\Omega_{n1}, \Delta\Omega_{n1})$ avec un poids proportionnel à l'angle solide $\Delta\Omega_{n1}$ et la fonction de phase $P(\Omega_{in} \rightarrow \Omega_{n1})$. Un autre photon est envoyé vers le capteur LiDAR tout le long de la direction $\omega(x_2, y_2, z_2)$ avec un poids proportionnel à l'angle solide $\Delta\omega(x_2, y_2, z_2)$ et la fonction de phase $P(\Omega_n \rightarrow \omega(x_2, y_2, z_2))$. Par la suite, le photon lancé vers la direction $(\Omega_{n2}, \Delta\Omega_{n2})$ contribue au phénomène de la diffusion multiple (Figure 1-15). C'est la méthode de Ray-tracing qui calcule les poids d'interception des photons traversant l'atmosphère, la distance parcourue des photons dans les cellules turbides, les fractions des rayons envoyés vers le LiDAR durant les diffusions et les fractions de diffusion et d'absorption des photons interceptés par le capteur. L'énergie et la distance traversée du photon qui atteint le capteur sont enregistrées et l'accumulation des photons constitue la forme d'onde.

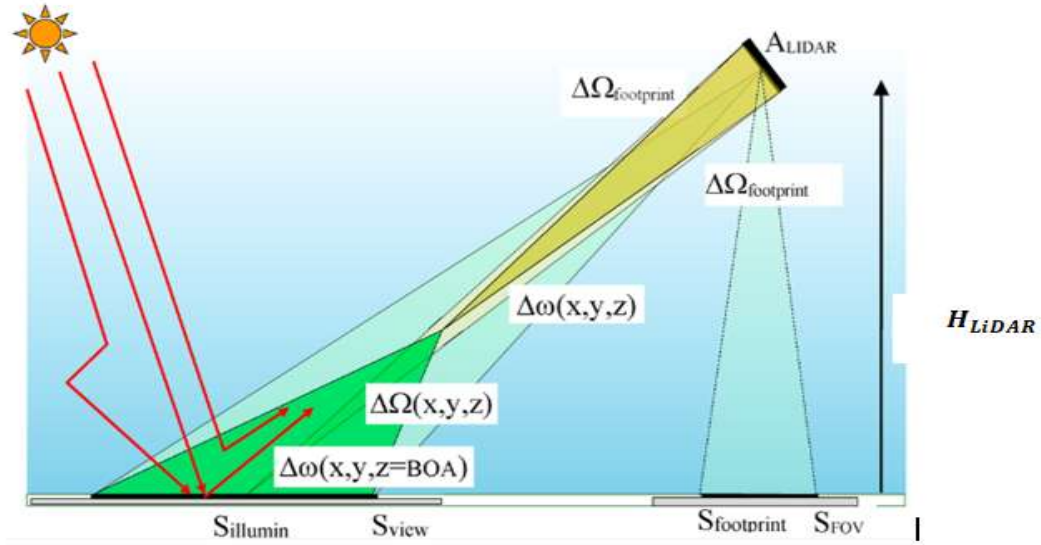


Figure 1-14 : Configuration géométrique du capteur LiDAR (DART User Manual, 2012).

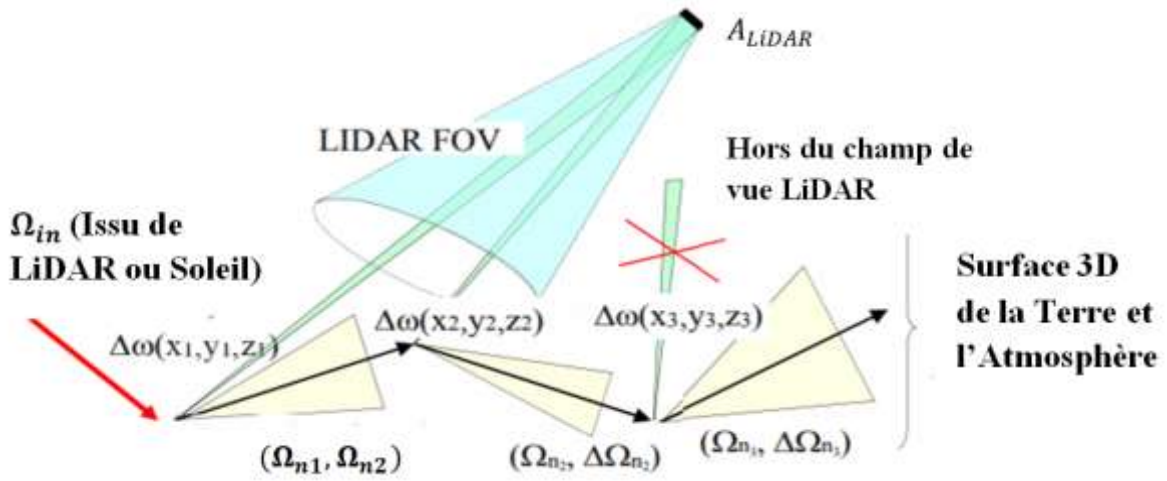


Figure 1-15 : Approche Ray-Carlo pour simuler le LiDAR dans DART (DART User Manual, 2012).

- Single pulse :

DART modélise les formes d'ondes LiDAR « single pulse » (Gastellu-Etchegorry, et al., 2016) en combinant deux méthodes. (1) La méthode des boîtes « Box method » (Gastellu-Etchegorry et al., 2015) sélectionne rapidement la direction des photons simulés qui sont diffusés. (2) La méthode Ray Carlo est utilisée pour modéliser la propagation des interactions des photons.

De point de vue pratique, afin de faire la simulation LiDAR « simple pulse », l'utilisateur doit configurer les paramètres d'entrée de la simulation. En particulier, il doit spécifier la longueur d'onde dans lequel le LiDAR simule, la durée et l'énergie de la pulsation Laser. Aussi, les paramètres d'acquisition de LiDAR doivent être définis comme la période d'acquisition en ns (i.e. le pas d'échantillonnage), le nombre maximum de diffusions successives souhaité et la

mémoire maximale pour faire le calcul. La géométrie du capteur LiDAR à simuler est à spécifier: l'altitude du capteur (H), sa surface (A_t), le mode de LiDAR ; TLS ou ALS, les angles zénith et azimuth (la direction du LiDAR), la position (la localisation du centre de l'empreinte au sol), la taille de l'empreinte et l'intervalle d'altitudes (minimale et maximale) dans lequel il y aura enregistrement des photons. La Figure 1-16 montre les différents paramètres de configuration dans le mode ALS.

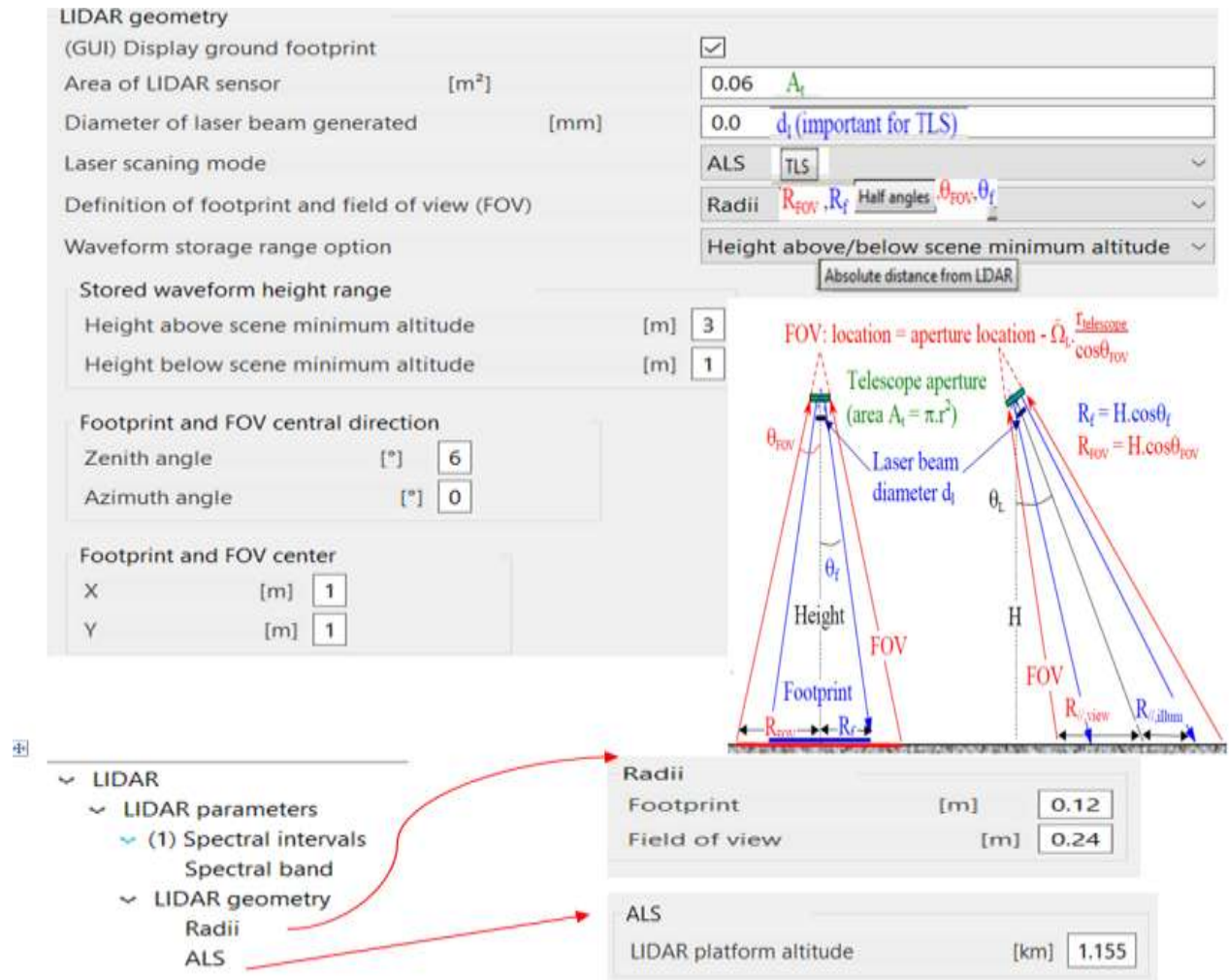


Figure 1-16 : Paramètres de la géométrie du LiDAR ALS en mode "simple pulse" dans DART.

Toute simulation LiDAR "Single pulse" fournit plusieurs fichiers : images de la distribution 2D des photons interceptés par le sol, fichier d'informations sur les photons, forme d'onde non convoluée (4 colonnes : bin, temps, longueur, nombre de photons) et fichier qui stocke la forme d'onde convoluée avec la pulsation lancée par DART (2 colonnes : temps, nombre de photons correspondant), etc. Il est ainsi possible de choisir les produits qu'on souhaite stocker.

La Figure 1-17 illustre l’affichage de forme d’onde LiDAR ; convoluée en rouge et non convoluée en bleu sur un champ de maïs (Figure 1-12) avec une empreinte de 1m de diamètre. Le signal LiDAR présente deux pics : la réponse du sol en bas et la réponse de la végétation en haut.

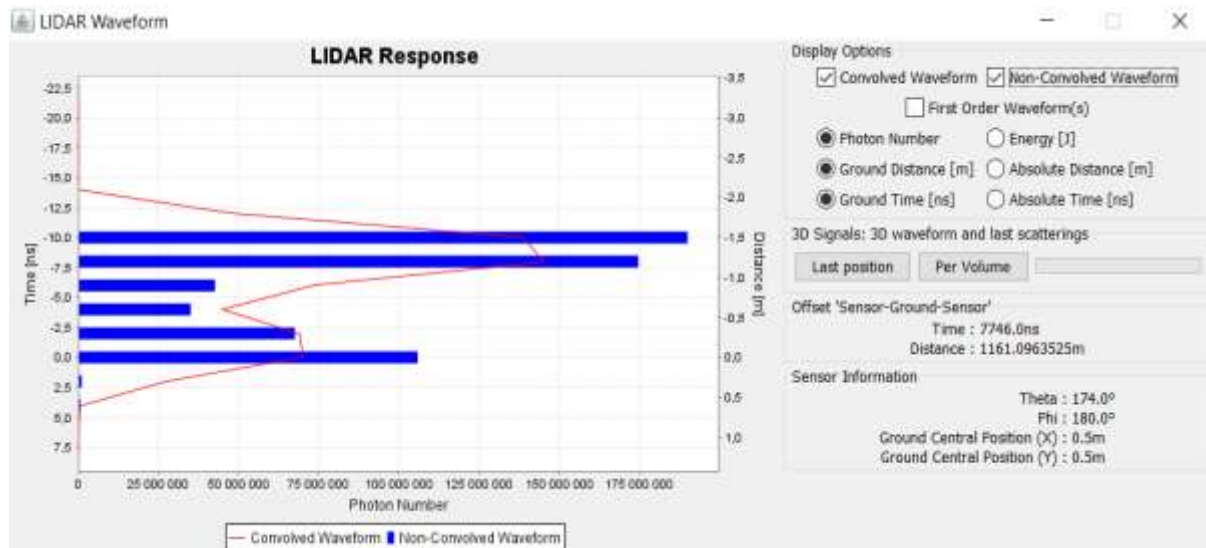


Figure 1-17: Affichage d’un exemple de forme d’onde sur un champ de maïs.

En changeant la taille de l’empreinte, le signal LiDAR change vu que la diffusion multiple augmente en fonction de cette taille. Nous avons ainsi utilisé DART pour voir l’impact de cette variation sur le signal LiDAR. La Figure 1-18 montre une comparaison entre trois formes d’ondes avec des empreintes de diamètres égaux à 0.24m, 0.5m et 1m. Avec la petite empreinte (a), dans le cas où on se focalise au-dessus des plantes, il est difficile d’atteindre le sol, si bien que sa réponse est très faible et mélangée avec celle de la végétation. En augmentant la taille de l’empreinte à 1m, le sol devient visible et par la suite sa réponse LiDAR est observable.

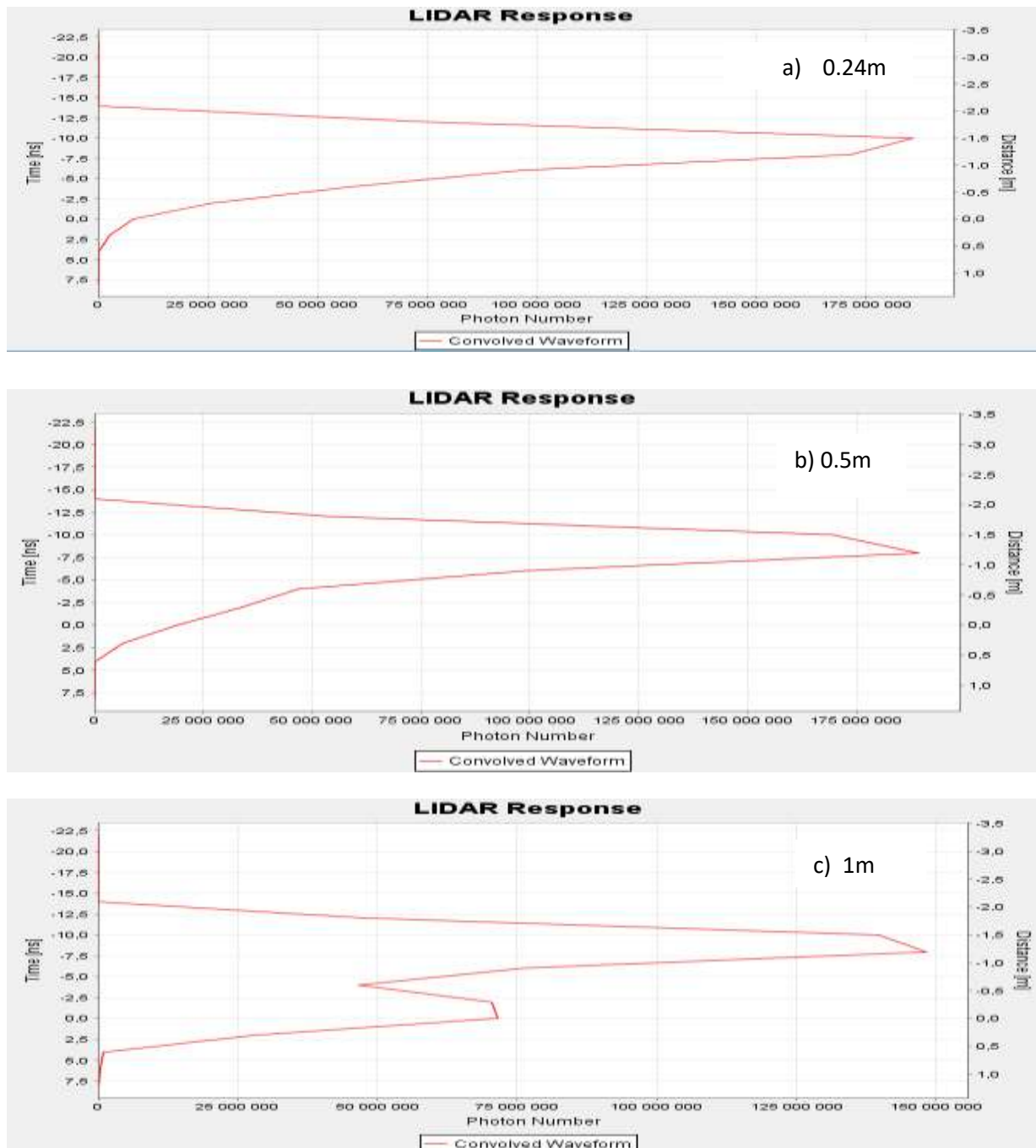


Figure 1-18 : Formes d'ondes pour différentes tailles d'empreinte. a) 0.24 m. b) 0.5 m. c) 1 m.

- Multiple pulse (Yin et al., 2016)

De point de vue fondamentale, le principe de l'acquisition des formes d'ondes LiDAR en mode "multiple pulse" est le même que pour l'option "single pulse", mais avec plusieurs pulsations définies sur une grille irrégulière ou régulière. En pratique, la grille irrégulière est définie par un fichier décrivant toutes les caractéristiques de chaque pulsation. En revanche, la grille régulière est définie par l'ensemble des paramètres suivants : points de départ et

d'arrivée de l'axe central de la grille d'acquisition, position d'un point de contrôle sur le sol (permet le passage à un système de coordonnées absolu et corriger les erreurs de géo-référencement), plan latéral d'acquisition, et géométrie de la grille. En tout point de la grille, une forme d'onde est simulée indépendamment des autres. Ces formes d'ondes peuvent être transformées en format "comptage de photons" et "retour discret" (Figure 1-19.d).

La simulation du mode TLS de l'option "multiple pulse" est défini par la position du capteur TLS (Figure 1-19.a), la position du point de référence (Figure 1-19.b) et la direction de vue de l'objet simulé vers le LiDAR (Figure 1-19.c).

Figure 1-19 displays four panels (a, b, c, d) showing the configuration for the TLS (Terrestrial Laser Scanning) mode simulation.

a) TLS

Lidar position (X)	360.82
Lidar position (Y)	360.82
Lidar position (Z)	10

b) Stored waveform distance range from LIDAR

Distance to reference point [m]	2
Stored distance before reference point [m]	1
Stored distance after reference point [m]	1

c) TLS region

Import a separated pulse file ☐

Range

Central zenith (Target to TLS) (°)	90
Delta zenith (°)	10
Resolution zenith (°)	1
Central azimuth (Target to TLS) (°)	45
Delta azimuth (°)	10
Resolution azimuth (°)	1

d) LiDAR Type

Select Type: **Discrete Return** (Dropdown menu options: Waveform, Photon Counting, Discrete Return)

Discrete-return parameters

Apparent reflectance threshold	0.05
Number of points per pulse	1

Figure 1-19: Mode TLS.

Les paramètres du LiDAR « multiple pulse » (Figure 1-20) sont les mêmes que le « single pulse » à l'exception des paramètres de direction qui sont remplacés par les paramètres de la grille « swath node» qui sont présentés dans la Figure 1-20 (b) dans le cas d'un ALS.

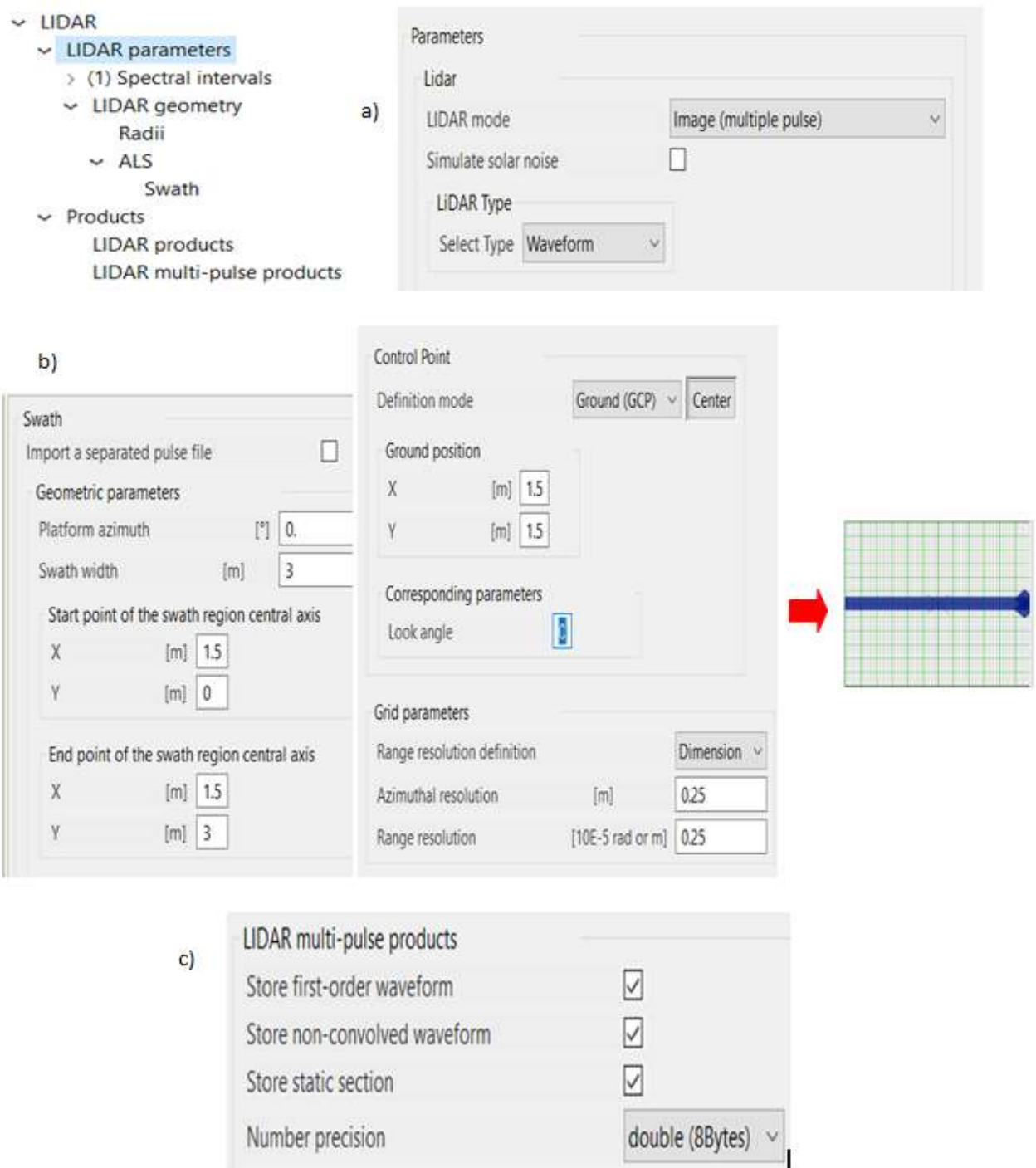


Figure 1-20: LiDAR en mode multiple pulse. a) Configuration de la grille. b) Produits.

Les formes d'ondes LiDAR simulées par le mode "multiple pulse" ont été sauvegardées dans les anciennes versions de DART uniquement, dans des fichiers binaires ce qui ne correspond pas aux formats standards de traitement des données LiDAR actuels. A cet effet, un nouveau module LiDAR dans DART a été récemment développé pour pouvoir enregistrer les formes d'ondes en format texte et dans le format standard ASPRS LAS (Yin et al., 2018). Par

ailleurs, une nouvelle contribution a été mise en place dans ce module, elle consiste à produire un nuage de points 3D LiDAR à partir des formes d'ondes LiDAR ALS et TLS. Elle s'appuie sur une décomposition originale des formes d'ondes en gaussiennes. Cette technique permet de décrire la forme d'onde comme une combinaison de profils gaussiens (les retours) définis par la position du centre, l'amplitude de son pic \hat{P} et son écart type σ : $P(t) = \hat{P} \cdot e^{-\frac{(t-t_0)^2}{\sigma^2}}$ (Wagner, et al., 2006). La partie encadrée en pointillés dans la Figure 1-21 indique le processus de décomposition interne à DART : décomposition gaussienne de formes d'ondes DART obtenues à partir de la simulation DART d'un paysage 3D. Cette décomposition peut aussi être réalisée à l'extérieur de DART en utilisant un autre code séparément sous forme d'un script python (développé par Yin Tiangang) qui fait pratiquement la même fonctionnalité en interne.

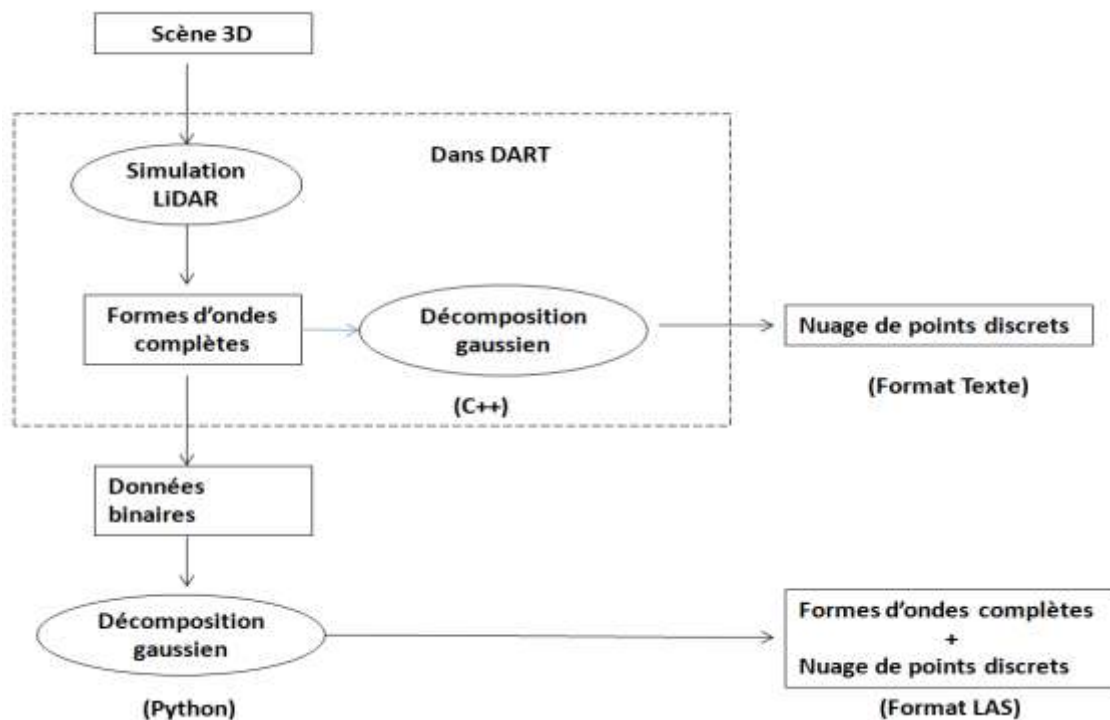


Figure 1-21: Décomposition gaussienne de formes d'onde DART en Nuage de points (format texte et format LAS).

- Traitement interne : un processus interne à DART décompose directement les formes d'ondes en tant que vecteurs de points discrets 3D et les sauvegarde dans un fichier texte où chaque ligne représente les informations sur un point donné. On stocke particulièrement des informations sur les points 3D générés : position (X, Y, Z), nombre de retours par pulsation, indice du retour, amplitude du pic (\hat{P}), écart-type temporel (σ), intégrale ($\hat{P} \cdot \sigma$), etc. La Figure 1-23 montre un exemple de fichier texte obtenu pour un

champ de blé (Figure 1-12) en remplaçant le mode "Waveform" par le mode "Discrete Return" dans le "LiDAR multiple pulse" (Figure 1-22), avec une faible empreinte de diamètre 22 cm et une résolution de 10 cm pour l'émission des impulsions LiDAR. Ce fichier peut alors être traité par l'outil CloudCompare⁵. La Figure 1-24 montre l'affichage "CloudCompare" de nuages de points 3D générés par le module de décomposition gaussienne pour un champ de maïs (a, b) et un merisier (c, d).

Parameters

Lidar

LIDAR mode: Image (multiple pulse)

Simulate solar noise: ☐

LIDAR Type

Select Type: Discrete Return

Discrete-return parameters

Minimum Target Reflectance for Detection: 0.01

Number of points per pulse: 3

Output Intensity Value Type: Gaussian Decomp Integral

Figure 1-22: Configuration de LiDAR "Multiple pulse" en mode retour discret.

DetectedPoints - Bloc-notes

Fichier	Edition	Format	Affichage ?				
X(m)	Y(m)	Z(m)	PulseIndx	NumberReturns	ReturnIndx	IntegralGaussian	
6.55229e-005	0	0.0504526	0	1	1	1.59212e+008	
0.250054	0	0.0501219	1	1	1	3.18464e+008	
0.500043	0	0.0497619	2	1	1	3.17846e+008	
0.750032	0	0.0494964	3	1	1	3.18711e+008	
1.00002	0	0.0493623	4	1	1	3.18697e+008	
1.25001	0	0.0492784	5	1	1	3.17494e+008	
1.5	0	0.0491559	6	1	1	3.18823e+008	
1.74999	0	0.0492513	7	1	1	3.18752e+008	
1.99998	0	0.0493833	8	1	1	3.18229e+008	
2.49996	0	0.0497934	10	1	1	3.18575e+008	
2.74995	0	0.0501429	11	1	1	3.18427e+008	
2.24997	0	0.0495073	9	1	1	3.18555e+008	
2.99993	0	0.050514	12	1	1	1.59536e+008	
6.54332e-005	0.25	0.0503836	13	1	1	3.1853e+008	
0.250056	0.25	0.0516339	14	1	1	6.08318e+008	
0.500338	0.25	0.390004	15	1	1	6.64677e+008	
0.750079	0.25	1.35441	16	2	1	1.87478e+008	
0.750048	0.25	0.0734434	16	2	2	4.59243e+008	
1.00062	0.25	1.4322	17	2	1	1.51709e+008	

Figure 1-23: Exemple de fichier texte de points discrets obtenus par décomposition interne de formes d'onde simulées en mode « multiple pulse ».

⁵ <http://www.danielgm.net/cc/release/>

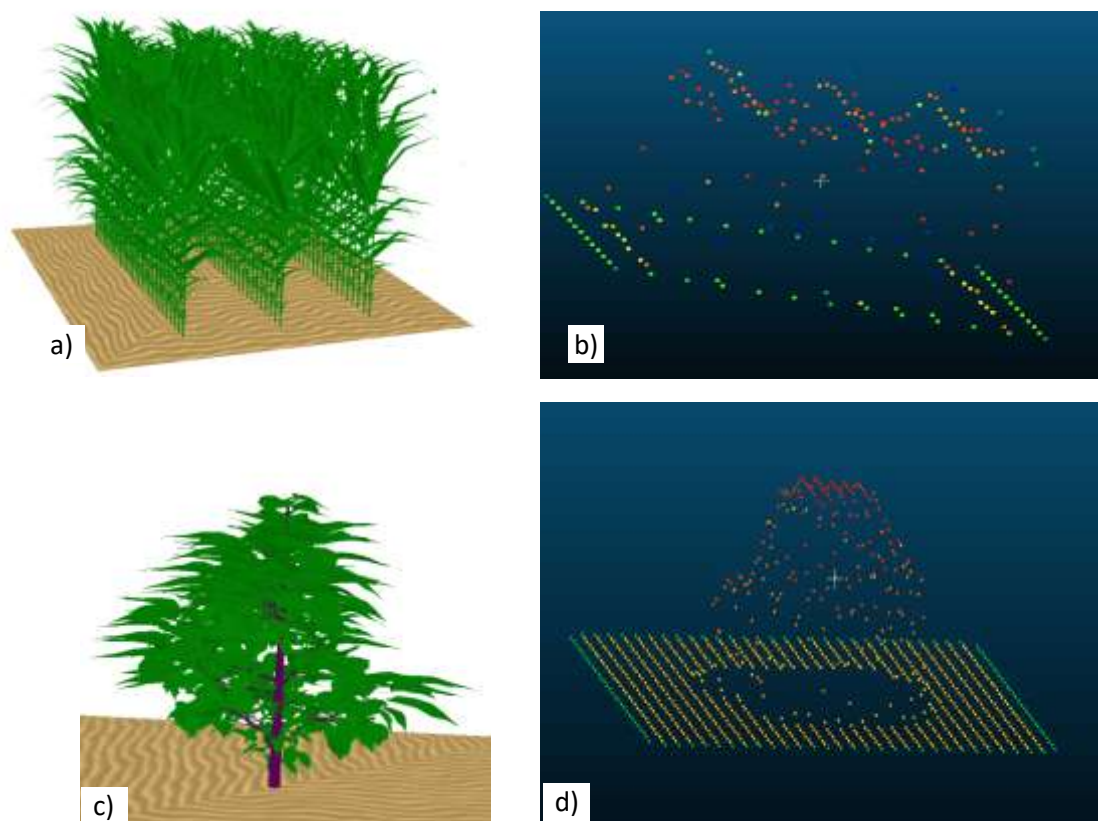


Figure 1-24: Affichage de nuages de points discrets avec l'outil Cloud compare : a) et c) : scènes 3D simulées par DART. b) et d) : nuages de points générés par le module de décomposition gaussien traités par l'outil Cloud Compare.

- Export direct : les formes d'ondes sauvegardées dans des fichiers binaires sont transformées en un nuage de point avec la décomposition gaussienne (Wagner, et al., 2006) et stockées au format LAS 1.3 en utilisant une approche basée sur la librairie laspy⁶. Ce module est disponible depuis la version DART V5.7.0. Un autre fichier en format WDP qui contient les formes d'ondes LiDAR liées à chaque point décomposé sauvegardé dans le fichier LAS est généré en plus. Ce fichier peut être lu avec l'outil CloudCompare (Girardeau-Montaut, 2011). La figure 1-25 montre la simulation d'une parcelle arborée de 8 arbres dont la hauteur varie entre 2m et 5m (a). Le nuage de points (fichier .las) créé par décomposition gaussienne des formes d'onde est affiché avec l'Outil CloudCompare (Figure 1-25.b).

Les formes d'onde DART peuvent aussi être converties au format SPD (Gastellu-Etchegorry et al., 2016), mais cette option tend à être beaucoup moins utilisée que la précédente.

⁶ <https://github.com/grantbrown/laspy>

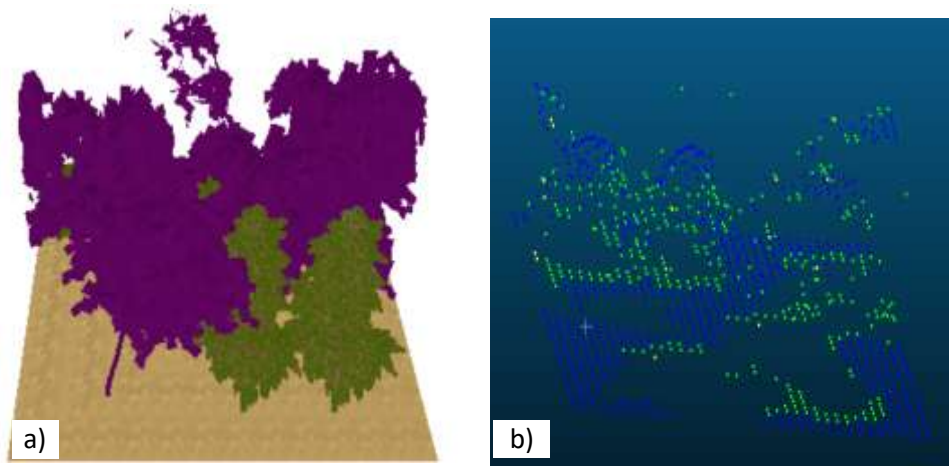


Figure 1-25: Affichage de nuages de points discrets avec l'outil Cloud compare : a) scène 3D d'une parcelle arborée simulées par DART. b) nuage de points générés par le module de décomposition gaussien traités par l'outil Cloud Compare.

La sauvegarde des produits LiDAR de DART au format LAS facilite l'emploi de ces produits avec des outils standards, et par suite leur traitement.

- Etude de cas

Dans cette partie, nous faisons une étude de sensibilité de la dernière fonctionnalité implémentée dans DART de décomposition gaussienne des formes d'ondes LiDAR en nuage de points 3D. Nous avons simulé une scène de maïs d'une hauteur égale à 1.40 m (Figure 1-26).



Figure 1-26 : Scène de maïs simulée avec des pieds d'une hauteur de 1.40 m.

En termes de caractéristiques du capteur utilisé dans les simulations DART, nous les avons choisi comme suit: la longueur d'onde est prise égale à 1064 nm, l'altitude du capteur est de 1,115 Km, le pas d'échantillonnage de la forme d'onde est égal à 30 cm (2 ns). Nous avons varié la taille de l'empreinte LiDAR du capteur simulé et la fréquence de tir Laser (i.e. résolution spatiale) afin d'étudier leurs effets sur le nuage de points généré pour les deux types de décomposition gaussienne export direct et traitement interne. Les tailles d'empreintes utilisées sont 5cm, 22 cm et 1m. Quant à la résolution de la grille, on a pris 5cm et 10 cm. La

figure 1-27 montre l’affichage des nuages de points générés par le module de décomposition gaussien avec ses deux types « traitement interne » (a, b, c) et « export direct » (d, e, f) traités par l’outil Cloud Compare.


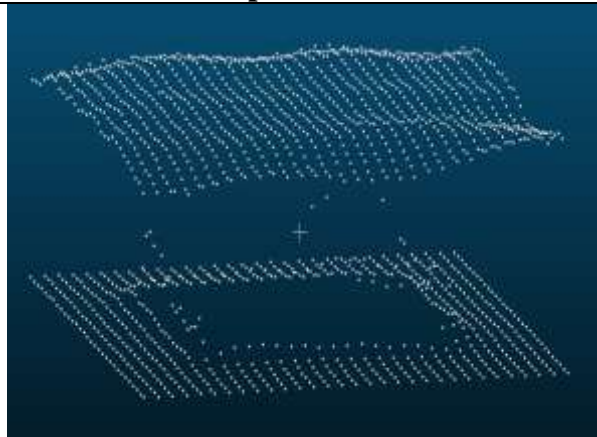



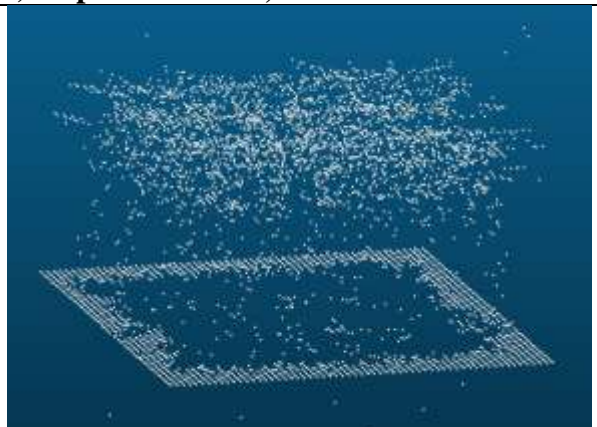
Traitement interne	Export direct
 <p data-bbox="188 831 703 864">a) Empreinte = 1m, résolution= 10 cm</p>	 <p data-bbox="802 831 1318 864">d) Empreinte = 1m, résolution= 10 cm</p>
 <p data-bbox="188 1301 719 1335">b) Empreinte = 5cm, résolution= 10 cm</p>	 <p data-bbox="802 1301 1334 1335">e) Empreinte = 5cm, résolution= 10 cm</p>
 <p data-bbox="188 1760 692 1794">c) Empreinte=5 cm, résolution= 5 cm</p>	 <p data-bbox="802 1760 1308 1794">f) Empreinte = 5cm, résolution= 5 cm</p>

Figure 1-27 : Affichage des nuages de points générés par le module de décomposition gaussien avec ses deux types « traitement interne » (a, b, c) et « export direct » (d, e, f) traités par l’outil Cloud Compare.

En comparant les nuages de points issus des deux méthodes de décomposition pour une résolution de la grille d'impulsion égale à 10 cm pour deux empreintes égales à 1m (a, b) et 5cm (d, e), nous remarquons que les nuages des points sont presque similaires pour l'empreinte 5cm mais de grandes différences sont observées en utilisant l'empreinte de 1m. En effet, dans le cas de traitement interne, des retours correspondant aux interactions des feuilles inférieures de maïs à l'extrémité du champ sont sauvegardés ce qui n'est pas le cas pour l'export direct.

Afin d'étudier l'effet de la taille de l'empreinte utilisée, nous comparons les nuages de points des figures a et b correspondant respectivement à 1m et 5cm de diamètre. Nous remarquons que la densité de points ALS dans le nuage de point augmente en diminuant la taille. Ce ci est expliqué par le fait d'utiliser une empreinte de petite taille permet d'avoir une forme d'onde très variables en fonction de la profondeur vu qu'elle ne rencontre pas toujours des obstacles et donc ça permet une meilleure description de l'architecture 3D alors que la large empreinte permet d'avoir une forme d'onde moyenne qui ressemble plutôt à une seule gaussienne et la décomposition ne donne par la suite qu'un seul point discret. Toutefois, le faisceau ne peut pas toujours atteindre le sol surtout dans une végétation dense.

En augmentant la fréquence de tir des impulsions Laser, c'est-à-dire diminuer la résolution de la grille d'impulsion de 10 cm (e) à 5cm (f) pour une taille d'empreinte égale à 5cm, la densité des points augmente énormément de façon à pouvoir distinguer la forme globale du couvert végétal.

Il faut noter ici, que l'estimation de la hauteur de la canopée est facile à déterminer en utilisant le nuage de points discrets même à faible densité, ça correspond toujours à l'ensemble des points les plus hauts dans leurs voisinages respectifs. Cependant, si on a besoin de détecter les formes des objets, par exemple, pour détecter les arbres individuels d'une zone forestière, la densité de points a un grand effet sur les méthodes de segmentation. En particulier, utiliser un nuage de points discrets avec une forte densité améliore nettement l'identification des arbres (Wang et al., 2016).

En ce qui concerne l'indice foliaire (LAI), il est important de noter qu'il n'est pas pratique à retrouver à l'aide du traitement du nuage de points car ça exige une densité de points énorme (au moins 200 pts/ m²) afin d'avoir une description assez précise de la végétation, ce qui

nécessite plusieurs balayages LiDAR (haute résolution) avec une petite empreinte sur la même zone étudiée (Takeda et al 2008, Hosoi et al., 2006) .

Les formes d'ondes LiDAR qui ont la capacité d'enregistrer l'intensité de l'énergie retournée de l'intégralité des retours pour chaque impulsion Laser possède un potentiel considérable dans l'estimation du LAI voire même son profil vu qu'il est étroitement lié à la variation de la forme d'onde. C'est pour cela que dans cette thèse, nous allons explorer de nouvelles approches d'inversion des formes d'ondes LiDAR afin d'estimer le LAI des cultures et des zone forestières. Quant aux nuages de points LiDAR, ils seront utilisés comme des données auxiliaires pour faire des prétraitements comme pour la segmentation des arbres individuels.

Conclusion

En résumé, ce chapitre a introduit les principales grandeurs radiométriques et l'équation du transfert radiatif ainsi que quelques modèles de transfert radiatif qui permettent de simuler les mesures LiDAR qui seront utilisées dans ce travail. Cette technologie a ainsi été introduite, avec un accent mis sur son apport pour l'étude des forêts et des cultures. Pour la modélisation du signal LiDAR, nous avons fait recourt au modèle DART. Ce dernier a été choisi pour ce travail car il peut simuler tous types de paysages avec précision en plus d'avoir une interface graphique facilitant son utilisation.

Chapitre 2 : Estimation des variables biophysiques de la végétation

Introduction

La hauteur de la végétation et l'indice foliaire sont des paramètres biophysiques clés pour suivre la croissance et surveiller la santé de la végétation, prévoir le rendement et étudier les impacts du changement climatique.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'estimation des paramètres biophysiques des cultures et de milieux arborés par inversion de formes d'ondes LiDAR. Cette inversion a pour but d'estimer la hauteur et le LAI. La validation des méthodologies d'inversion est faite en premier temps dans ce chapitre en utilisant des simulations réalistes de mesures de télédétection par le modèle de transfert radiatif DART. La validation à partir des données réelles se fera par la suite sur les données réelles dans les chapitres qui suivent.

1. Méthodologie d'inversion de mesures LiDAR

Vu la différence des objectives et de la méthodologie d'inversion développée, nous allons présenter séparément les culturaux et les forêts.

1.1. Paramètres culturaux

Les cultures comme les céréales; riz, maïs, blé, orge, tournesol, ... sont des éléments importantes dans la nourriture des humains et des animaux puisqu'ils fournissent l'énergie et les protéines nécessaires à leurs croissances et à leurs santé. La hauteur et le LAI sont parmi les principaux paramètres biophysiques à estimer pour l'étude du comportement et la croissance des cultures.

Ce travail propose l'inversion des formes d'ondes complètes LiDAR afin d'estimer la hauteur, le LAI et la réflectance du sol. Particulièrement, nous allons explorer l'inversion des modèles de transfert radiatif qui lient les observations LiDAR aux propriétés biophysiques de la végétation. L'inversion de tels modèles est considérée comme un problème entièrement paramétré. Le LUT « Look Up Table », le QNT « Quasi-Newton » et le NNT « Neural Network » (Bye et al., 2016, Koetz et al., 2006, Combal et al., 2003) sont les techniques les

plus populaires utilisées pour trouver une solution à un tel problème d'inversion. La méthode LUT qui a été largement utilisée avec succès pour inverser les formes d'ondes LiDAR pour l'estimation des paramètres biophysiques forestiers (Koetz et al., 2007, Koetz et al., 2006, Bye et al., 2016), est parmi les plus simples à mettre en œuvre et moins exigeante en termes de calcul par rapport aux autres méthodes. En effet, elle cherche à partir d'une table d'observations simulées avec DART et dont les paramètres cultureux sont connus, la simulation dont l'observation est la plus proche de la mesure réelle sans exigence d'information a priori comme dans la méthode QNT qui consiste à chercher l'observation qui soit bien proche de l'observation et avec des paramètres cultureux avoisinant les valeurs a priori. En outre, LUT et QNT n'ont pas besoin d'une grande base de données d'apprentissage comme le NNT qui dans la phase d'apprentissage a besoin de bien explorer l'espace des solutions de façon à pouvoir modéliser le comportement non-linéaire du modèle.

Ici, nous étudions la possibilité d'inverser les formes d'ondes LiDAR à faible empreinte pour retrouver les propriétés principales comme la hauteur et le LAI des champs de cultures. L'approche d'inversion repose sur la méthode LUT qui comporte deux phases. La première consiste à échantillonner l'espace des solutions des paramètres à estimer. Cette tâche s'exécute seulement une fois pour toutes les inversions possibles. C'est la phase de génération de la table LUT des formes d'ondes LiDAR qui sont simulées avec le modèle DART. La deuxième phase s'exécute une fois l'observation LiDAR est disponible, elle consiste à chercher dans l'espace des solutions déjà pré-calculé de LUT celle qui convient le plus, i.e. la forme d'onde simulée la plus proche de la forme d'onde mesurée.

a) Génération du LUT

La génération de LUT se fait par la simulation d'un grand nombre d'observations LiDAR pour différentes réalisations de champs de cultures et suivant une configuration précise du capteur LiDAR à simuler dont on connaît à l'avance ses caractéristiques. Nous avons travaillé dans cette thèse sur deux types de cultures ; le maïs et le blé. Des maquettes réalistes par culture sont construites avec des paramètres d'entrée constants et d'autres variables. Les entrées fixes sont les paramètres caractéristiques des cultures lors de leur plantation issus des mesures terrain ou de la bibliographie comme le nombre de pieds plantés par m², la distance inter-rang et la distance entre pieds pour chaque type. Aussi, les propriétés optiques des feuilles sont dérivées du modèle des feuilles PROSPECT « Prospect leaf model » (Jacquemoud & Baret 1990) avec les entrées du modèle par type de cultures, obtenues à partir

de la base de données LOPEX (Holmgren & Persson, 2004). Les paramètres variables sont les inconnus comme l'élongation de la tige, le développement des feuilles (LAI), la présence des épis, le développement des graines,... pour chaque stade de croissance des plantes. Les Tableaux 2-1 et 2-2 montrent respectivement les valeurs des deux paramètres constantes ; la densité des pieds de cultures et l'espace entre pieds, et la plage des trois paramètres d'entrées variables ; la réflectance du sol, la hauteur des pieds de cultures et le LAI. Une telle représentation a été mise en place afin d'aboutir à une représentation comparable à la croissance naturelle et réelle des champs de cultures pour chaque réalisation de maquette dans DART. En particulier, l'échelle BBCH acronyme de «Biologische Bundesanstalt, Bundessortenamt and Chemical Industry» (Meier, 2001) a été utilisée pour définir les caractéristiques des pieds par type de cultures pour chaque stade de croissance ; les formes des feuilles, le nombre de feuilles par pied, la distance entre les feuilles et la présence des organes de la plante (e.g., épis, maïs, graines, etc) suivant la longueur du pied.

Dans l'objectif de construire des maquettes 3D des plantes réalistes suivant différents stades d'évolution, les maquettes informatiques (objets 3D) des plantes de maïs et de blé de la base de données de DART sont modifiées et adaptées par l'ajout, la suppression des feuilles et le redimensionnement des différents organes des plantes à l'aide du logiciel libre « Blender⁷ » qui fournit des outils puissants de construction et de modification des objets 3D. DART utilise par la suite ces objets 3D pour créer les maquettes de champs réalistes de maïs et de blé. La surface de ces maquettes est 9 m². Les Figures 2-1 et 2-2 montrent quelques exemples de maquettes des champs de cultures suivant différents stades de croissance.

Pour chaque maquette, différentes positions d'empreintes LiDAR (faible empreinte 22 cm) sont simulées afin d'avoir différentes réponses LiDAR ; réponse uniquement du sol, ou réponse d'un mélange de sol et de végétation ou encore réponse pure de végétation permettant ainsi de reproduire toutes possibilités de mesures réelles. Par la suite, pour annuler la dépendance à la position d'acquisition, les formes d'ondes LiDAR sont moyennées pour obtenir une représentation statique du signal LiDAR qui est enregistrée par la suite dans le LUT. Ce signal sera par la suite comparé à une mesure LiDAR moyennée localement assurant ainsi la compatibilité simulation-mesure.

⁷ Blender : <https://www.blender.org/>

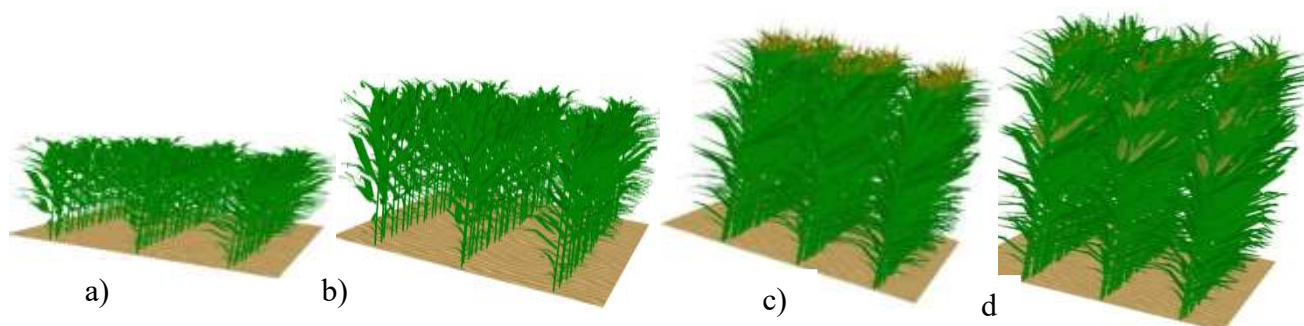


Figure 2-1: Exemples de maquettes de champ de maïs simulées par DART : (a) BBCH 1: développement des feuilles (hauteur $h = 60$ cm), (b) BBCH 3: Evolution de la tige ($h = 1.2$ m), (c) BBCH 5: sortie de la panicule ($h = 2$ m), (d) BBCH 8: maturation des graines de maïs ($h = 2.6$ m)

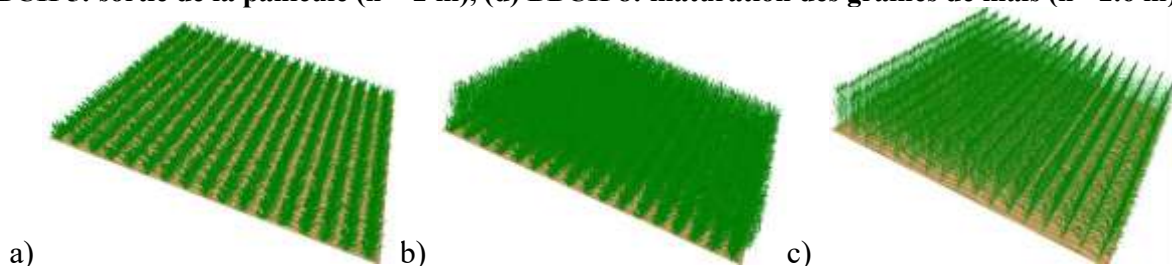


Figure 2-2: Exemples de maquettes de champ de blé simulées par DART : (a) BBCH 1 : développement des feuilles ($h = 16$ cm), (b) BBCH 3 : Elongation de la tige ($h = 45$ cm), (c) BBCH 8 : maturation des graines de blé ($h = 50$ cm).

Type de culture	Densité (pieds/m ²)	Distance inter-rang (m)
Maïs	9	0.755
Orge	250	0.17

Tableau 2-1: Paramètres fixes des champs de cultures

Type de culture	Hauteur (m)		Lai (m ² /m ²)		Reflectance du sol	
	Min	Max	Min	Max	Min	Max
Maïs	0.3	2.6	0.24	5.9	0.3	0.6
Orge	0.08	0.55	0	2.7	0.3	0.6

Tableau 2-2 : Description de la variation des paramètres biophysiques utilisées dans la génération de LUT

b) L'inversion

La solution du modèle d'inversion est trouvée par la minimisation d'une fonction cout définie par le calcul de l'erreur quadratique moyenne RMSE « Root Mean Square Error » entre les formes d'ondes réelles W_R) souhaitant savoir les propriétés biophysiques de la culture correspondante et les formes d'ondes simulées de LUT (W_{LUT}).

Équation 2-1 :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n_{bin}} \sum_{i=1}^{n_{bin}} (W_R^i - W_{LUT}^i)^2}$$

avec n_{bin} le nombre de bin (retours) de la forme d'onde.

Ainsi, l'observation contenue dans le LUT ayant la valeur minimale de RMSE représente la plus proche simulation du signal réel et la réalisation de culture correspondante désigne la solution recherchée. Dans notre cas, la hauteur de la canopée, la valeur de la surface foliaire LAI et la réflectance du sol qui sont celles de la réalisation choisie.

1.2. Paramètre forestier

L'étude du couvert végétal forestier et son suivi sont des sujets de recherche de haute importance durant ces dernières décennies afin de maintenir son développement et son production durable. L'estimation des propriétés biophysiques et structurales de la canopée comme le LAI, la hauteur, la taille des couronnes, le diamètre des troncs des arbres est très importante pour l'étude du comportement de la forêt et sa dynamique saisonnière.

Dans cette partie, nous allons proposer un model inverse de transfert radiatif bayésien des formes d'ondes LiDAR complètes afin d'estimer le profil vertical de LAI. Ainsi, une solution approximative basée sur un model physique qui lie le profil de LAI à la forme d'onde est utilisée au départ. Puis, une approche variationnelle est proposée avec deux composantes : l'attache aux données : (c'est-à-dire, le modèle proposé doit être le plus proche possible des observations LiDAR) et la régularité de LAI (variation assez faible du LAI en fonction de la hauteur). La formulation du problème nous amène à une fonction de coût non-linéaire à minimiser. Afin de faire face à cette non-linéarité, une approche de descente de gradient multi-échelle est proposée afin de converger vers le minimum global de la fonction de coût.

a) Model physique

La Figure 2-3 présente la forme d'onde LiDAR relative à un arbre. Cette forme d'onde est discrétisée ainsi elle est composée d'un ensemble d'échos $(L_0, L_1, L_2, \dots, L_N)$ (représentées par la courbe bleue). L'objectif de cette partie du travail est de trouver les valeurs de LAI $(LAI_0, LAI_1, LAI_2, \dots, LAI_N)$ (représentées par la courbe rouge) à chaque fois un écho est disponible.

Nous proposons pour la modélisation directe, un modèle de transfert radiatif simplifié qui lie les échos au profil de LAI. Ce formalisme suppose que les échos ne dépendent que de la première diffusion de la pulsation Laser émise. La loi de Beer-Lambert est utilisée pour lier le LAI aux échos mesurés:

Équation 2-2 :
$$L_n = E_n[1 - \exp(-k \times LAI_n)]w$$

où w et k sont respectivement les coefficients de diffusion et d'extinction (Monsi & Saeki, 2005). E_n est l'énergie de la pulsation Laser du capteur reçue par la couche n . Elle est définie par:

Équation 2-3 :
$$E_n = \exp(-k \times LAI_{n-1})E_{n-1}$$

De plus, afin d'être indépendant à la fois du coefficient de diffusion des feuilles et l'énergie de la pulsation reçue par l'arbre, nous nous proposons de modéliser le rapport R_n entre deux échos successifs L_n et L_{n+1} reçus respectivement, par les couches n et $n + 1$:

Équation 2-4 :

$$R_n = \frac{L_{n+1}}{L_n}$$

Ensuite, en utilisant (Equation 2-5) et (2-6), le rapport de réflectances s'écrit :

Équation 2-7 :

$$R_n = \frac{A_n \times (1 - A_{n+1})}{1 - A_n}$$

avec A_n la transmittance directe entre les couches n et $n + 1$:

Équation 2-8 :
$$A_n = \exp(-k \times LAI_n)$$

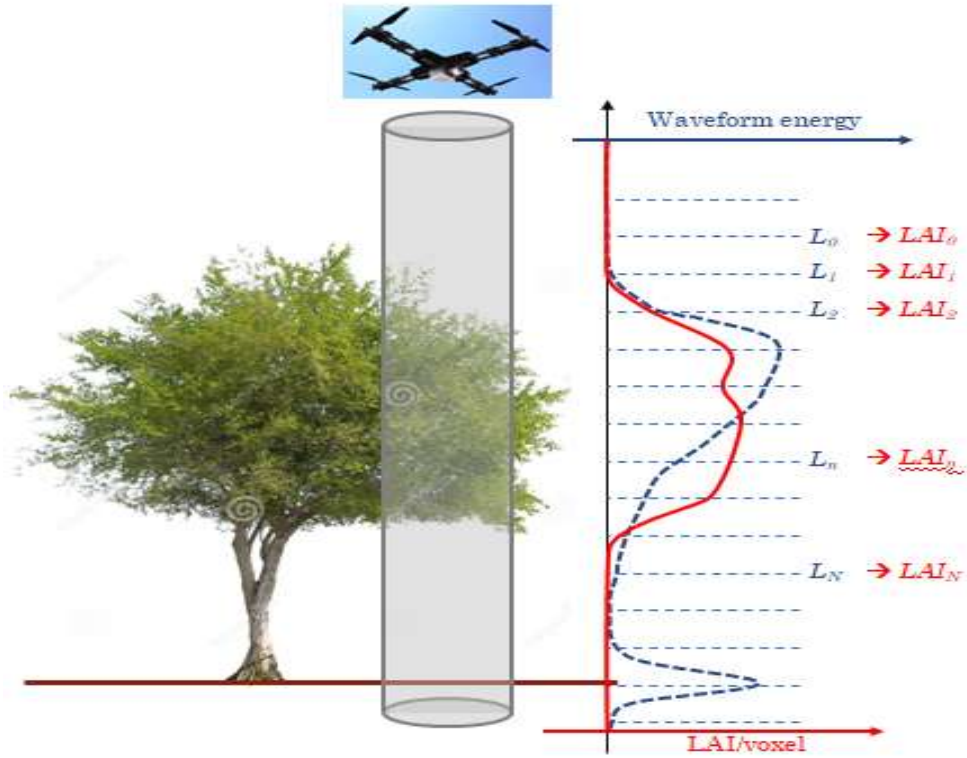


Figure 2-3 : Exemple d'une observation LiDAR : l'ellipse grise sur le sol correspond à l'empreinte de LiDAR. La courbe bleu est la forme d'onde et $L_0, L_1, L_2, \dots, L_N$ sont les énergies des échos successives de la forme d'onde. La courbe rouge est le profil de LAI et $LAI_0, LAI_1, LAI_2, \dots, LAI_N$ sont les valeurs de LAI pour chaque écho.

b) Model inverse

✓ Première approximation

La première méthode d'estimation de LAI est basée sur le model physique qui lie le profil de aux échos (paragraphe précédent) tout en négligeant l'effet de bruit et les incertitudes du modèle. Si la variation du profil LAI est faible, il est possible de supposer que $LAI_{n+1} \approx LAI_n$. Dans ce cas, le profil de LAI est calculé en utilisant l'Equation 2-9) pour chaque couche comme suit :

Équation 2-10 :

$$LAI_{n+1} = -\frac{\log(A_n)}{k}$$

Cette expression est simple à mettre en place. Toutefois, l'inversion dans ce cas est très sensible au bruit et donne des solutions irrégulières. Pour cette raison, nous proposons dans la suite un formalisme bayésien qui améliore l'approximation et tient compte de l'effet de bruit.

✓ Approche variationnelle

Pour le modèle inverse, nous adoptons un formalisme bayésien qui en plus de l'attache aux données (le modèle proposé doit être le plus proche possible des observations), tient compte de l'hypothèse de la régularité du LAI (variation assez faible en fonction de la hauteur). L'ensemble des paramètres à estimer est représenté dans ce qui suit par le vecteur **LAI**:

Équation 2-11 :

$$LAI = \begin{pmatrix} LAI_0 \\ LAI_1 \\ \vdots \\ LAI_N \end{pmatrix}$$

Comme hypothèse a priori, nous supposons la régularité du profil de LAI qui signifie que la différence $LAI_{n+1} - LAI_n$ doit être maintenue relativement faible.

La forme d'onde mesurée permet de calculer le rapport des réflectances **R** en utilisant l'Equation (2-7) :

Équation 2-12 :

$$R = \begin{pmatrix} R_0 \\ R_1 \\ \vdots \\ R_{N-1} \end{pmatrix}$$

R représente le vecteur d'observation qui va être utilisé dans l'inversion. Notons ici que nous avons N-1 rapports et non pas N.

Afin d'assurer la régularité, LAI est modélisée comme une chaîne de Markov :

Équation 2-13 : $P(LAI) = P(LAI_0, \dots, LAI_N) = P(LAI_0) \prod_{n=0}^{N-1} P(LAI_{n+1}|LAI_n)$

Si la dépendance dans la chaîne de Markov est supposée gaussienne avec un écart type σ_{reg} et sans tenir compte des observations, il est possible d'écrire :

Équation 2-14 :

$$P(LAI) \propto \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_{reg}^2} \sum_{n=0}^{N-1} (LAI_{n+1} - LAI_n)^2\right)$$

Notons par \widehat{LAI} le vecteur estimée de LAI . \widehat{LAI} est celui qui maximise la probabilité a posteriori de LAI connaissant l'observation R . Ainsi, en utilisant le critère maximum a posteriori, on trouve :

Équation 2-15 :
$$\widehat{LAI} = \arg \max_{LAI} P(LAI|R)$$

Par ailleurs, comme on sait que:

Équation 2-16 :
$$P(LAI|R) \propto P(R|LAI) \cdot P(LAI)$$

afin de retrouver \widehat{LAI} , il reste à modéliser $P(R|LAI)$.

Dans notre cas, les observations sont supposées bruitées avec l'addition d'un bruit gaussien d'écart type σ_{obs} . Par conséquent, en utilisant l'Equation (14), il est possible d'écrire :

Équation 2-17 :
$$R_i|LAI \sim \mathcal{N}\left(\frac{A_n \times (1 - A_{n+1})}{1 - A_n}, \sigma_{obs}\right)$$

où \mathcal{N} est l'abréviation de la distribution gaussienne avec le premier et le second paramètres sont respectivement le moyen et l'écart type. Si de plus, le bruit sur l'observation est blanc, il est possible d'écrire par la suite :

Équation 2-18 :
$$P(LAI|R) = \prod_{i=0}^{N-1} P(R_i|LAI) \cdot P(LAI)$$

Donc, nous trouvons :

Équation 2-19 :

$$\arg \max_{LAI} P(LAI|R) \propto \arg \max_{LAI} \left[\exp \left(-\frac{1}{2\sigma_{obs}^2} \cdot \sum_{n=0}^{N-1} \left(A_n \frac{(1 - A_{n+1})}{1 - A_n} - R_n \right)^2 - \frac{1}{2\sigma_{reg}^2} \sum_{n=0}^{N-1} (LAI_{n+1} - LAI_n)^2 \right) \right]$$

Ainsi, le problème revient à minimiser une fonction cout :

Équation 2-20 :
$$\widehat{LAI} = \arg \min_{LAI} g(LAI)$$

avec

Équation 2-21 :

$$g(LAI) = \frac{1}{\sigma_{reg}^2} \sum_{n=0}^{N-1} (LAI_{n+1} - LAI_n)^2 + \frac{1}{\sigma_{obs}^2} \cdot \sum_{n=0}^{N-1} \left(A_n \frac{(1 - A_{n+1})}{1 - A_n} - R_n \right)^2$$

g est composée de deux parties, à gauche l'a priori et à droite l'attache aux données. Si la première est une forme quadratique, la deuxième elle n'est ni une fonction linéaire ni une forme quadratique. La minimiser n'est pas alors un problème trivial. Afin de trouver une solution à ce problème, la méthode de gradient pourrait être utilisée. Elle commence par considérer une solution initiale quelconque du problème, \mathbf{LAI}^0 , puis elle met à jour la solution itérativement suivant la direction opposée au gradient jusqu'à la convergence au minimum.

Équation 2-22 :
$$\mathbf{LAI}^{(k+1)} = \mathbf{LAI}^{(k)} - \rho_n \nabla g(\mathbf{LAI}^{(k)})$$

où ρ_n est le pas de mise à jour à optimiser et ∇g est le gradient de g et il est égal à :

Équation 2-23 :

$$\nabla g(\mathbf{LAI}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial g}{\partial LAI_0} \\ \vdots \\ \frac{\partial g}{\partial LAI_{N+1}} \end{pmatrix}$$

Dans cette méthode, nous considérons le profil de LAI estimé par la première approximation comme des valeurs d'initialisation $\mathbf{LAI}^{(0)}$.

Afin d'estimer la valeur optimale de ρ_n qui minimise g , il est possible d'approximer g au second ordre comme suit :

Équation 2-24 :
$$g(\mathbf{LAI} + \mathbf{h}) \approx g(\mathbf{LAI}) + \mathbf{h}^T \nabla g(\mathbf{LAI}) + \frac{1}{2} \mathbf{h}^T \Delta g(\mathbf{LAI}) \mathbf{h}$$

Δg est la matrice de Hessian:

Équation 2-25 :

$$\Delta g(\mathbf{LAI}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 g}{\partial^2 LAI_0} & \cdots & \frac{\partial^2 g}{\partial LAI_0 \partial LAI_{N+1}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 g}{\partial LAI_{N+1} LAI_0} & \cdots & \frac{\partial^2 g}{\partial^2 LAI_{N+1}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \left(\nabla \left(\frac{\partial g}{\partial LAI_0} \right) \right)^T \\ \vdots \\ \left(\nabla \left(\frac{\partial g}{\partial LAI_{N+1}} \right) \right)^T \end{pmatrix}$$

Par la suite, en utilisant l'Equation (2-22) et en remplaçant \mathbf{LAI} par $\mathbf{LAI}^{(k)}$ et \mathbf{h} par $\rho_n \nabla g(\mathbf{LAI}^{(k)})$, nous obtenons:

Équation 2-26 :

$$g(\mathbf{LAI}^{(k+1)}) = g(\mathbf{LAI}^{(k)}) - \rho_n^T \nabla g(\mathbf{LAI}^{(k)}) \cdot \nabla g(\mathbf{LAI}^{(k)}) + \frac{1}{2} \rho_n^2 \nabla g(\mathbf{LAI}^{(k)}) \cdot \Delta g(\mathbf{LAI}^{(k)}) \cdot \nabla g(\mathbf{LAI}^{(k)})$$

Afin d'optimiser la valeur ρ_n qui doit minimiser g , on doit chercher la valeur qui annule la dérivé de g , i.e. $\frac{\partial g(\mathbf{LAI}^{(k+1)})}{\partial \rho_n} = 0$ et alors elle s'écrit comme suit :

Équation 2-27 :

$$\rho_n = \frac{\nabla g(\mathbf{LAI}^{(k)}) \cdot \nabla g(\mathbf{LAI}^{(k)})}{\nabla g(\mathbf{LAI}^{(k)}) \cdot \Delta g(\mathbf{LAI}^{(k)}) \cdot \nabla g(\mathbf{LAI}^{(k)})}$$

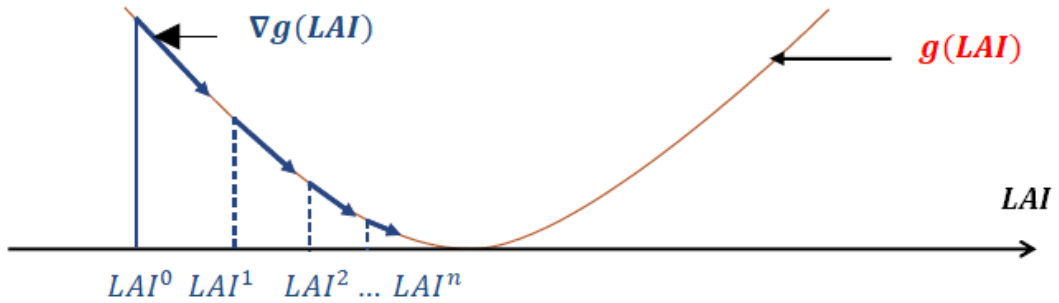
Cette méthode peut être appliquée sur notre fonction coût et répétée jusqu'à convergence. D'après nos tests, cette méthode n'est pas toujours optimale et parfois l'algorithme diverge. De plus, une limitation de cette dernière est l'hypothèse que g ait une courbe convexe ayant un seul minimum, alors qu'elle n'est pas toujours vérifiée dans notre cas. La Figure 2-4 illustre ce problème, elle montre ainsi un exemple d'un espace de solution dans l'espace 1-D. Dans ce cas, la fonction du coût g est une courbe dans un plan 2-D. La courbe idéale est illustrée dans la Figure 2-4(a), elle est convexe et la convergence vers le minimum global est assurée. Cependant, en cas réel, les courbes ont généralement la forme montrée dans la Figure 2-4(b) dont la solution optimale est difficile à retrouver à cause du nombre de minima locaux. Cette non-convexité de la fonction coût est due à la non-linéarité du problème inverse qui limite les performances de l'approche en termes de convergence vers le minimum global. Afin de surmonter ce problème, une approche multi-échelle est proposée. Cette dernière utilise un processus itératif qui résout un ensemble de problèmes convexes, dont l'ensemble des solutions correspondantes [i.e. $\{sol_0, sol_1, \dots\}$ de la Figure 2-4(c)] converge progressivement vers la solution de notre problème d'origine.

En effet, cette approche consiste à linéariser l'expression du gradient et ceci en lissant la non-linéarité en diminuant le poids de la partie attache aux données [i.e. partie droite de l'Equation (2-21)] par la multiplication de cette composante par un facteur β . Ce dernier doit être un nombre positif inférieur à 1.

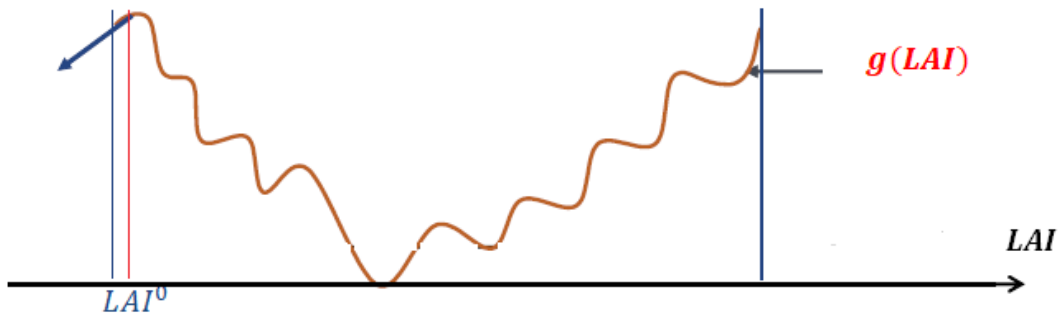
Particulièrement, plus β est faible, plus le problème est linéaire. Nous pouvons écrire alors la nouvelle fonction de coût $g_\beta(\mathbf{LAI})$ dont le gradient est linéarisé comme suit:

Équation 2-28 :

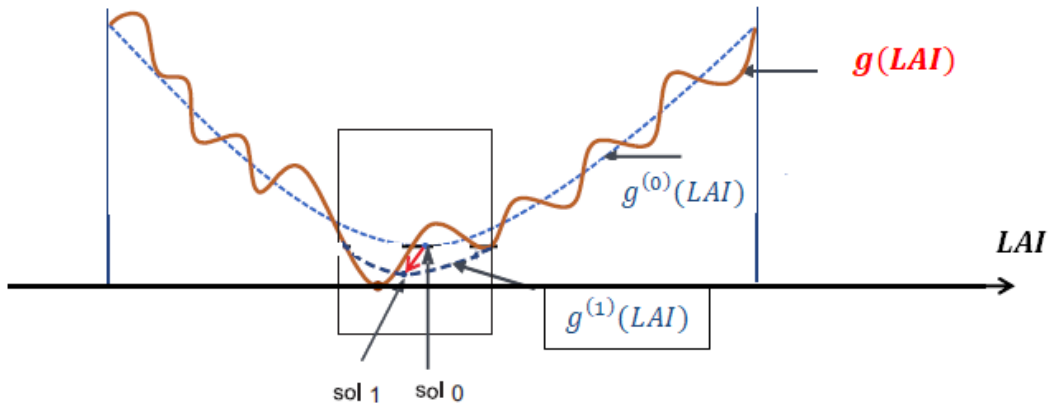
$$g_{\beta}(LAI) = \frac{1}{\sigma_{reg}^2} \sum_{n=0}^{N-1} (LAI_{n+1} - LAI_n)^2 + \frac{\beta}{\sigma_{obs}^2} \cdot \sum_{n=0}^{N-1} \left(A_n \frac{(1 - A_{n+1})}{1 - A_n} - R_n \right)^2$$



(a) Cas idéal



(b) Cas réel



(c) Cas réel avec l'approche multi-échelle

Figure 2-4 : Explication de l'approche multi-échelle. g est la fonction coût. $g^{(0)}$ et $g^{(1)}$ sont respectivement, la première et la seconde courbes lissées. sol_0 et sol_1 sont respectivement, les minimum de $g^{(0)}$ et $g^{(1)}$.

Par conséquent, afin de résoudre l'Equation (2-21), nous commençons par chercher le minimum de la nouvelle fonction de coût g_{β} pour un faible facteur β ce qui correspond à un

lissage très fort et permet d'éviter la convergence vers les minima locaux et retrouver ainsi une solution approximative à notre problème. Par la suite, cette solution sert à initialiser la recherche à nouveau d'une solution mais avec un lissage moins fort permettant alors de s'approcher plus de la vraie solution du problème d'origine dans un espace de solution limitée autour de l'initialisation.

En résumé, l'approche de gradient multi-échelle est répétée en résolvant au départ un problème simple (faible β) en utilisant la méthode de gradient et augmentant progressivement la complexité et ceci en réduisant le lissage (augmentation de β) et s'approchant progressivement au problème d'origine ce qui va permettre enfin de converger vers l'optimum de g .

2. Validation à partir de simulations DART

2.1. Cultures

La validation de la méthode d'inversion LUT des formes d'ondes LiDAR sur les cultures est faite à l'aide des simulations du modèle DART. En effet, nous avons effectué deux tests de validation sur les cultures de maïs : le premier test consiste à chercher les propriétés biophysiques des maquettes de maïs simulées par DART sans ajouter des incertitudes supplémentaires (cas de référence). Le deuxième test consiste à modifier la géométrie de la maquette pour laquelle on cherche à estimer les paramètres par rapport aux simulations dans le LUT. En particulier, on a appliqué une certaine rotation sur les pieds de maïs par rapport aux maquettes du LUT.

En termes de caractéristiques du capteur utilisé dans les simulations DART, nous avons choisis celles du capteur réel que nous avons utilisé pour valider notre étude dans le chapitre suivant. Ainsi, la longueur d'onde est prise égale à 1064 nm, l'altitude du capteur est de 1,115 Km, l'empreinte LiDAR est de rayon 12 cm et le pas d'échantillonnage de la forme d'onde est égal à 30 cm (2 ns).

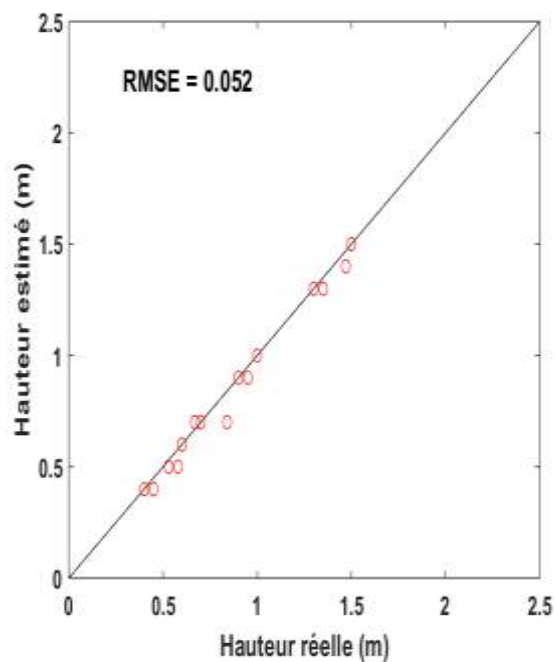
Les maquettes de maïs simulées dans le LUT sont de taille $3\text{ m} \times 3\text{ m}$. Chaque maquette correspond à un stade d'évolution, une hauteur et LAI données et couvrant un sol à une réflectance donnée. Les intervalles de variation des différents paramètres sont déjà présentés dans le Tableau 3. Les pas d'échantillonnage pour construire le LUT sont comme suit : 10 cm pour l'élongation de la tige de maïs et 0,1 pour la réflectance de sol. Ces maquettes sont construites avec des pieds de maïs d'une densité égale à 9 pieds par mètre carré et d'une

distance entre rangée égale à 0.775 m. Ces paramètres sont prélevés des mesures terrains sur le champ de maïs que nous avons utilisé pour valider notre étude dans le chapitre suivant. Les simulations LiDAR sont par la suite effectuées en considérant le capteur déjà décrit dans le paragraphe d'avant. Différentes positions d'empreintes LiDAR sont simulées pour chaque maquette et par la suite une forme d'onde moyenne est calculée pour représenter le champ de maïs souhaitant chercher les caractéristiques (hauteur et LAI).

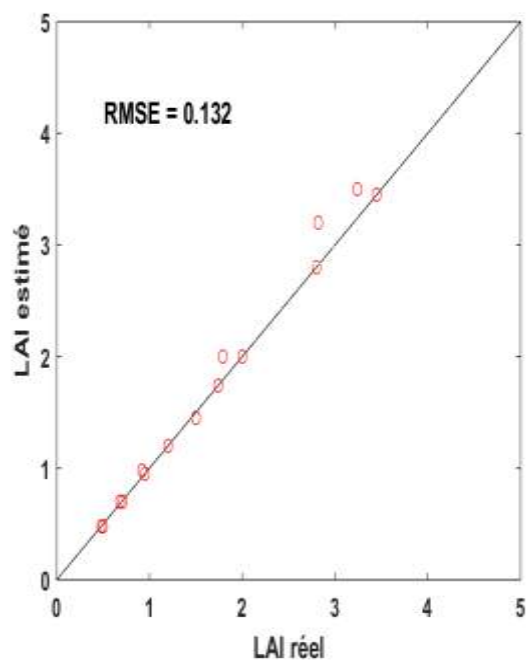
La réflectance de sol est maintenue à 0.4 pour les maquettes simulées que nous souhaitons chercher leurs propriétés biophysiques.

✓ Cas de référence (sans incertitude)

Ce test consiste à trouver la hauteur, LAI et la réflectance de sol de quinze différentes maquettes simulées par DART. Le but de ce test est de montrer les performances maximales de la méthode d'inversion sans ajouter des incertitudes sur la géométrie de la maquette. La Figure 2-5 montre les résultats d'estimation versus les paramètres réels simulés. Les résultats d'inversion montrent une bonne précision des propriétés biophysiques de maïs avec un RMSE de 5 cm pour la hauteur, 0.13 pour le LAI et 0.045 pour la réflectance de sol. La Figure 2-6 montre une comparaison des formes d'ondes simulées pour deux champs de maïs souhaitant chercher leurs caractéristiques avec les formes d'ondes de LUT les plus proches. Le premier champ avec de petits pieds de maïs de 58 cm (a), le deuxième avec de pieds de maïs moyens avec 90 cm d'hauteur et le troisième avec de grands pieds avec une hauteur de 1.47 m (c). Les résultats montrent une grande ressemblance entre les deux formes d'ondes (e.g., confondu pour (b)). Cela prouve que la méthode d'inversion a bien retrouvé la forme d'onde de LUT la plus proche à celle souhaitant trouver ses propriétés.

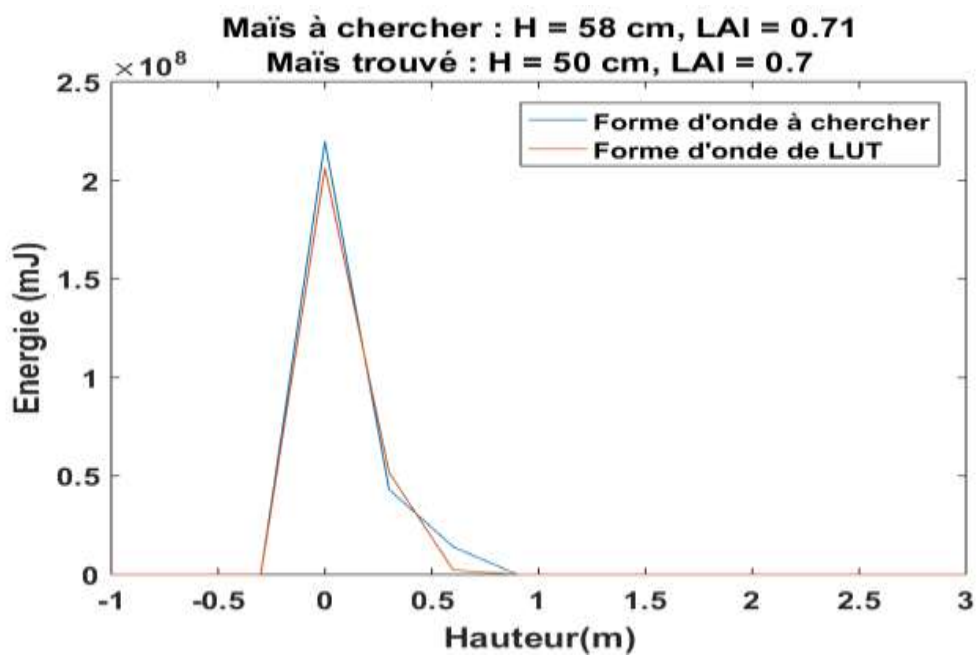


(a)

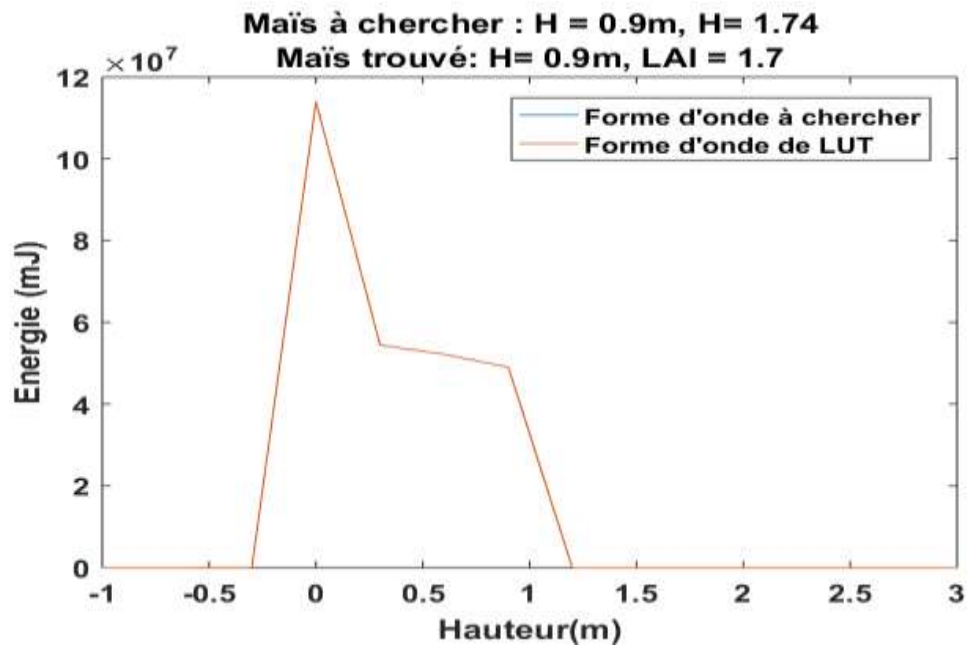


(b)

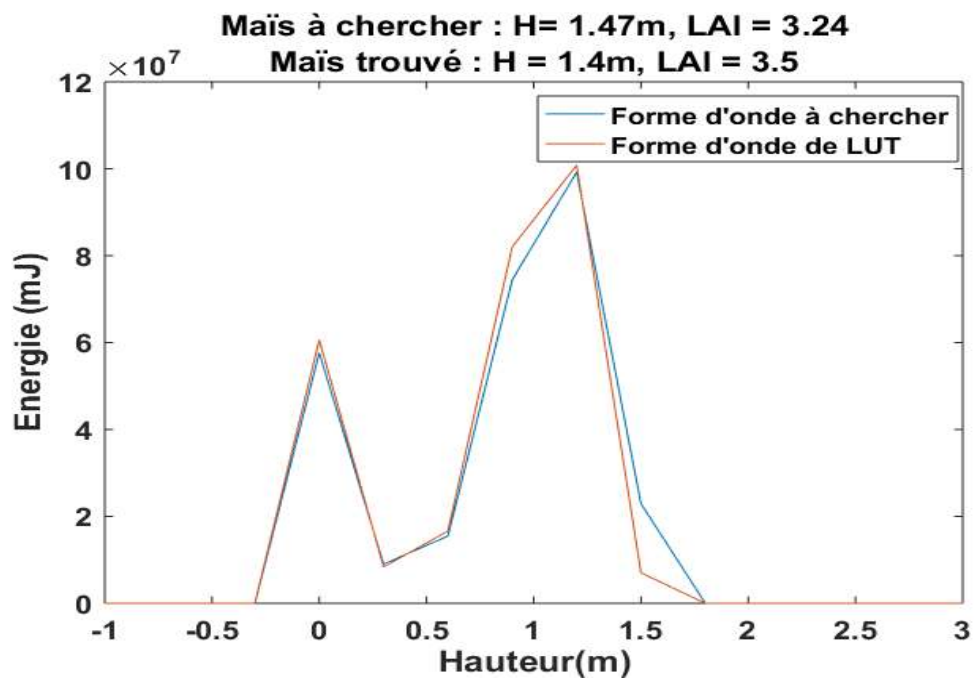
Figure 2-5 : Estimation de la hauteur (a) et LAI (b) vs les valeurs réelles des pieds de maïs. Les petits cercles rouges représentent la hauteur et le LAI estimés.



(a)



(b)



(c)

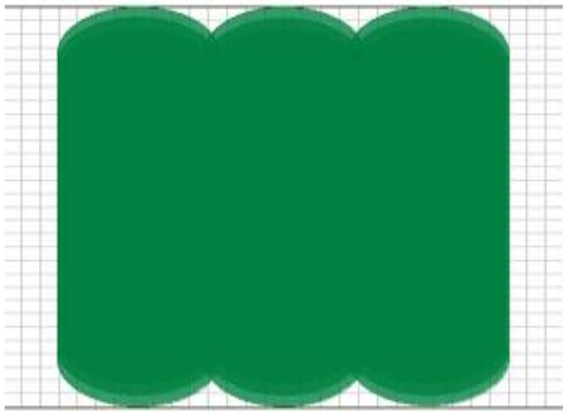
Figure 2-6 : Comparaison de deux exemples de formes d'ondes des maquettes souhaitant chercher leurs caractéristiques vs les formes d'ondes de LUT les plus proches trouvées par la méthode d'inversion.

✓ Rotation des pieds de maïs

Dans ce test, nous avons effectué une rotation de 40° puis de 90° des pieds de maïs dans les maquettes DART pour lesquels on souhaite retrouver les paramètres par rapport aux maquettes du LUT. Ceci va modifier l'architecture de la scène en modifiant localement la densité du feuillage, ce qui va nécessairement entraîner la modification de la forme d'onde. La Figure 2-7 illustre l'impact de la rotation effectuée sur un exemple de maquette de maïs simulée par DART. On voit clairement que l'effet d'agrégation augmente avec l'angle de rotation.

Les résultats d'estimation de la hauteur et de LAI sont représentés dans la Figure 2-8 pour une rotation des pieds de maïs de 40° (a) et de 90° (b). Ces résultats obtenus montrent une estimation acceptable mais moins précise que le cas de référence. En effet, la hauteur des maïs est estimée avec un RMSE égal à environ 10 cm pour les deux rotations de 40° et 90°. Pour le LAI, le RMSE est égal à 0.26 pour une rotation de 40° et 0.28 pour 90°. La réflectance du sol est estimée avec un RMSE égal à 0.12 à 40° et à 0.14 à 90° de rotation. En général, la rotation des pieds de maïs par rapport à la table LUT, réduit la précision sur la hauteur ; de 0.05 m à 0° à environ 0.10 m à 40° et 90° et sur le LAI ; de 0.15 à 0° à 0.26 à 40° et à 0.28 à 90°. En effet, la rotation augmente l'effet d'agrégation ce qui entraîne la modification du signal LiDAR.

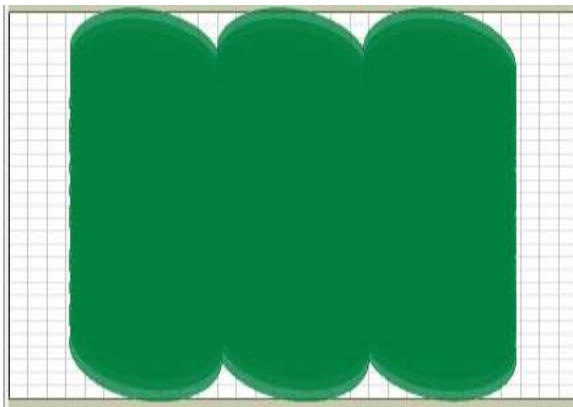
La Figure 2-9 montre la comparaison des formes d'ondes pour un champ de maïs d'hauteur 90 cm dont nous souhaitons chercher leurs propriétés biophysiques (utilisés dans le cas de référence) avec les formes d'ondes les plus proches trouvées par la méthode d'inversion pour une rotation de 40° (a) et 90° (b). D'après cette figure, il est clair que la forme d'onde moyenne du champ de maïs change de forme en changeant l'angle de rotation de 0° (cas de référence voir Figure 2-6 (b)) à 40° (Figure 2-9 (a)) et à 90° (Figure 2-9 (b)). En particulier, l'amplitude de la réponse de sol est à $1,2 \cdot 10^7 mJ$ à 0°, puis en augmentant la rotation à 40°, elle devient $1,4 \cdot 10^7 mJ$ et elle atteint $1,8 \cdot 10^7 mJ$ à 90°. En effet, rappelons que la végétation devient plus agrégée quand l'angle de rotation augmente et ainsi le sol devient plus visible et sa réponse augmente. Inversement pour la végétation, son amplitude diminue en augmentant la rotation : elle est $6 \cdot 10^7 mJ$ à 0°, devient $5,5 \cdot 10^7 mJ$ à 40° et elle diminue jusqu'à $4,7 \cdot 10^7 mJ$ à 90°. Ceci est dû au fait que l'agrégation augmente l'ombrage et donc diminue la réflectance.



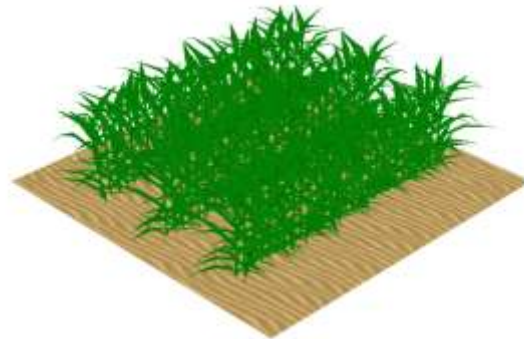
(a)



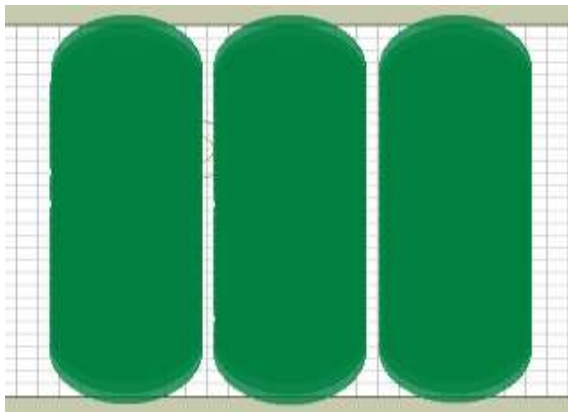
(b)



(c)



(d)

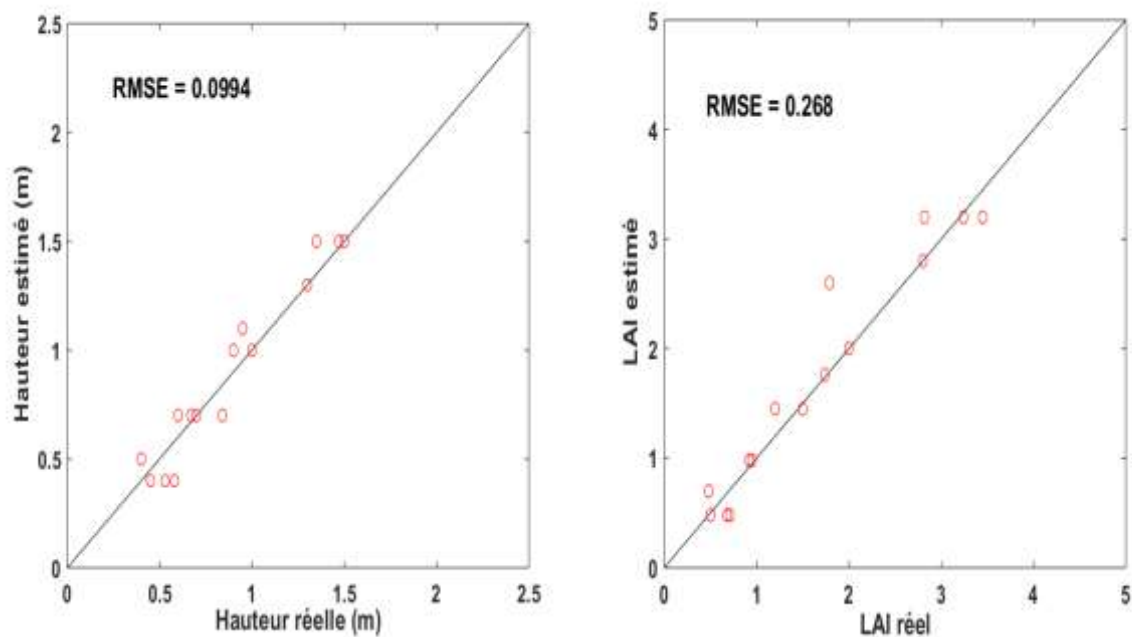


(e)

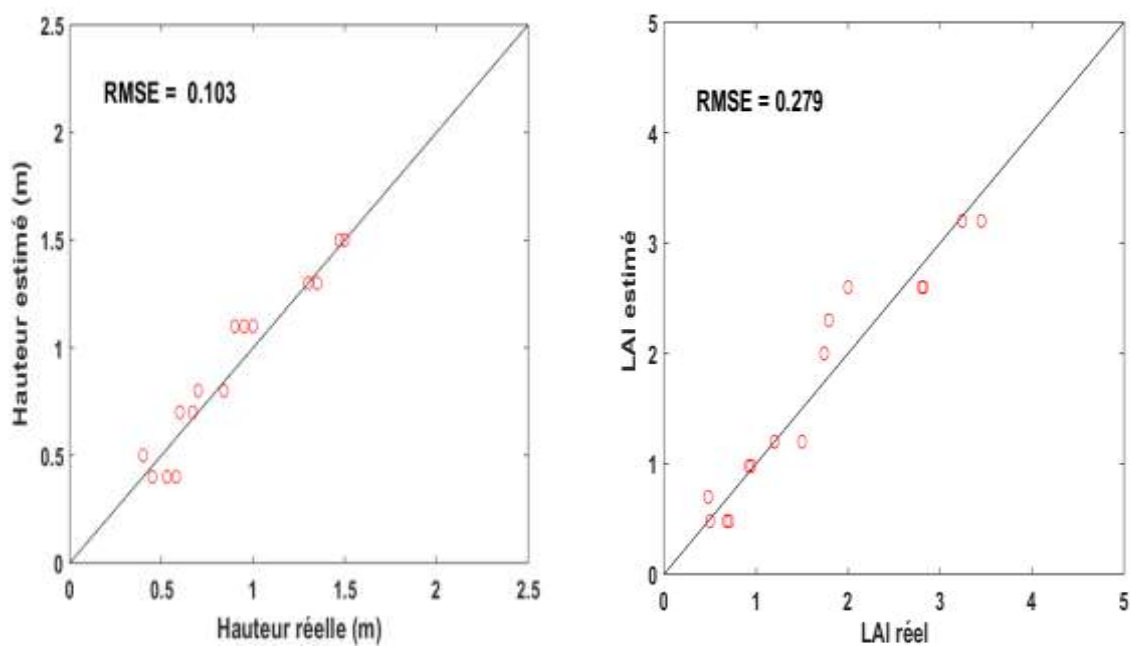


(f)

Figure 2-7 : Exemple de maquettes de champ de maïs simulées par DART sans rotation des pieds (en 2D (a) et en 3D (b)), avec une rotation de 40 ° (en 2D (c) et en 3D (d)) et une rotation de 90 ° (en 2D (e) et en 3D (f)). (a) (c) et (e) schématisent les enveloppes des pieds de maïs en 2D, chaque pied est représenté par un cercle vert. (b) (d) et (f) présentent les maquettes en 3D.



(a) Rotation de 40 °



(b) Rotation de 90°

Figure 2-8 : Estimation de la hauteur et de LAI vs les valeurs réelles pour une rotation de 40° (a) et une rotation de 90° (b) des pieds de maïs. Les petits cercles rouges représentent la hauteur et le LAI estimés.

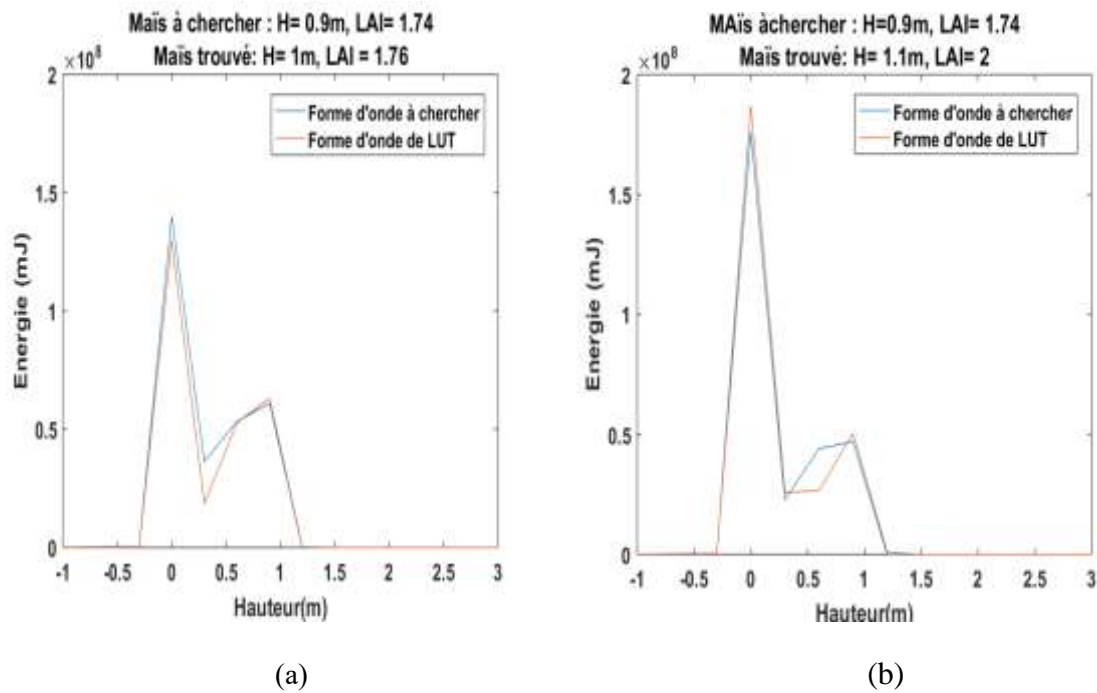


Figure 2-9 : Exemples de comparaison des formes d’ondes des maquettes souhaitant retrouver leurs caractéristiques vs les formes d’ondes de LUT trouvés en appliquant la méthode d’inversion pour des rotations de 40° (a) et de 90° (b).

2.2. Couverts arborés

La validation de la méthode variationnelle d’inversion des formes d’ondes LiDAR est effectuée dans cette section avec des données LiDAR simulées par le modèle de transfert radiatif DART. Particulièrement, des formes d’ondes LiDAR sont simulées sur deux scènes de végétation : la première est un cas simple avec de la végétation turbide homogène et la deuxième est plus complexe avec une scène qui contient un arbre d’olivier en format d’objet 3D importé par DART. Les fonctions de la distribution spatiale et inclinaison des feuilles, ainsi que les propriétés optiques sont supposées connues et le seul inconnu est le LAI.

Les observations LiDAR sont simulées au Nadir avec une longueur d’onde égale à 670 nm, l’altitude du capteur est 300m, le rayon de l’empreinte est de 1 m et le pas d’échantillonnage de la forme d’onde est 50 cm. La Figure 2-10 montre la première scène simulée ; elle est composée par des couches de cellules turbides de végétation (homogènes) de 50 cm la hauteur pour chacune, avec un total de 6 m d’altitude et de 3m de largeur. La Figure 2-11 montre un arbre d’olivier en 3D importé par DART, cet arbre est représenté par trois groupes ; les feuilles, les branches et le tronc. La méthode d’inversion proposée est ainsi testée sur ces deux scènes différentes.

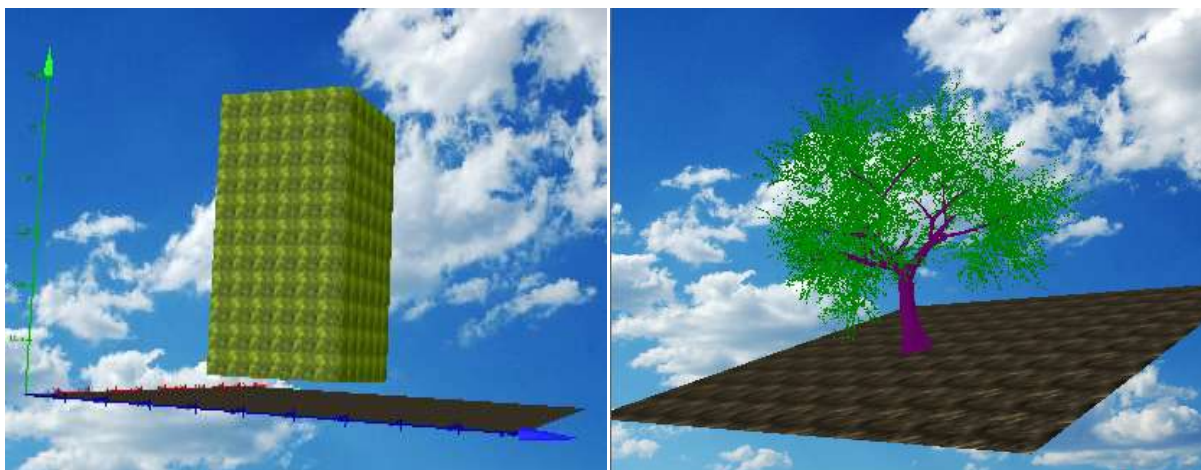


Figure 2-10 : Scène de végétation turbide homogène Figure 2-11 : Arbre d'olivier 3D importé

La Figure 2-12 montre le profil de LAI estimé dans le cas du milieu turbide en utilisant les deux méthodes ; la première approximation basée sur le modèle physique (1st approx), puis par la technique variationnelle (inversion β).

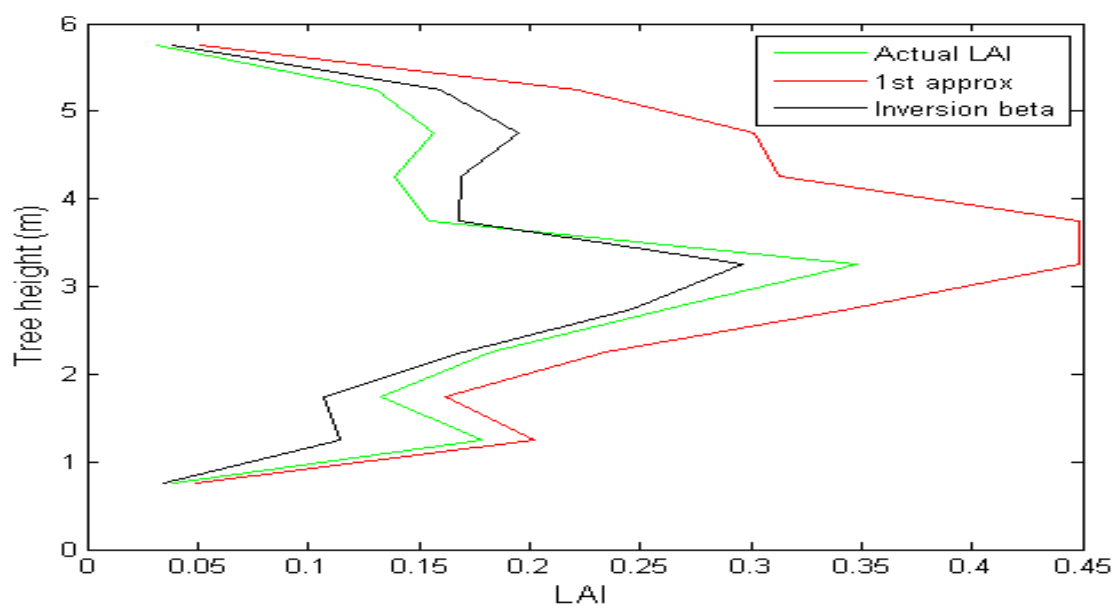


Figure 2-12 : Estimation de LAI vs valeurs réelles dans le cas de la végétation en turbide. Le rapport bruit à signal est 5%.

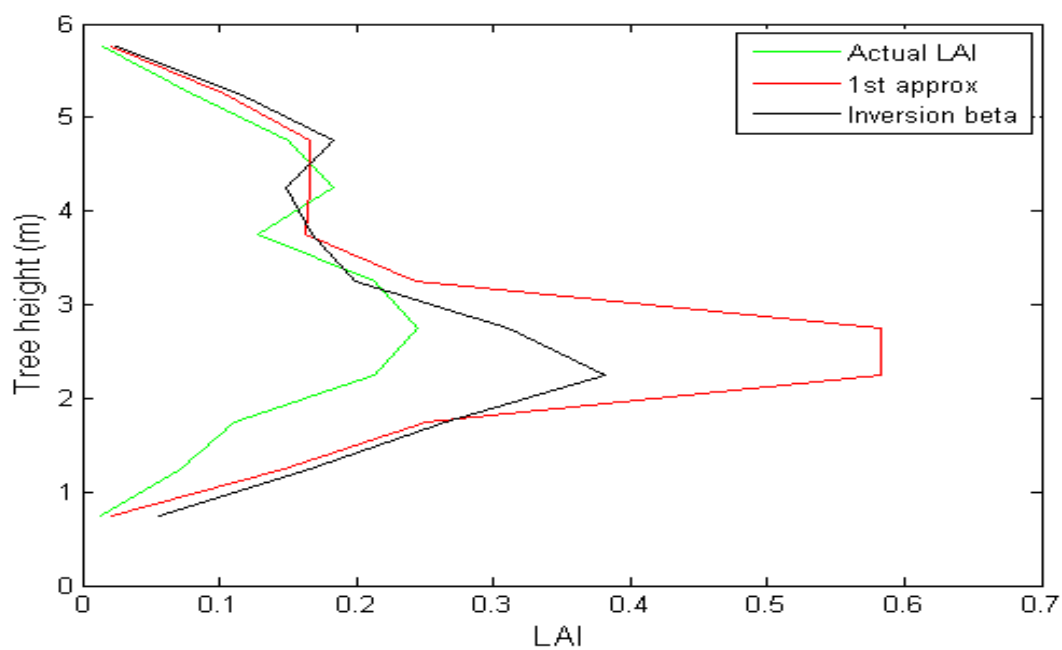
En se comparant avec les valeurs réelles de LAI, la méthode d'inversion β montre de meilleures performances dans l'estimation du LAI avec un profil proche du réel ce qui n'est pas le cas avec la première approximation. Ces résultats sont confirmés en terme de RMSE qui est égal à 0.06 pour l'approche variationnelle et environ 0.23 pour la première

approximation. Ces résultats peuvent être expliqués par le fait que l'approximation impose des hypothèses fortes sur la variation de la transmittance (e.g. $A_n = A_{n+1}$) et ne tient pas compte de l'effet du bruit sur le signal.

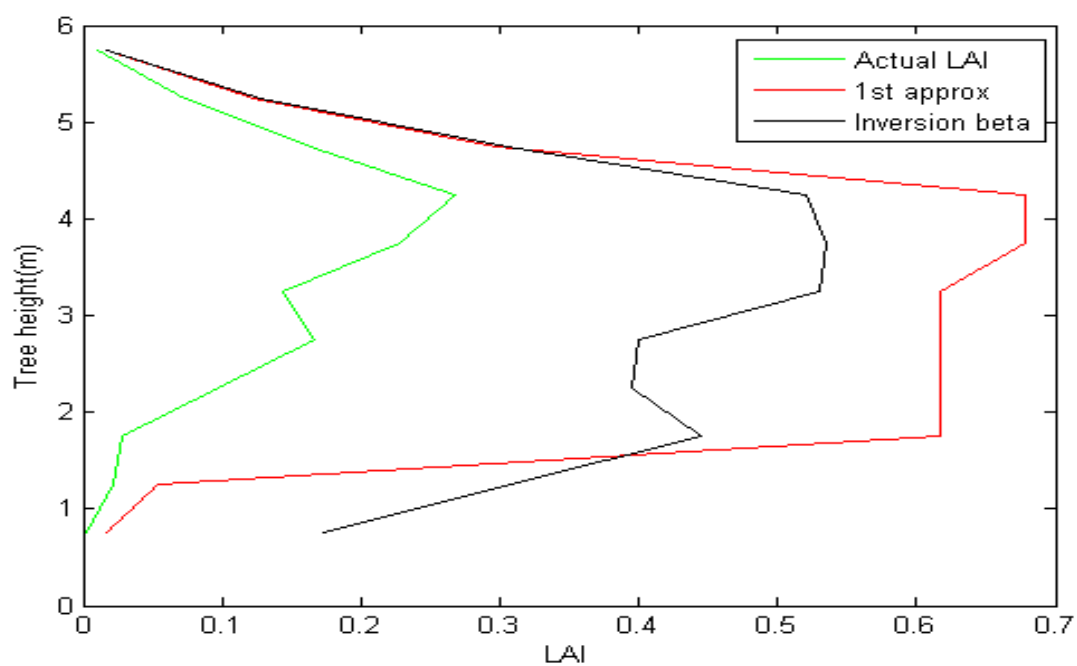
La Figure 2-13 illustre les résultats d'inversion dans le cas de l'arbre importé en 3D. La Figure 2-13 (a) (respectivement 2-13 (b)) présente l'estimation du LAI sur la partie droite de l'arbre (respectivement, au milieu de l'arbre) en utilisant les deux méthodes développées. Il est remarquable que pour les deux positions, les estimations sont moins précises que dans le cas du milieu turbide. Une surestimation est observée dans les deux cas avec des valeurs de RMSE égales à 0.16 et 0.5 respectivement pour la première et la deuxième position. En fait, pour un arbre réaliste ; l'arbre n'est pas un milieu homogène formé uniquement par des feuilles comme supposé dans le modèle. En particulier, cette réduction des performances peut s'expliquer par l'agrégation et la régularité de la distribution spatiale des feuilles (Kallel & Nilson, 2013) ou la présence d'éléments ligneux qui occluent les feuilles.

Afin de mieux analyser le problème, les parties ligneux ; le tronc et les branches, sont supprimés de la maquette de l'objet 3D de l'arbre, seulement les feuilles sont simulées. La Figure 2-14 montre les résultats. Des estimations plus précises du profil de LAI sont obtenues dans les deux positions de l'empreinte du LiDAR avec un RMSE égal à 0.07. Ce résultat confirme que les éléments boisés sont la cause principale de la surestimation puisqu'ils diffusent la pulsation Laser comme un grand nombre de feuilles.

Notons que la précision de l'estimation dans le cas du milieu turbide homogène est inférieure à celle de l'arbre importé. En effet, dans ce dernier cas, la forme d'onde non-bruitée est testée afin de mieux comprendre les différents impacts des différents types d'éléments de l'arbre sur l'inversion.

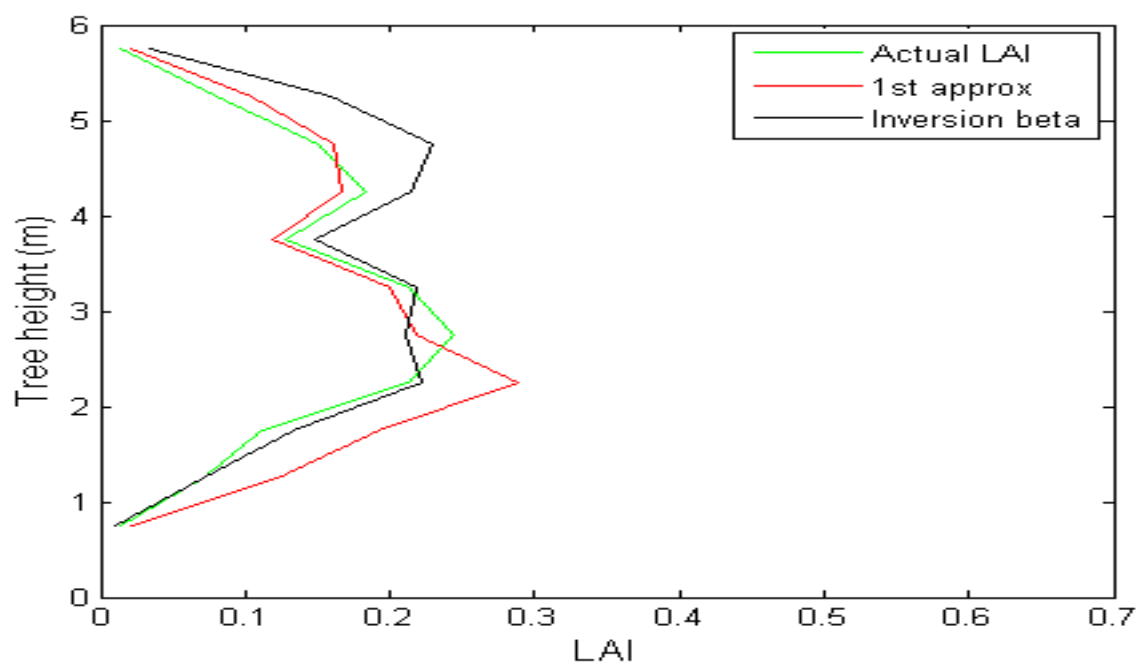


(a) Coté droite de l'arbre 3D

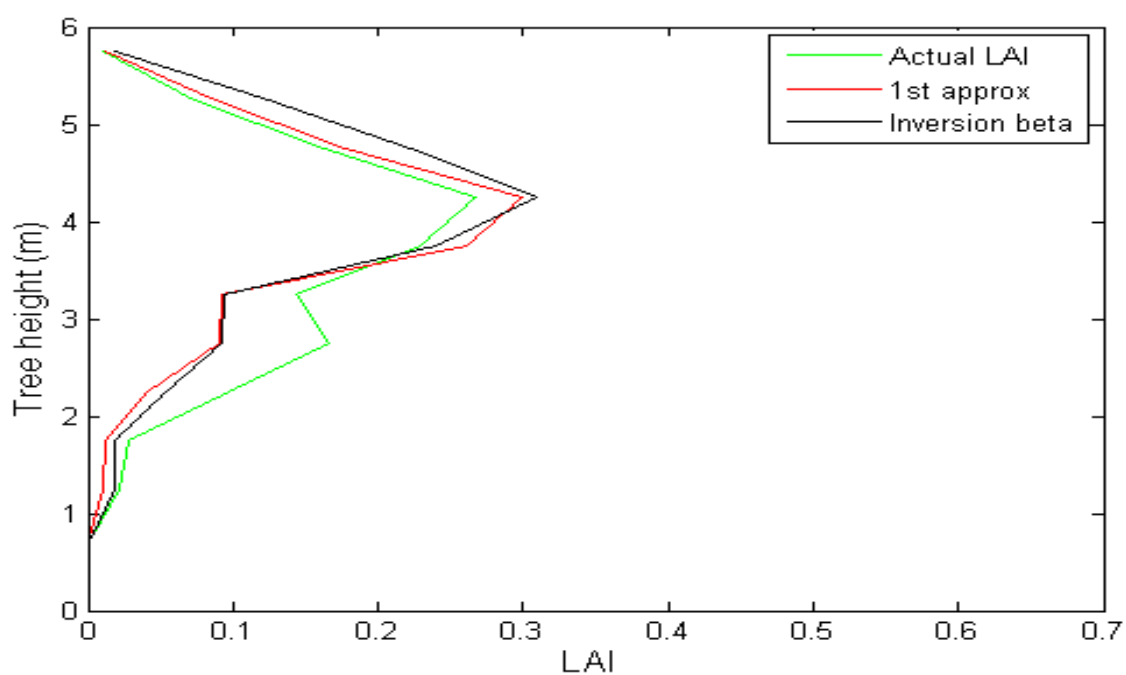


(b) Milieu de l'arbre 3D

Figure 2-13 : Estimation de LAI vs LAI réel dans le cas de l'arbre 3D importé. Forme d'onde non-bruitée.



(a) Coté droite de l'arbre 3D



(b) Milieu de l'arbre 3D

Figure 2-14 : Estimation de LAI vs LAI réel dans le cas de la simulation des feuilles de l'arbre 3D importé uniquement. Forme d'onde non-bruitée.

Conclusion

Nous avons détaillé dans ce chapitre deux méthodes d'inversion des formes d'ondes LiDAR. La première méthode sert à estimer les propriétés biophysiques (i.e., hauteur, LAI, réflectance de sol) des cultures, en utilisant la méthode d'inversion LUT et le modèle de transfert radiatif DART. La deuxième méthode consiste à établir un model inverse bayésien de transfert radiatif des formes d'ondes LiDAR complètes afin d'estimer le profil vertical de LAI des arbres. La validation de ces deux méthodes a été effectuée en premier temps dans ce chapitre avec des formes d'ondes LiDAR simulées avec DART. Les résultats obtenus sont encourageants pour les deux approches d'inversion. Les chapitres 3 et 4 vont faire leurs adaptation et validations avec des données LiDAR réelles.

Chapitre 3 : Paramètres cultureux dérivés de mesures LiDAR

Introduction

Avec une surface agricole importante, environ 27 millions d'hectares, presque la moitié de la superficie du territoire conçue pour l'agriculture, la France est globalement le premier producteur agricole en Europe. Elle a une production d'une grande diversité ; maïs, blé, tournesol, colza,... etc.

Parmi les grandes cultures, le blé et le maïs sont les plantes les plus cultivées en France. Le blé est la première céréale produite avec une moyenne de 6 millions d'hectares et le maïs est la seconde céréale avec environ 3 millions d'hectares (grain, fourrage, semence, doux) de la superficie française. La production moyenne de blé ces dernières années est environ 31 millions de tonnes, elle a atteint son apogée en 2012 avec 36.6 millions de tonnes, mais elle reste fluctuante, elle a par exemple diminuée jusqu'à 28 millions de tonnes en 2016. Quant au maïs, sa production oscille entre 15 et 18 millions de tonnes.

Vu la grande importance de ces deux céréales dans la sécurité alimentaire, le suivi de leur santé et de leur croissance s'avère nécessaire. Dans ce cadre, nous nous proposons de faire leur étude en utilisant les données LiDAR acquises le 23 juin 2015. Ces données sont fournies par le projet Agriculture-Health-SPECTrometry (AHSPECT) soutenu par le programme EUFAR et coordonné par le centre national des recherches météorologiques (CNRM). Ce programme a pour objectif de contribuer au suivi de la santé des cultures dominantes ; maïs, blé, tournesol dans le sud-ouest de la France. Ainsi, dans ce chapitre, nous allons adapter et valider l'approche d'inversion des données LiDAR sur les cultures décrite dans le Chapitre 2 afin d'estimer les propriétés biophysiques des champs de maïs et de blé comme la hauteur, le LAI et la réflectance du sol.

1. Zones agricoles étudiées

Dans cette étude, nous avons étudié deux parcelles à Lamothe et Auradé situées à la Haute Garonne en France. Elles sont parmi les sites expérimentaux de centre d'études spatiales de la Biosphère (CESBIO).

1.1. Parcelle expérimentale de Lamothe

La parcelle Lamasquère est une surface agricole qui appartient à la ferme laitière expérimentale de Lamothe, elle est sous la propriété de l'Ecole d'Ingénieur de Purpan et située sur les terrasses de la Garonne en Haute Garonne. Ses coordonnées géographiques sont (43°29'47.7"N, 1°14'15.9"E) (Figure 3-1). Le site est caractérisé par une rotation « maïs-blé-maïs-tournesol ». Il est caractérisé par des étés chauds et secs. Durant les années de maïs, la parcelle est irriguée et reçoit une fertilisation mixte ; minérale et organique. La quasi-totalité des parties aériennes de maïs sont ensilées pour l'alimentation du bétail. A la date de la campagne LiDAR du projet AHSPECT le 23 juin 2015, la majorité des surfaces agricoles de Lamasquère, environ 25 hectares, sont plantées par le maïs.

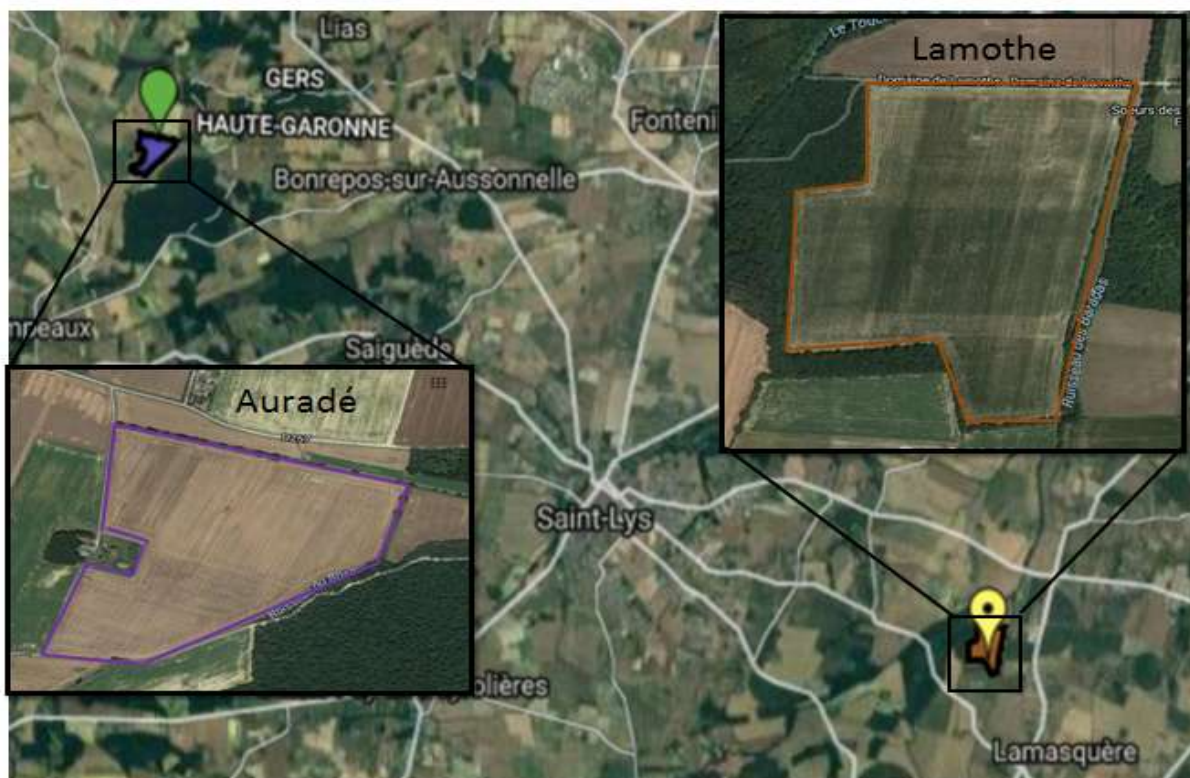


Figure 3-1: Zones d'études à partir de Google Map. La surface entourée par la ligne en violet représente la zone expérimentale de l'Auradé (en bas à gauche) et celle entourée par la ligne marron représente le champ de maïs à Lamothe (en haut à droite).

A Lamothe, les mesures terrains ne sont pas prises le jour de l'acquisition LiDAR. Cependant, elles sont disponibles à cinq dates avant et après ce jour (Tableau 3-1 et Figure 3-2), ce qui nous a permis d'estimer correctement la hauteur et le LAI de maïs avec une procédure d'interpolation temporelle.

Les dates de mesures terrains	Hauteur: moyen (m)	Hauteur: écart-type (std)	LAI: moyen	LAI: écart-type (std)
2 Juin 2015	0,25	0,06	0,14	0,08
1 Juillet 2015	1,61	0,22	4,11	0,9
23 Juillet 2015	2,59	0,24	5,86	1,12
6 Aout 2015	2,82	0,1	6,17	0,8
2 Septembre 2015	2,78	0,15	5,37	0,97

Tableau 3-1 : Mesures terrains des paramètres biophysiques de maïs pour différentes dates de mesures.

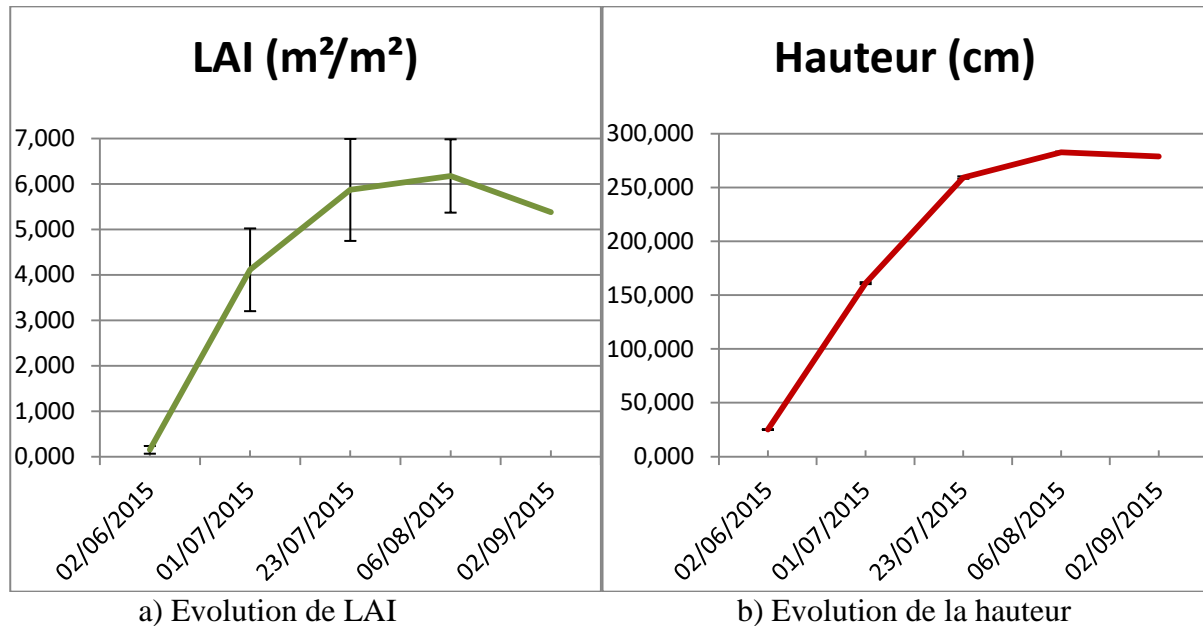


Figure 3-2 : Mesures terrains à Lamasquère

Pour chaque mesure, vingt prélèvements de 1m² de surface sont situés par rapport à cinq canaux d'irrigation comme montre la Figure 3-3. Une plante de maïs de taille moyenne est sélectionnée par prélèvement. Sa hauteur et la surface de ses feuilles vertes sont mesurées, ce qui donne la hauteur et le LAI de l'échantillon. Ce dernier est mesuré suivant l'équation suivante :

Équation 3-1 :

$$LAI_{\text{échantillon}} = \text{surface des feuilles de la plante} \times \text{densité des pieds de maïs}$$

Par la suite, la hauteur moyenne et le LAI moyen de maïs sont calculés comme étant la moyenne de toutes les mesures effectuées sur vingt prélèvements.

La procédure d'interpolation est basée sur les degrés jours de croissance de maïs dès la date de semis suivant les différentes mesures terrains. Le degré jour de croissance est une mesure

qui sert à calculer l'accumulation de la chaleur journalière afin d'estimer la croissance d'une plante à partir de la date de semis. Son calcul se base sur l'équation suivante :

Équation 3-2 :

$$DJ = \sum_{\text{jour}} \left(\frac{T_{\max} + T_{\min}}{2} - T_{\text{base}} \right)$$

où T_{base} désigne la température de base, elle est 10 °C pour le maïs (Kenny & Harrison, 1992). T_{\max} et T_{\min} désignent respectivement, les températures maximale et minimale d'une journée. Ces valeurs sont mesurées par un capteur thermique HMP155 (<http://www.vaisala.com/en/products/humidity/Pages/HMP155.aspx>) localisé dans la parcelle étudiée (Lamasquère). Les Figures 3-4 et 3-5 montrent l'évolution de la hauteur et de LAI de maïs en fonction des degrés jours. Le 23 Juin 2015, la température cumulée est environ 534°C, en faisant l'intersection de cette température avec les courbes d'évolution, la hauteur et la valeur de LAI sont estimées respectivement à 1.15m et à 2.77. Les écarts types (std) relatifs à la hauteur et au LAI au moment de l'acquisition LiDAR sont calculés en supposant que les rapports hauteur/std et LAI/std soient égaux à ces ratios au jour le plus proche de la mesure sur le terrain (c.à.d. du 1^{er} juillet 2015). Par conséquent, le std est estimé à environ 0.16 m pour la hauteur et 0.6 pour le LAI.

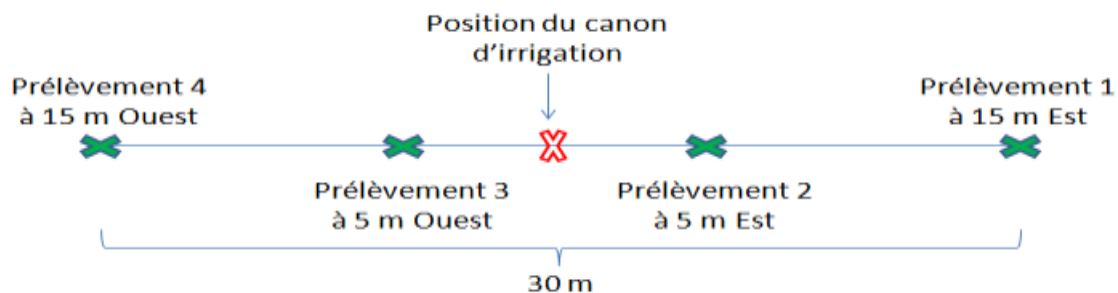


Figure 3-3 : Positionnement des échantillons de maïs.

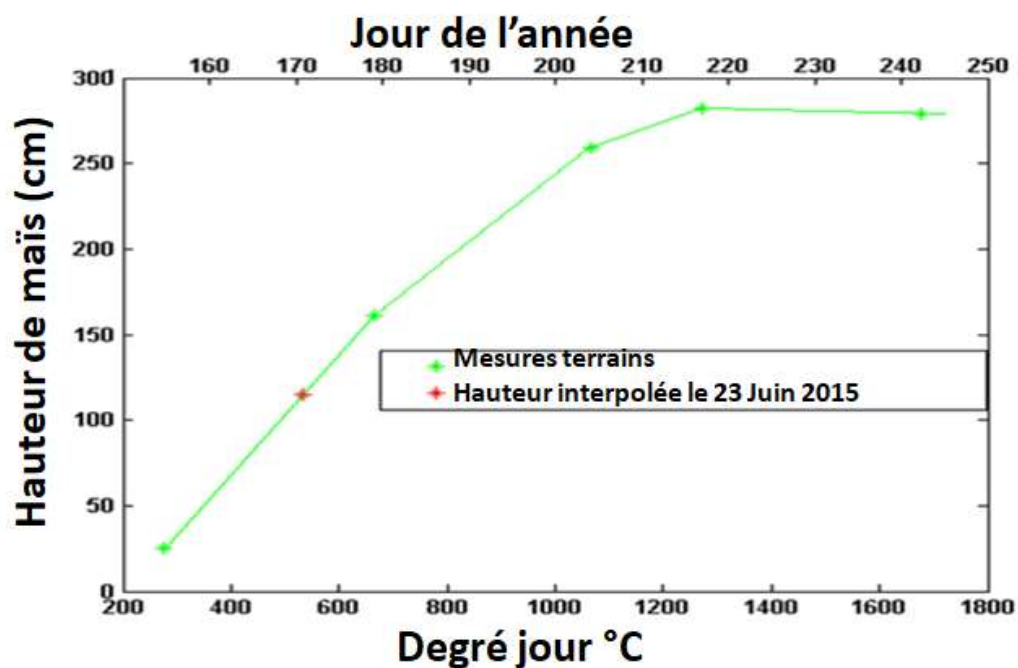


Figure 3-4 : Evolution de la hauteur de maïs en fonction des degrés jour

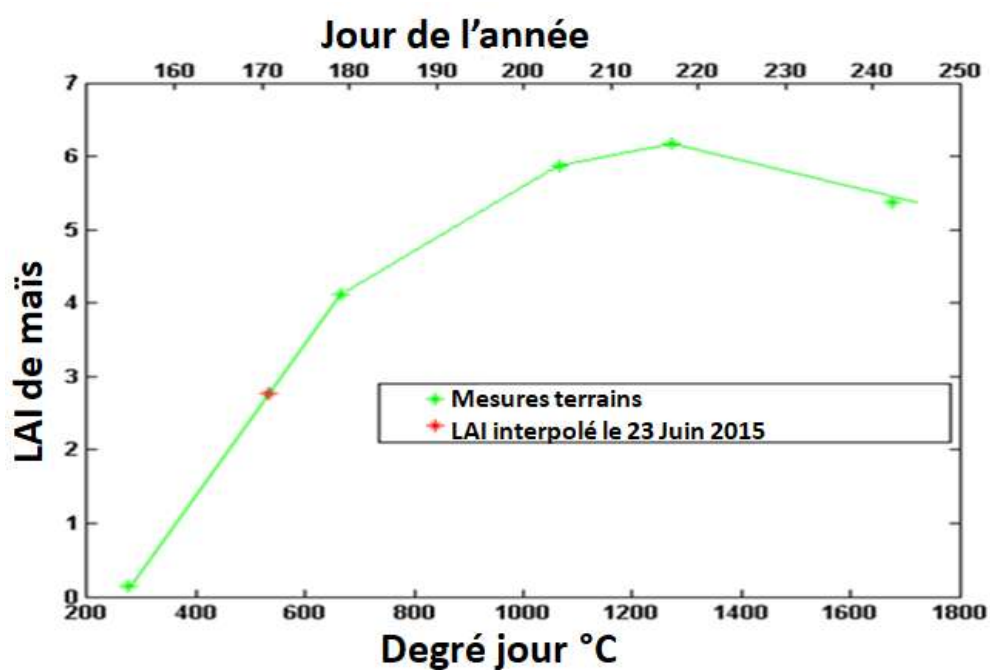


Figure 3-5 : Evolution du LAI de maïs en fonction des degrés jour

1.2. Parcelle expérimentale d'Auradé

Le site d'Auradé est une parcelle agricole localisé dans le Gers de la région des coteaux de Gascogne. Ses coordonnées géographiques sont (43°32'55.5"N 1°06'21.4"E) (Figure 3-1). Il

est caractérisé par une rotation culturale incluant du « blé-tournesol-blé-colza ». Il n'est pas irrigué et reçoit une fertilisation minérale uniquement. Seul le grain est exporté. Les pailles de blé sont exportées pour le paillage des stabulations. A la date de l'acquisition LiDAR, le champ de l'Auradé a été planté en blé sur une surface d'environ 24 hectares.

A l'Auradé, les mesures terrain sont collectées le jour de l'acquisition LiDAR. Dix petites parcelles d'échantillonnage sont sélectionnées à différentes positions dans le champ de blé. Comme les graines étaient semées en rangées, des échantillons rectangulaires sont placés dedans au hasard, avec la même largeur qu'une rangée et avec une longueur de 0,25m le long de sa direction. La surface des feuilles vertes, l'espace entre les rangées et la densité des pieds du blé sont bien mesurés pour chaque échantillon, ce qui a permis de calculer la valeur de LAI. Dans chaque échantillon, la hauteur des pieds du blé est presque constante. En pratique, la plante la plus grande donne la hauteur de chaque échantillon. Les valeurs moyennes de la hauteur du blé et de LAI ainsi que l'écart type (std) sont calculés en faisant la moyenne des mesures des échantillons. L'écart type sur les mesures était de 20% pour la hauteur et de 35% pour le LAI, comme remarqué précédemment dans la littérature lors d'un cycle de croissance du blé complet (Béziat, et al., 2009). Au moment de la campagne LiDAR, le blé était mature avec une valeur de LAI quasiment nulle, une hauteur moyenne de 0,49 m et un std de 0,07 m.

Le fait que la longueur de l'échantillon soit faible (i.e. 0,25 m) a permis d'un côté d'avoir une bonne cohérence avec l'empreinte LiDAR (i.e. 0.22m de rayon) et de l'autre de bien quantifier l'hétérogénéité spatiale du champ de façon qu'il soit bien compatible avec l'échantillonnage spatial du LiDAR (i.e. plusieurs mesures par m^2).

2. Données LiDAR

Dans le cadre du projet AHSPECT, l'avion DORNIER du NERC est utilisé afin de collecter pour des sites choisis et documentés des mesures LIDAR aéroportées. L'acquisition des données a eu lieu le 23 juin 2015 avec huit lignes de vol sur le sud-ouest de la France dont les positions géographiques en longitude et latitude sont présentées dans la Figure 3-6. Les lignes de vol 1 et 7 couvrent de larges zones sur les parcelles expérimentales Lamasquère et Auradé.

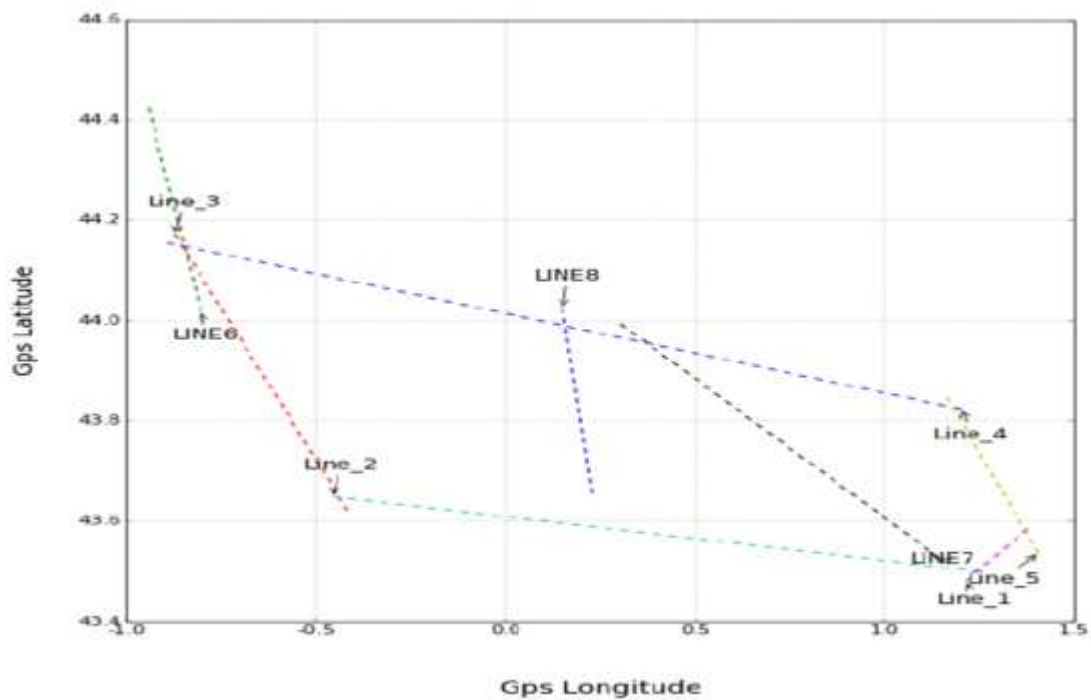


Figure 3-6 : Lignes de vol LiDAR sur le sud-ouest de la France

Le capteur aéroporté LiDAR utilisé est le Leica ALS50-II. C'est un LiDAR à petite empreinte de l'ordre de 22 cm pour une altitude de vol égale à ≈ 1000 m. Il émet des pulsations Laser avec un délai de 4 à 9 ns à une longueur d'onde égale à 1064 nm. Il enregistre les points discrets ou les formes d'ondes complètes à un pas d'échantillonnage de 2 ns (30 cm). L'intensité des échos des formes d'ondes est enregistrée sous la forme de comptes numérique (Digital Count, DC, en anglais) au pas d'échantillonnage déjà prédéfinie et un nombre maximum d'échantillons appelé « bin ». Ici, le nombre prédéfini de bins par forme d'onde est 256 bins, ce qui correspond à une longueur totale de la forme d'onde discrétisée de 76.8m ($30 \text{ cm} \times 256$).

Les données LiDAR sont enregistrées sous le format LAS 1.3. Avec le logiciel LAStools⁸, les données correspondantes aux deux sites expérimentales sont extraites. La Figure 3-7 montre la localisation des données LiDAR sur les deux parcelles d'étude du maïs et du blé : 29797 formes d'ondes traitées (environ $200 \times 15 \text{ m}^2$) à Auradé et 18430 formes d'ondes traitées (environ $200 \times 9 \text{ m}^2$) à Lamasquère. La densité d'acquisition des points LiDAR est importantes, elle est de l'ordre de 10 points par mètre carré, ce qui est bien adapté à une estimation de la hauteur avec une bonne précision.

⁸ <https://rapidlasso.com/lastools/>

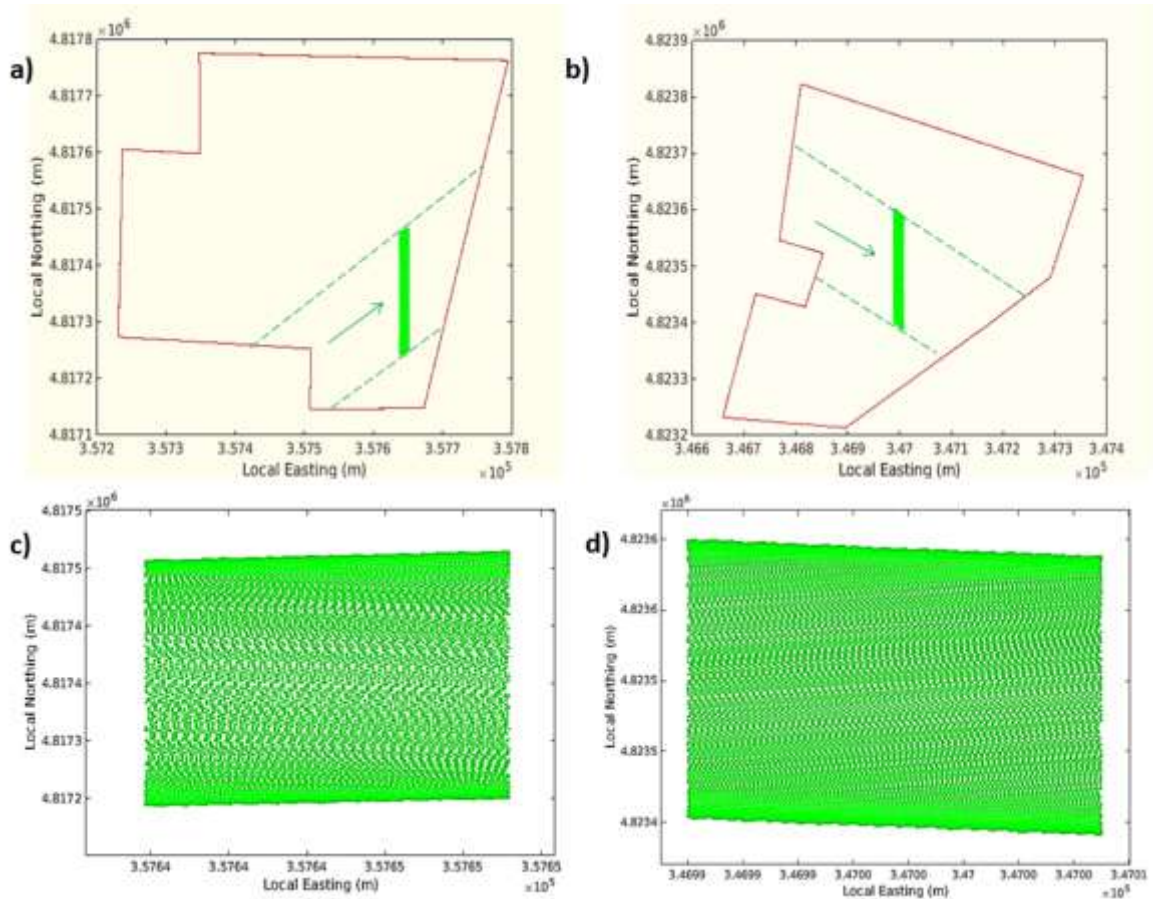


Figure 3-7 : Acquisition LiDAR sur les sites Lamothe (a) et Auradé (b). Les lignes rouges délimitent les champs étudiés, la flèche verte indique les lignes de vol LiDAR et les surfaces vertes montrent les formes d'ondes étudiées. c) et d) Zoom sur les formes d'onde étudiées respectivement en a) et b).

3. Estimation et validation des paramètres cultureux (LAI, Hauteur)

3.1. Méthodologie d'inversion

L'approche d'inversion des formes d'ondes LiDAR réelles combine à la fois l'aspect physique avec l'aspect inversement et traitement de signal. Nous avons utilisé la méthode d'inversion Look Up Table basée sur le modèle de transfert radiatif DART, décrite dans le chapitre 2. Cependant, avant de faire la comparaison des formes d'ondes LiDAR réelles avec celles de LUT, une étape de prétraitement spécifique des données LiDAR réelles est nécessaire. La Figure 3-8 résume les différentes étapes de la méthode d'inversion appliquée.

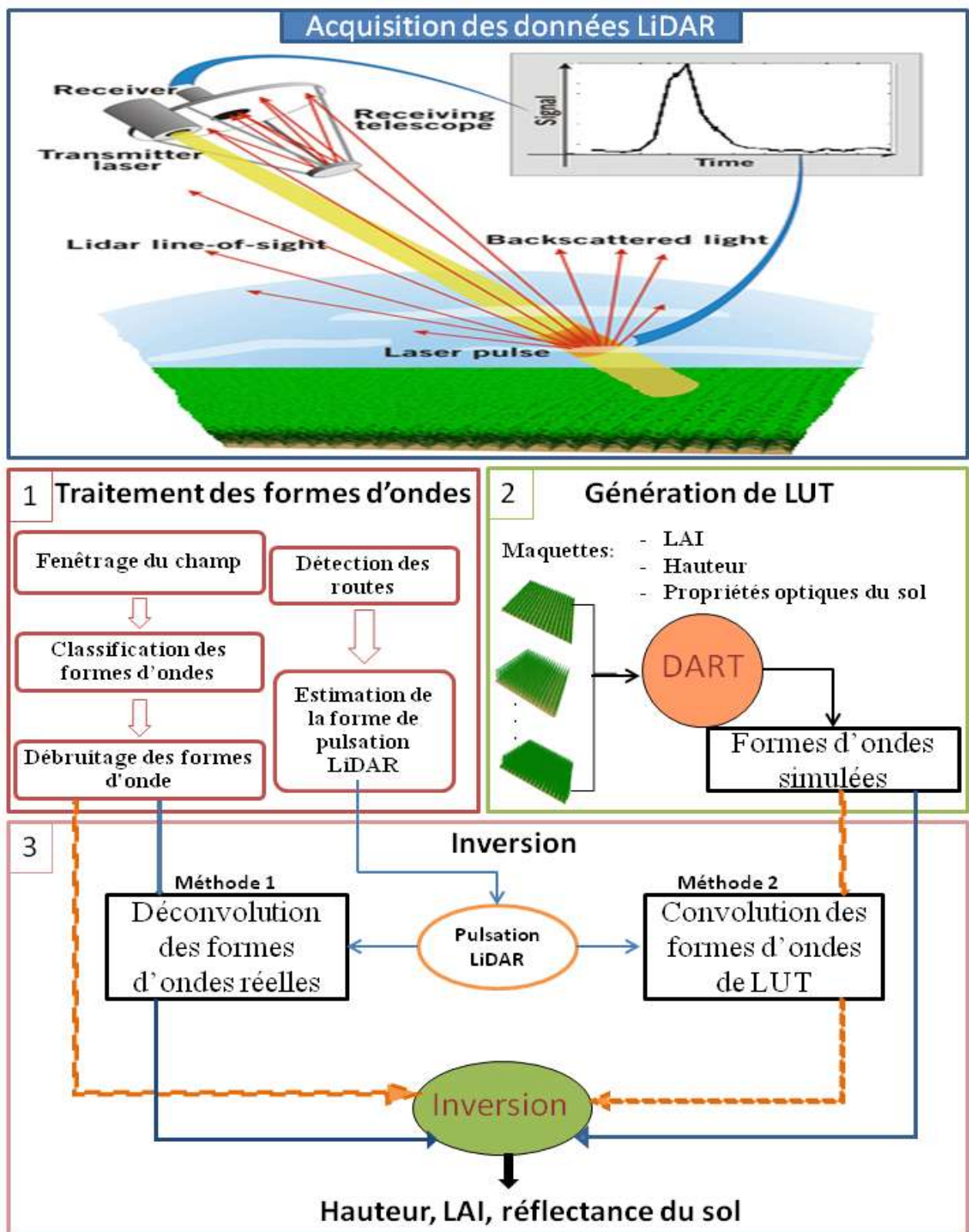


Figure 3-8 : Diagramme schématique de la méthodologie d'inversion des données LiDAR réelles

En première étape, les signaux LiDAR réelles sont traités. En particulier, ils sont débruités, moyennés spatialement, puis classés en classes homogènes. Ce qui donne une forme d'onde

moyenne par classe. En deuxième étape, le LUT est généré par DART en simulant un grand nombre de formes d'ondes pour différentes caractéristiques biophysiques du champ de culture (hauteur, LAI, réflectance du sol). En troisième étape, la méthode d'inversion sélectionne la simulation de LUT la plus proche de la forme d'onde moyenne de chaque classe, ce qui donne les propriétés biophysiques recherchées. Les différentes étapes sont détaillées dans les paragraphes suivants.

a) Traitement des données LiDAR réelles

L'hétérogénéité spatiale due aux conditions de l'environnement comme l'hétérogénéité du sol et l'humidité dans les champs de cultures conduit à une variabilité spatiale au niveau du développement des pieds de cultures (hauteur, LAI, etc) (Webster, 2000, McBratney et al., 2003). En résultat, les formes d'onde réelles sont très variées localement dans les deux champs de maïs et de blés étudiés, une telle variation rend l'inversion très bruitée avec des résultats peu significatifs. Pour remédier à ce problème, différents prétraitements sont appliqués sur les formes d'ondes LiDAR réelles avant l'inversion.

✓ Fenêtrage:

La procédure de fenêtrage est une procédure de moyennage spatial des formes d'ondes LiDAR afin d'éliminer la variabilité spatiale due à l'hétérogénéité locale de l'environnement comme l'espace entre les rangées des pieds de maïs et de blé. Elle calcule une forme d'onde moyenne par fenêtre. En effet, la taille des fenêtres doit être représentative de la variabilité locale de la végétation dans les champs de cultures. De plus, le nombre de formes d'ondes qui appartient à une fenêtre doit être suffisamment important pour calculer la moyenne d'une façon précise, dans notre cas la valeur minimale est dix. Pour vérifier les deux conditions (i.e. représentativité et nombre minimum), différentes tailles sont testées. La condition du nombre de formes d'ondes est vérifiée pour des fenêtres de taille supérieure à 1 m². Et pour ne pas supprimer la variabilité du développement des plantes dans la parcelle, la taille des fenêtres est limitée à 3 × 3 m² (environ 88 formes d'ondes dans la fenêtre). Ainsi, nous avons choisi de travailler avec trois tailles de fenêtres : 1 × 1 m², 2 × 2 m² et 3 × 3 m². Il est important de noter ici que la taille des fenêtres n'est pas en relation avec la précision du capteur LiDAR qui est de l'ordre de quelques centimètres. Par contre, elle est liée à la variabilité locale de la végétation.

✓ Classification des formes d'ondes :

La classification vise à supprimer les valeurs aberrantes et à réduire l'effet du bruit dans les formes d'ondes. Pour le faire, elle classe les formes d'ondes à des groupements homogènes « ou classes ». Chaque classe est caractérisée par une forme d'onde moyenne. La procédure de classification utilise le modèle de mélange gaussien ; GMM acronyme anglais de « Gaussian Mixture Model », il est l'un des applications les plus connues de l'algorithme Espérance-Maximisation (EM) (Gupta & Chen, 2011). Cet algorithme cherche itérativement l'estimateur de maximum de vraisemblance qu'une observation appartient à une classe donnée. Il attribue dans une première étape une probabilité initiale $\gamma_{ij}^{(0)}$ qu'une observation LiDAR $y_{i \in [1,n]}$ appartient à la classe $z_{j \in [1,k]}$, où n désigne le nombre d'observation LiDAR et k désigne le nombre prédéfini de classes. Dans une deuxième étape, l'objectif de l'algorithme est de trouver les plus probables combinaisons θ des classes k qui expliquent les observations correspondantes. Alors, à chaque itération m , l'algorithme cherche l'estimateur de probabilité maximale $\hat{\theta}^{(m)}$ pour qu'une observation soit générée par une classe donnée. Une fois calculée, il cherche la relation d'appartenance $\gamma_{ij}^{(m)}$ entre l'observation y_i et la classe z_j (à l'itération m). Le calcul de $\hat{\theta}^{(m)}$ et de $\gamma_{ij}^{(m)}$ est procédé d'une façon alternée :

Équation 3-3 :

$$\hat{\theta}^{(m+1)} = \arg \max_{\theta} \sum_{j=1}^k \left(\sum_{i=1}^n \gamma_{ij}^{(m)} \right) \log \theta_j \quad \text{avec} \quad \gamma_{ij}^{(m)} = P(z_j | y_i, \theta^{(m)})$$

où θ_j désigne la probabilité *a priori* de la classe j tel que $\sum_{j=1}^k \theta_j = 1$ et $\theta_j \in [0,1]$.

Vu que le GMM est un algorithme de classification local et donc ne permettant d'aboutir toujours à la solution optimale alors afin d'avoir à une meilleure classification des formes d'ondes, le GMM est répétée plusieurs fois et la meilleure solution minimisant l'entropie des classes est sélectionnée. Chaque classe est représentée par la suite par le signal moyen de tous les signaux LiDAR qui lui appartiennent.

La Figure 3-9 montre un exemple de classification des formes d'ondes réelles en trois classes. Les classes obtenues sont homogènes et différentes d'une classe à l'autre.

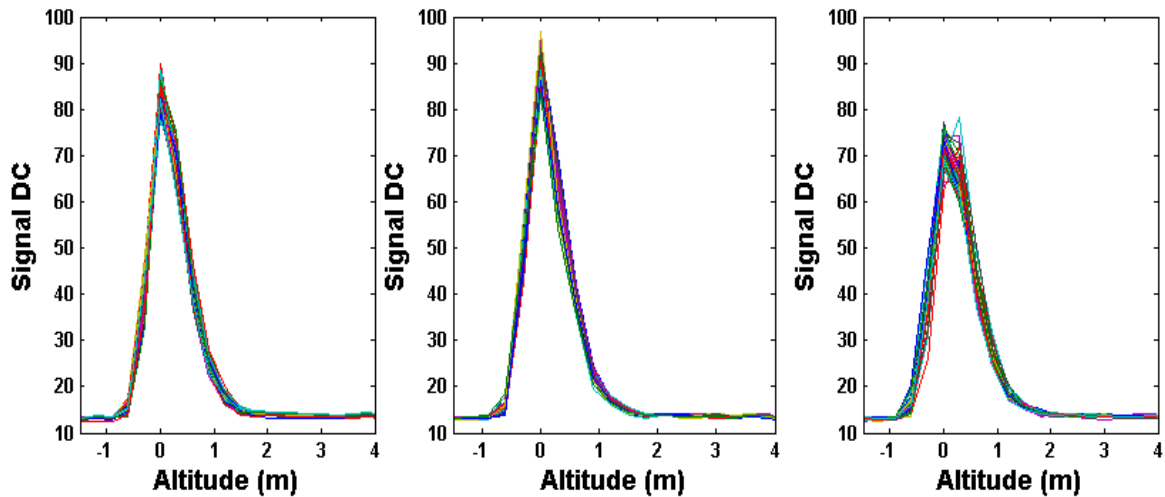


Figure 3-9 : Exemple de classification des formes d'ondes en trois classes différentes : (a) classe 1, (b) classe(2), (c) classe 3. DC acronyme de «Digital Count». Les formes d'ondes d'une même classe sont représentées par différentes couleurs.

✓ Débruitage du signal LiDAR :

Les signaux LiDAR sont souvent altérés en raison des bruits du détecteur LiDAR et des photons d'origine solaire (Allowis et al., 2011, Baltsavias, 1999, Hancock, 2010). Ainsi, un traitement de débruitage est appliqué sur les signaux LiDAR réelles.

Pour les instruments LiDAR qui ont un comportement stable, Hancock et al., 2015 ont proposé d'utiliser la méthode de suivi de bruit « noise tracking » avec un seuil spécifique. Cette méthode considère que la forme d'onde commence au niveau de bin dont l'énergie cumulée est au-dessus d'un seuil égal à 1% de l'énergie totale du signal. Ici, à cause de la petite taille des plantes de cultures et la période d'échantillonnage de 2 ns du capteur LiDAR, le nombre de bins du signal utile est très faible pour appliquer la méthode de suivi de bruit. C'est pour cela qu'une approche de seuillage simple (Chen, 2010) est appliquée dans cette étude avec un seuil égal à l'amplitude moyenne de la forme d'onde durant la propagation de la pulsation Laser dans l'atmosphère (la moyenne des bins aux dessus de la canopée) plus six écart-types (du signal dû à l'atmosphère).

La Figure 3-10 montre un exemple de suppression de bruit : après la détection du pic de la forme d'onde, le premier et le dernier écho sont localisés en déterminant les bins du signal LiDAR dont leurs énergies dépassent le seuil indiqué.

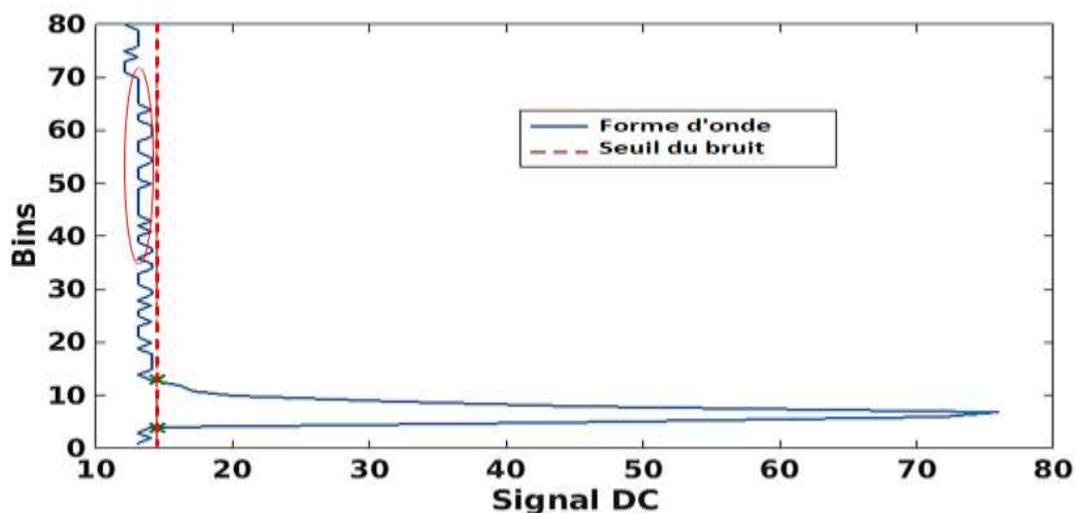


Figure 3-10 : Seuil de bruit (courbe rouge en pointillée) pour une forme d'onde typique (courbe bleu) d'un champ de maïs. Les deux croix vertes désignent la localisation du premier et du dernier échos. DC pour Digital Count. L'ellipse rouge indique les bins utilisées dans le calcul le signal moyen de LiDAR dans l'atmosphère.

b) Génération de LUT

La table LUT des formes d'ondes est générée avec le modèle de transfert radiatif DART comme décrit dans le chapitre 2 1.a) pour les deux types de cultures ; le maïs et le blé suivant la configuration du capteur LiDAR Leica ALS50-II (voir la Section 2 de ce chapitre). Les maquettes des cultures sont simulées avec une taille $3\text{ m} \times 3\text{ m}$. Chaque maquette correspond à un stade d'évolution différent avec une hauteur et LAI données et couvrant un sol à une réflectance donnée. Les intervalles de variation des différents paramètres sont déjà présentés dans le Tableau 2-2 du Chapitre 2. Les pas d'échantillonnage pour construire le LUT sont : 10 cm pour l'élongation de la tige des cultures et 0,1 pour la réflectance de sol. Ces maquettes sont construites avec des densités des plantes et distance inter-rang prélevés des mesures terrains sur le champ de maïs et de blé (Tableau 2-1).

Les maquettes sont simulées avec un sol plat. Donc, l'effet des pentes n'est pas considéré dans ce travail. En effet, le sol est pratiquement plat localement pour ces parcelles. De plus, comme l'empreinte est de l'ordre de 22cm, la distance entre tous les points du sol (dans l'empreinte) et le capteur LiDAR est pratiquement constante. Elle est de l'ordre de quelques centimètres pour les faibles pentes. Par rapport à un LiDAR à large empreinte, ce capteur à faible empreinte réduit énormément la différence entre les temps d'aller /retour des photons qui atteignent le sol à des positions différentes (dans l'empreinte) ce qui minimise l'impact des pentes.

c) Solution de l'inversion

Une forme d'onde LiDAR peut être considérée comme la convolution de l'impulsion du système LiDAR avec le profil de la section transversale de la cible observée (Hancock et al., 2015, Hoften et al., 2000). La localisation des objets cibles peut être ainsi identifiée par l'application des fonctions d'ajustement « fitting function » (Hoften et al., 2000) ou par déconvolution (Roncat et al., 2014). Ces traitements nécessitent la connaissance de l'impulsion Laser du LiDAR, ce qui n'est pas le cas dans ce travail, elle doit être estimée à partir des formes d'ondes. Pour cette raison, les routes sont traitées comme des cibles de référence. Et avec l'hypothèse qu'elles soient horizontales, ce qui implique une réponse temporelle très courte, et donc leurs formes d'ondes correspondantes sont proches de l'impulsion LiDAR. Les surfaces routières sont donc localisées et leurs formes d'onde sont extraites. La forme d'onde moyenne des routes est considérée comme la forme d'impulsion du capteur. La Figure 3-11 montre l'impulsion estimée du système LiDAR et un exemple typique d'une forme d'onde d'un champ de maïs. Cette figure illustre que les routes ont un temps de réponse plus court que les pieds de maïs.

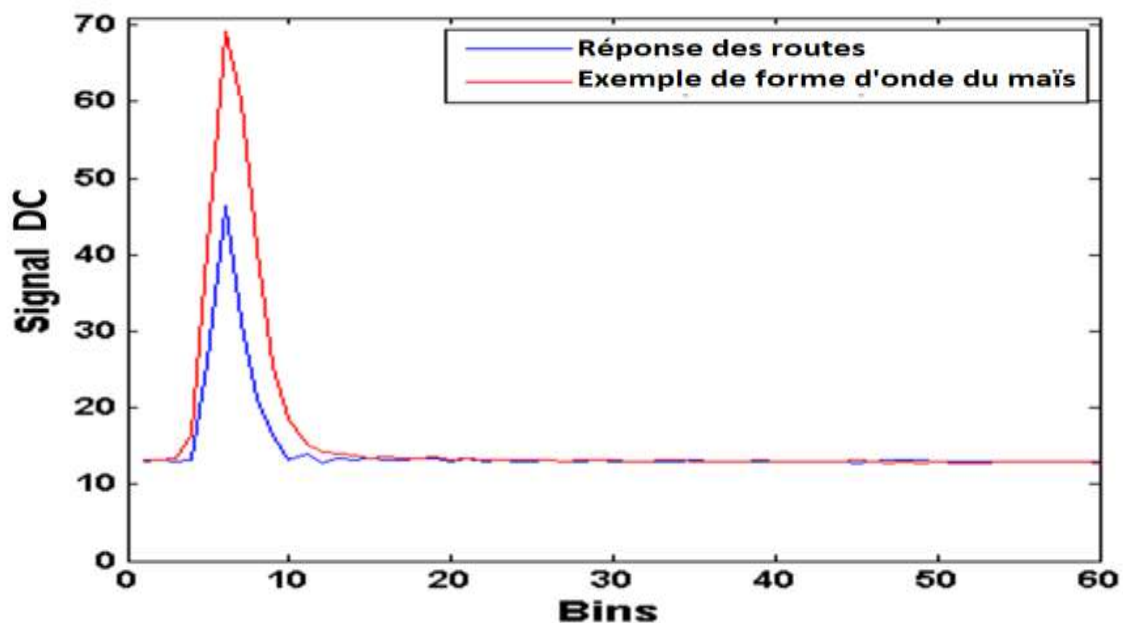


Figure 3-11 : Forme d'onde des routes (en bleu) via la forme d'onde de maïs.

Rappelons que notre méthode d'inversion consiste à comparer les formes d'ondes réelles et celles du LUT générées par DART (Figure 3-8). Ceci suppose que les formes d'ondes réelles et simulées sont bien homogènes, ce qui n'est pas le cas ici vu que les premières sont convoluées, ce qui n'est pas pour les deuxièmes qui sont brutes. Ainsi, deux façons de résoudre ce problème peuvent être utilisées. La première consiste à déconvoluer les formes

d'ondes LiDAR de chaque classe avec l'impulsion estimée du système LiDAR et par la suite, elle les compare avec les formes d'ondes simulées du LUT. La déconvolution utilise ici le filtre de Wiener (Gonzalez & Woods, 2007). Inversement, la deuxième façon consiste à convoluer les formes d'ondes simulées de LUT avec l'impulsion estimée du système et puis, elle les compare avec les formes d'ondes réelles de chaque classe. Nous avons appliqué et comparé dans ce travail les deux approches.

Rappelons que comme décrit dans le Chapitre 2, les résultats de comparaison sont obtenues en cherchant à minimiser la fonction coût RMSE (Equation 2-1) entre les données LiDAR réel (W_R) et celles de LUT (W_{LUT}), pour chaque classe. Dans le cas des mesures réelles, on ne connaît pas l'énergie émise ce qui induit un facteur multiplicatif entre la simulation et la mesure, et donc biaise le calcul du RMSE. Ainsi, afin de garantir leur compatibilité et être indépendant de l'énergie des pulsations, les formes d'ondes réelles et simulées sont normalisées avant la comparaison, par rapport au pic maximum d'énergie.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n_{bin}} \sum_{i=1}^{n_{bin}} (W_R^i - W_{LUT}^i)^2}$$

n_{bin} est le nombre de bins du signal LiDAR débruité (cf. le Paragraphe 3.1. (a)). Dans le LUT, la hauteur, le LAI et la réflectance de sol sont variées. Donc, la méthode d'inversion cherche la forme d'onde de LUT qui est la plus proche de la forme d'onde réelle, et les caractéristiques de la simulation trouvée (hauteur, LAI, réflectance du sol) sont supposées être les paramètres recherchées des cultures.

Les performances de cette méthode d'inversion sont évaluées en se basant sur une analyse de sensibilité de la taille des fenêtres afin d'étudier l'hétérogénéité locale et spatiale des champs de cultures et sur le nombre de classes utilisées dans l'étape de classification des formes d'ondes. Pour le faire, un histogramme de chaque propriété biophysique estimée est calculé, i.e. pour chaque valeur d'une propriété biophysique (prédéfinie dans le LUT), on calcule le pourcentage des fenêtres qui lui correspondent. Les valeurs moyennes des propriétés estimées de maïs et de blé sont par la suite déduites de l'histogramme. Par exemple, la valeur moyenne de la hauteur \hat{h} est calculée suivant l'équation suivante:

Équation 3-4 :

$$\hat{h} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^K h_i \cdot n_i$$

où h_i est la valeur d'hauteur estimée, n_i est le nombre de fenêtres ayant une estimation d'hauteur égale à h_i , K est le nombre total des valeurs d'hauteurs dans le LUT et N est le nombre total des fenêtres dans le champ de cultures.

3.2. Résultats

Les résultats d'inversion des formes d'ondes LiDAR sont présentés et comparés pour les deux sites expérimentaux de maïs (Lamasquère) et de blé (Auradé). Il est important de noter ici que la comparaison entre les résultats d'inversion et les mesures terrains n'est pas faite point par point à cause du manque des mesures LiDAR sur les positions exactes des zones d'échantillonnage. La comparaison est faite alors sur les valeurs moyennes des propriétés biophysiques des champs en entier.

a) Champ de blé

Les résultats d'estimation sont évalués pour le champ de blé dans les deux cas de la convolution des formes d'ondes LiDAR de LUT et la déconvolution des formes d'ondes LiDAR réelles.

✓ Convolution de LUT

La Figure 3-12 présente les histogrammes des valeurs estimées de la hauteur de blé, LAI et réflectance de sol qui résultent de la convolution de LUT, pour trois tailles de fenêtre et deux nombre de classes (3 et 5). La Figure 3-13 et le Tableau 3-2 décrivent les valeurs moyennes correspondantes, leurs std et leurs RMSE en les comparant avec les mesures terrains.

Les estimations de la hauteur et de LAI ne dépendent ni de la taille des fenêtres ni du nombre de classes utilisées dans la classification, ce qui prouve la robustesse de la méthode aux paramètres d'entrée. Deux valeurs de hauteur de blé sont estimées : 0.5m et 0.55m dans la Figure 3-12 (a)-(c) et deux valeurs de LAI retrouvées : 0.38 et 0.67 dans la Figure 3-12 (d)-(f). Toutefois, la distribution spatiale des valeurs estimées varie avec la taille des fenêtres. En effet, pour la taille 1m×1m, la hauteur du blé est égale à 0.5m pour environ 90 % de la surface du champ et 0.55m pour à peu près 10 % de la surface. Pour la taille 2m×2m, les proportions des valeurs de hauteur 0.5m et 0.55m sont respectivement, environ 20% et 80%. Quant à la taille 9m², les deux valeurs ont presque des pourcentages égales. De même, ces pourcentages s'appliquent sur les valeurs de LAI. La réflectance de sol est estimée entre la valeur 0.3 et la valeur 0.6 (voir Figure 3-12 (g)-(i)). Sa variation dépend de la taille des fenêtres et le nombre

de classes utilisées. Néanmoins, plus que 85% des valeurs estimées sont autour des valeurs de réflectance 0.3 et 0.4 qui sont des valeurs réalistes.

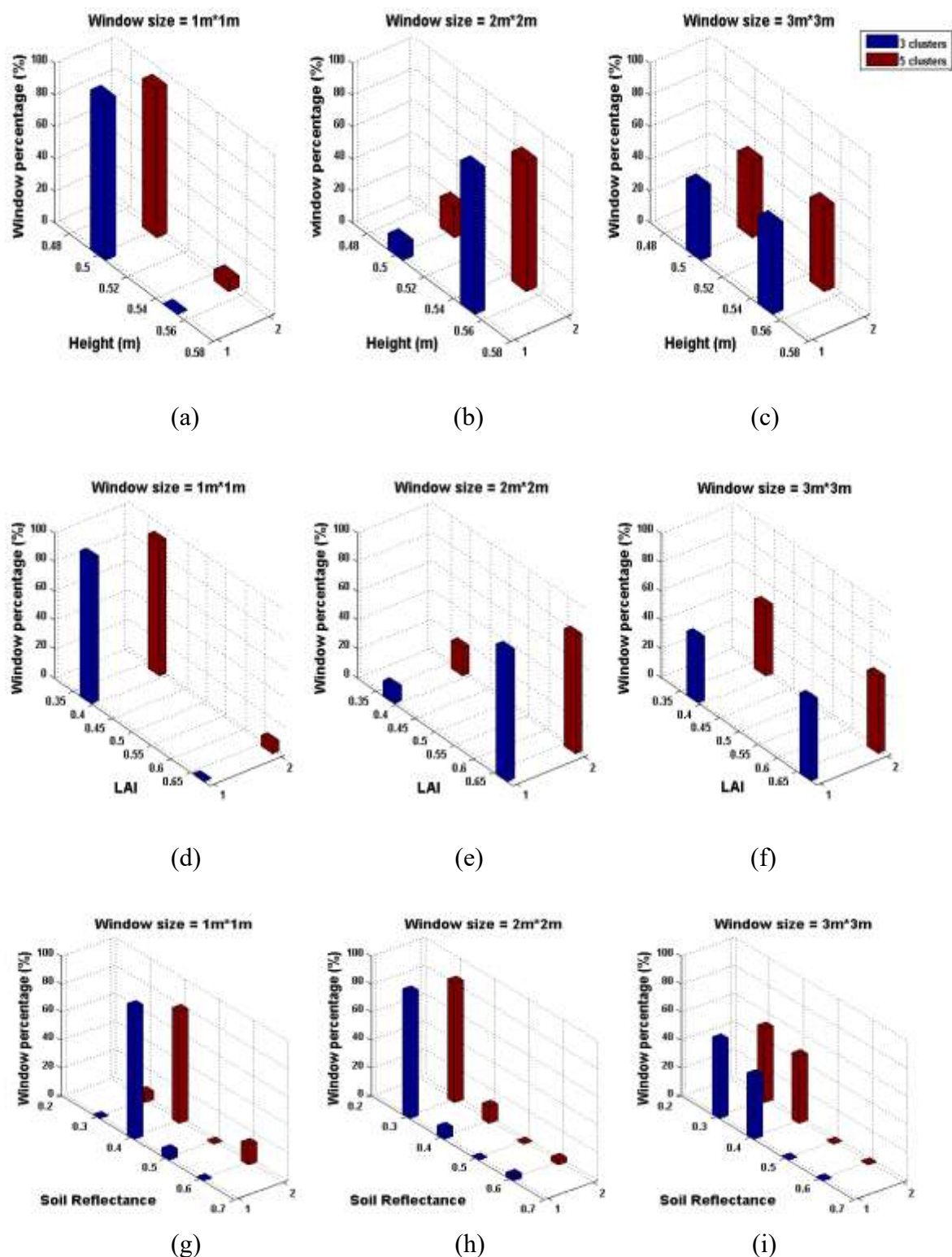


Figure 3-12 : Histogrammes des propriétés biophysiques estimées du champ de blé en utilisant la méthode de convolution: hauteur (en haut), LAI (au milieu) et réflectance de sol (en bas), pour trois tailles de fenêtres et deux nombres de classes ; 3 classes en bleu et 5 classes en rouge.

La hauteur moyenne du blé est bien estimée quel que soit le nombre de classes utilisées : les valeurs de RMSE sont inférieures à 0.05m (Tableau 3-2). La meilleure estimation est obtenue avec la taille de fenêtre de $1\text{m} \times 1\text{m}$ avec un RMSE de 0.01m. Son std est inférieur au std des mesures terrains. Ceci est expliqué par une réduction de la variabilité due au processus de moyennage local (fenêtrage) et global (classification). L'estimation du LAI est moins précise que la hauteur. Son std est environ 0.5. Notons qu'à la date d'acquisition LiDAR, le LAI est quasiment nul puisque le blé était à son dernier stade de croissance « maturation » où les feuilles sont séchées.

Il est important de noter que des résultats satisfaisants d'estimation de la hauteur du blé et du LAI sont retrouvés par notre méthode d'inversion malgré la faible hauteur de la végétation qui implique un mélange entre les signaux du sol et les cultures par l'effet de la convolution par la forme de l'impulsion LiDAR. De plus, comme l'empreinte LiDAR est suffisamment grande (22 cm), le signal LiDAR contient la réponse de la végétation et du sol, et ceci facilite la détection du pic du sol et la réponse du blé dans la forme d'onde. En outre, comme dans le cas du LiDAR actuel, les formes d'onde simulées par DART peuvent mélanger les deux réponses avec une telle configuration. Cependant, dans les deux cas, réels et simulés, la forme d'onde est sensible à la hauteur des cultures (et au LAI), ce qui rend l'inversion possible.

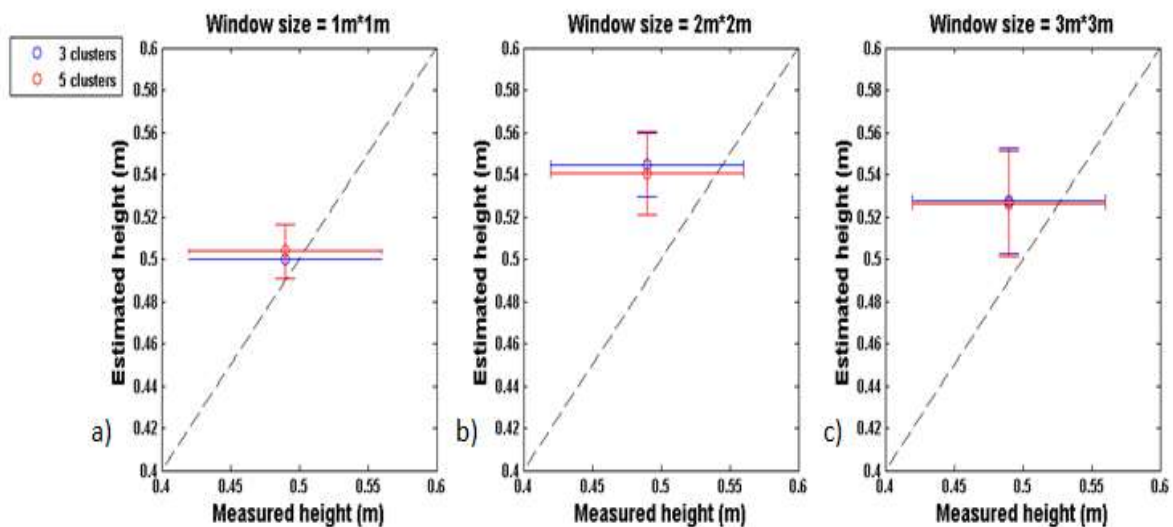


Figure 3-13 : Hauteur de blé estimée vs les mesures terrain collectées le 23 juin 2015, pour trois (bleu) et 5 (rouge) classes et pour trois tailles de fenêtres (a) 1m^2 , (b) 4m^2 et (c) 9m^2 , en utilisant la méthode de convolution de LUT. Les petits cercles représentent la hauteur moyenne estimée. Les bars d'erreurs verticaux et horizontaux représentent respectivement les std de la hauteur estimée et mesurée.

Paramètres estimées		Taille de fenêtre					
		1m×1m		2m×2m		3m×3m	
		Nombre de classe		Nombre de classe		Nombre de classe	
		3	5	3	5	3	5
Réflectance de sol	Moyenne	0.40	0.42	0.31	0.32	0.34	0.34
	Std	0.02	0.07	0.05	0.06	0.05	0.05
LAI	Moyenne	0.38	0.4	0.63	0.61	0.54	0.53
	Std	0	0.07	0.09	0.11	0.14	0.14
	RMSE	0.38	0.40	0.63	0.61	0.54	0.53
Hauteur	Moyenne	0.50	0.50	0.55	0.54	0.53	0.52
	Std	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02
	RMSE	0.01	0.01	0.05	0.05	0.04	0.03

Tableau 3-2 : Valeurs moyennes estimées de la hauteur, LAI et réflectance de sol du champ de blé pour trois tailles de fenêtres et deux nombres de classes : trois et cinq classes dans le cas de l'application de la convolution de LUT.

✓ Déconvolution des formes d'ondes réelles

Les résultats d'estimation dans le cas de déconvolution des formes d'ondes réelles sont illustrés dans la Figure 3-14. Cette figure montre la hauteur, le LAI et la réflectance de sol estimés pour différentes tailles de fenêtres et deux nombres de classes (3 et 5). Les valeurs de hauteurs estimées sont 0.5m pour 90% de la surface du champ et 0.55m pour uniquement 10%. Les valeurs de LAI sont 0.38 et 0.67. Ces résultats dépendent légèrement de la taille des fenêtres et du nombre des classes. La distribution des valeurs estimées est comparable à celle obtenue avec la méthode de convolution de LUT avec une légère différence dans les pourcentages des fenêtres. La réflectance de sol varie entre 0.3 et 0.6 et elle est dépendante de la taille des fenêtres.

La Figure 3-15 et le Tableau 3-3 montrent les résultats des valeurs moyennes des paramètres estimés en les comparants avec les mesures terrains. Le RMSE de la hauteur moyenne est environ 0.01m et celui du LAI est équivalent à 0.4. D'après ces résultats, la méthode de déconvolution des formes d'ondes LiDAR montre des estimations plus précises que la méthode de convolution de LUT.

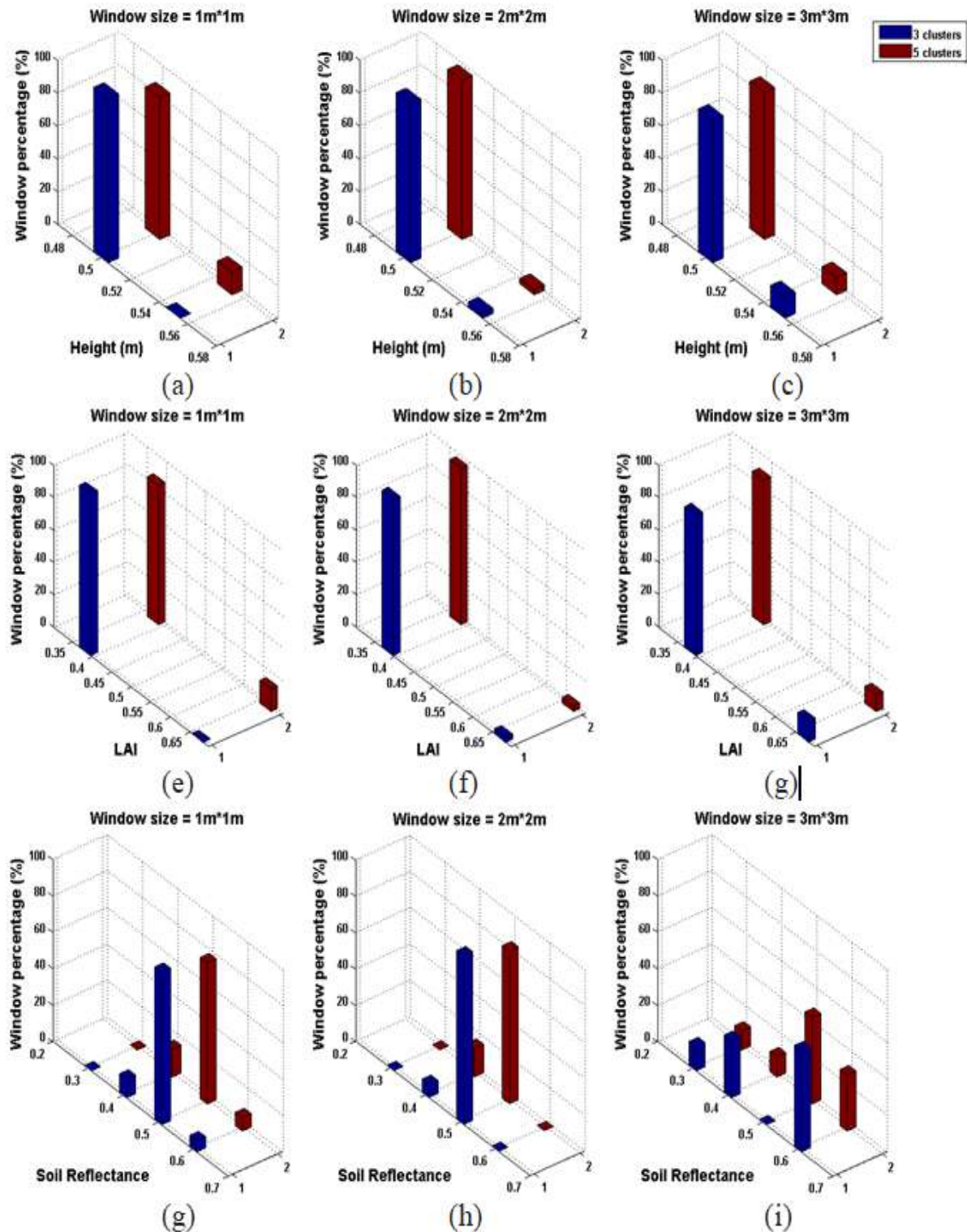


Figure 3-14 : Histogrammes des propriétés biophysiques estimées du champ de blé en utilisant la méthode de déconvolution des formes d'ondes réelles : hauteur (en haut), LAI (au milieu) et réflectance de sol (en bas) pour trois tailles différentes de fenêtres et pour trois classes (en bleu) et cinq classes (en rouge).

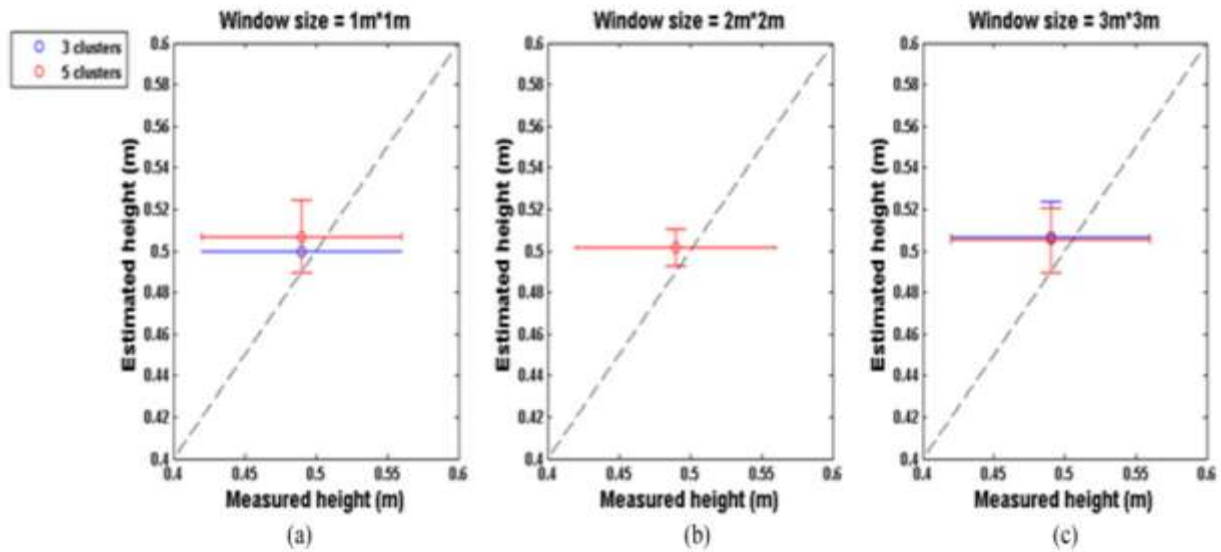


Figure 3-15 : Estimation de la hauteur du blé vs les mesures terrains collectées le 23 juin 2015, pour trois (en bleu) et cinq (en rouge) classes et pour trois tailles de fenêtres : 1m² (a), 4m² (b) et 9m² (c), en utilisant la méthode de déconvolution des formes d'ondes LiDAR. Les petits cercles représentent la hauteur moyenne estimée. Les bars d'erreurs verticales et horizontales représentent respectivement, les std de la hauteur estimée et mesurée.

Pramètres estimées		Taille de fenêtre					
		1m×1m		2m×2m		3m×3m	
		Nombre de classe		Nombre de classe		Nombre de classe	
		3	5	3	5	3	5
Réflectance de sol	Moyenne	0.49	0.49	0.49	0.48	0.49	0.5
	Std	0.04	0.04	0.02	0.03	0.11	0.09
LAI	Moyenne	0.38	0.42	0.38	0.38	0.42	0.41
	Std	0	0.10	0.05	0.05	0.09	0.08
	RMSE	0.38	0.42	0.38	0.39	0.42	0.41
Hauteur	Moyenne	0.5	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50
	Std	0	0.017	0.008	0.008	0.016	0.015
	RMSE	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01

Tableau 3-3 : Valeurs moyennes estimées de la hauteur, le LAI et la réflectance de sol du champ de blé pour trois tailles de fenêtres et deux nombres de classes : trois et cinq classes dans le cas de l'application de la déconvolution des formes d'ondes LiDAR réelles.

b) Champ de maïs

Les résultats sont évalués avec les deux méthodes de convolution des formes d'ondes LiDAR simulées de LUT et de déconvolution des formes d'ondes LiDAR réelles. Puisque la variabilité spatiale du champ de maïs est plus large que celle du champ de blé, nous avons utilisé un nombre plus grand de classes (e.g. jusqu'à 10) dans la classification des formes d'ondes LiDAR afin d'en tenir compte.

✓ Convolution de LUT

Pour le champ de maïs, la hauteur, le LAI et la réflectance de sol obtenus par application de la méthode de convolution de LUT sont présentés dans la Figure 3-16 pour trois tailles de fenêtres (1, 4 et 9m²) et trois nombres de classes (5, 8 et 10). La Figure 3-17 montre les estimations moyennes et écarts types de la hauteur et du LAI versus les mesures terrains.

Les valeurs de hauteur estimées pour les différentes tailles de fenêtres utilisées (1,4 et 9m²) ont presque la même distribution : deux groupes majeurs avec des valeurs faibles et larges. Un groupe avec des valeurs faibles de hauteur ; 0.7m, 0.8m et 0.9m, a un pourcentage inférieur à 25%, alors que l'autre groupe avec de larges valeurs ; 1.2m et 1.3m a un pourcentage supérieur à 75%. La distribution des valeurs de LAI est similaire à la hauteur. Deux groupes distincts ; le premier caractérisé par le pourcentage le plus élevé avec des valeurs de LAI variant entre 2.5 et 3 et le deuxième (25%) avec des valeurs faibles de 0.98 à 1.5. La réflectance de sol varie entre 0.3 et 0.6 et dépend de la taille de la fenêtre. En particulier, les valeurs 0.3 et 0.4 sont retrouvées dans 70% des cas, ce qui paraît réaliste.

Analysons dans ce qui suit l'effet du nombre de classes et la taille des fenêtres utilisées sur la précision des résultats d'estimation. Les valeurs moyennes estimées de la hauteur et de LAI de maïs sont indépendantes du nombre de classes utilisées pour la taille 1m² des fenêtres, avec des RMSE faibles qui sont égaux respectivement à 0.07m et 0.21. Leurs std correspondants sont égaux respectivement à 0.16 et 0.4. Rappelons ici que la taille des fenêtres est une représentation statique de la variabilité locale des champs de cultures. En effet, l'utilisation des fenêtres de taille 1m² permet une meilleure représentation de l'hétérogénéité spatiale du champ et ceci en se comparant aux tailles 4m² et 9m² vu que les formes d'onde sont moyennées sur une surface plus petite. C'est pour cette raison que la méthode d'inversion a la capacité d'estimer avec précision les paramètres de maïs même avec un nombre faible de classes pour la taille 1m². Pour les autres tailles des fenêtres, les estimations de la hauteur et de LAI sont plus précises avec un grand nombre de classes. Par exemple, la hauteur est estimée avec un RMSE faible (0.01m) pour dix classes (Figure 3-17 (b) et (c)) et le LAI est estimé avec un RMSE faible (0.24) pour huit classes (Figure 3-17 (e) et (f)).

Il est clair que la classification des formes d'ondes et par conséquent les résultats d'inversion sont améliorés par augmentation du nombre de classes utilisées, ce qui réduit l'impact de l'hétérogénéité du champ sur les résultats en utilisant de grandes tailles de fenêtres. Ainsi, la classification nécessite un grand nombre de classes afin de tenir compte de

la variabilité assez importante du champ de maïs. Par exemple, avec l'utilisation de dix classes, le std de LAI est égal à 0.64 ce qui est très similaire à la valeur de std des mesures terrain (std égal à 0.6).

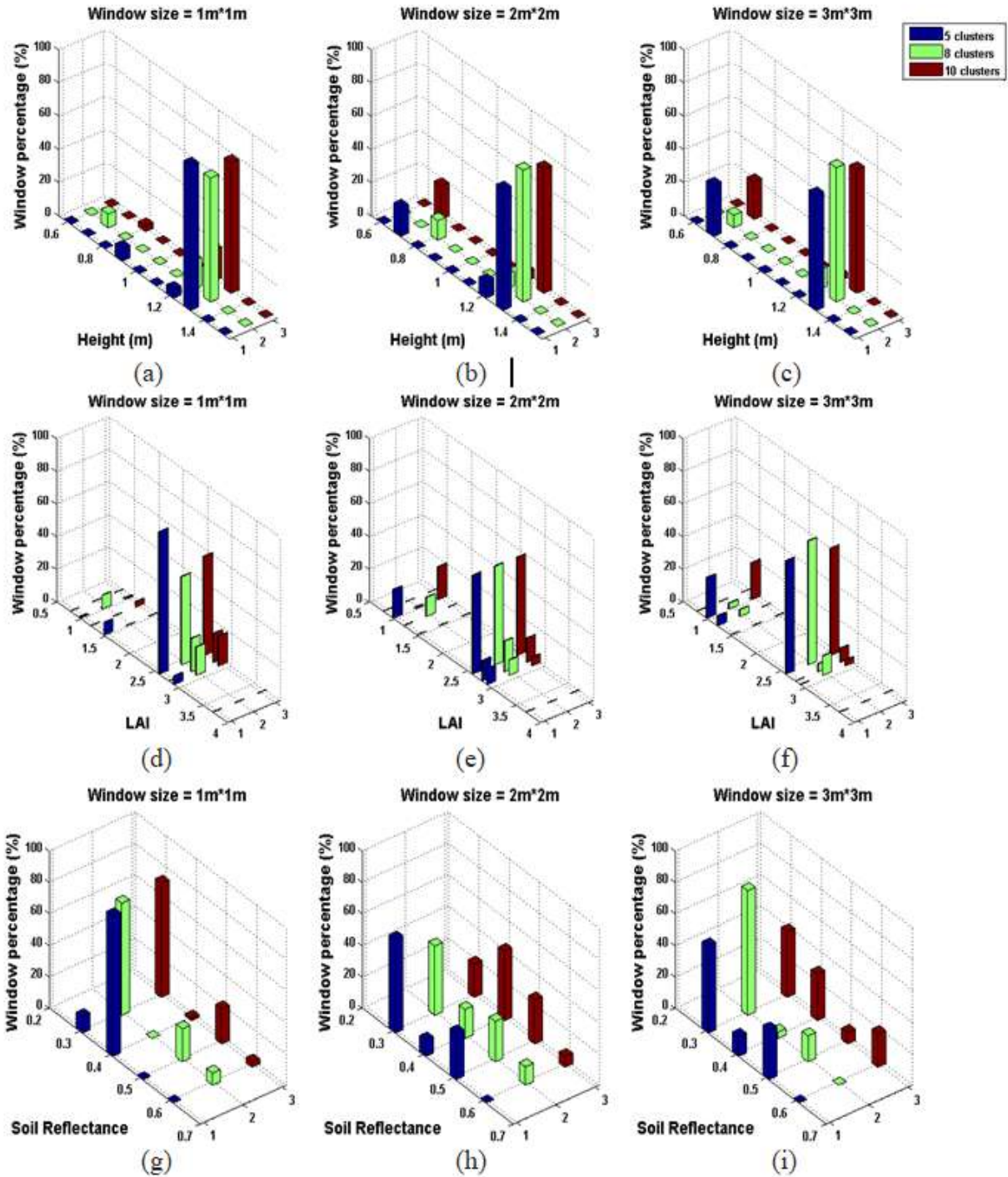


Figure 3-16 : Histogrammes de maïs en utilisant la méthode de convolution de LUT : hauteur (en haut), LAI (au milieu) et réflectance de sol (en bas), pour trois tailles de fenêtres (1,4 et 9m²) et pour trois différents nombre de classes ; cinq (bleu), huit (vert) et dix (rouge) classes.

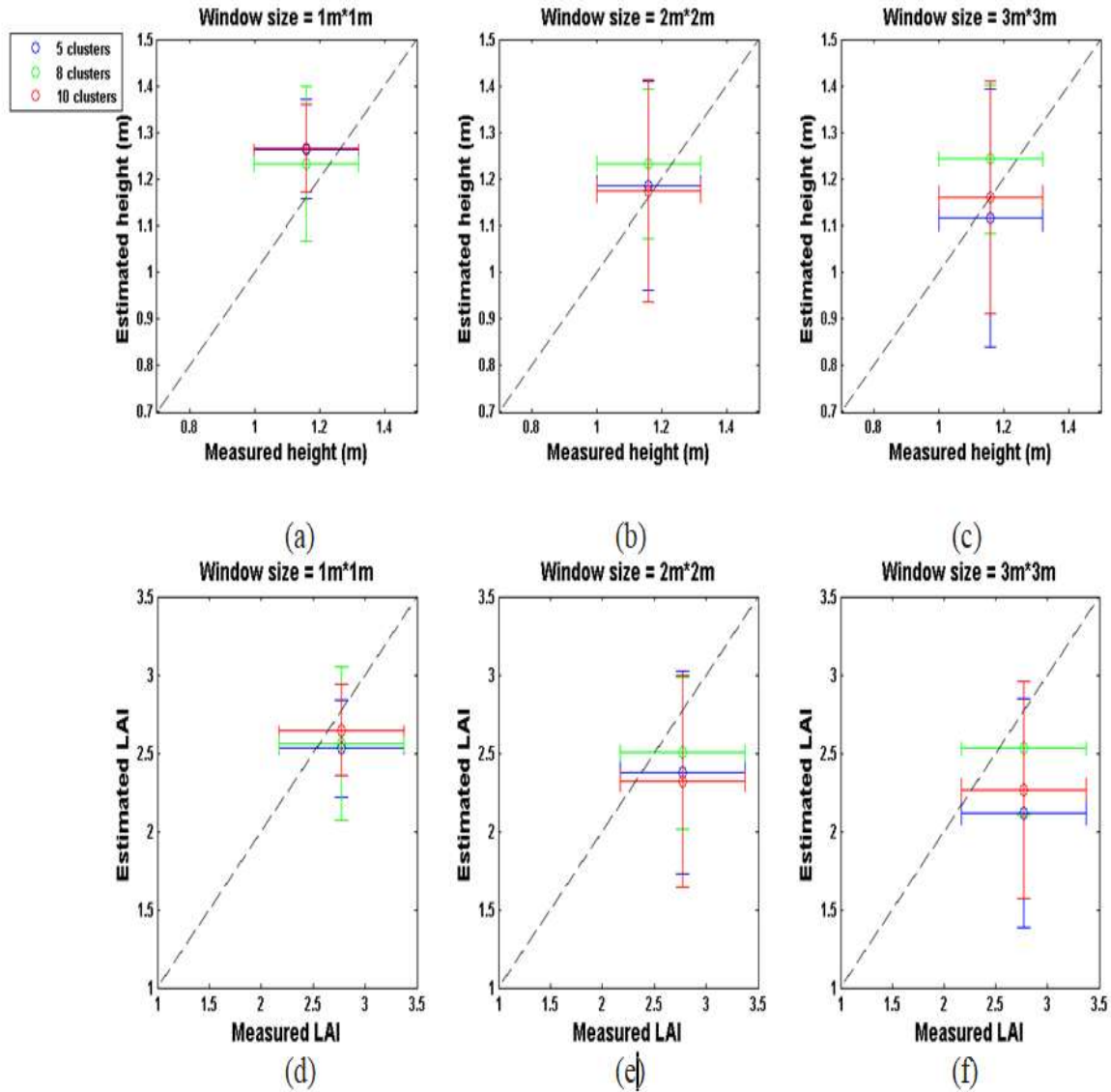


Figure 3-17 : Estimation des valeurs moyennes de hauteur et de LAI de maïs vs les mesures terrains, pour cinq (bleu), huit (vert) et dix (rouge) classes, et pour trois tailles des fenêtres (1, 4 et 9m²) en appliquant la méthode de convolution de LUT. Les petits cercles représentent la hauteur moyenne estimée. Les bars d'erreurs verticales et horizontales représentent respectivement les std de la hauteur estimée et mesurée.

✓ Déconvolution des formes d'ondes réelles

Les paramètres retrouvées ; hauteur, LAI et réflectance de sol sont illustrées dans la Figure 3-18, pour trois nombres différents de classes et trois tailles des fenêtres en appliquant la méthode de déconvolution des formes d'ondes LiDAR. La Figure 3-19 montre les estimations moyennes en les comparants avec les mesures terrains.

D'après la Figure 3-18, deux groupes différents sont observés pour différentes tailles de fenêtres. Le premier groupe est caractérisé par une hauteur de 1.2m et un LAI de 2.9 pour à

peu près 85% des fenêtres. Quant au deuxième, il est caractérisé par une hauteur égale à 1.3m et un LAI égal à 2.6 pour 11% des fenêtres. Les quatre pourcents qui restent sont distribués différemment suivant la taille des fenêtres. Les valeurs estimées pour la réflectance de sol sont autour de 0.3 et 0.4 indépendamment du nombre de classes et de la taille de la fenêtre.

La comparaison des résultats obtenus avec les mesures terrains montre une bonne estimation quel que soit le nombre de classes et la taille de la fenêtre avec un RMSE inférieur à 0.06m pour la hauteur et 0.17 pour le LAI. En particulier, ces deux paramètres sont mieux estimés avec dix classes avec un RMSE égal à 0.03m pour la hauteur et 0.03 pour le LAI. Les écarts types sont respectivement de l'ordre de 0.12m et 0.4 respectivement, approximant ainsi les écarts types des mesures terrains qui sont respectivement 0.16m et 0.6. La grande similarité entre les écarts types estimés et mesurés prouve que la méthode d'inversion proposée peut représenter l'hétérogénéité au sein du champ de maïs.

Finalement, les précisions des deux méthodes appliquées ; convolution de LUT et déconvolution des signaux LiDAR réelles sont comparables pour l'estimation de la hauteur. En revanche, la méthode de déconvolution mène à de meilleurs résultats en terme de LAI.

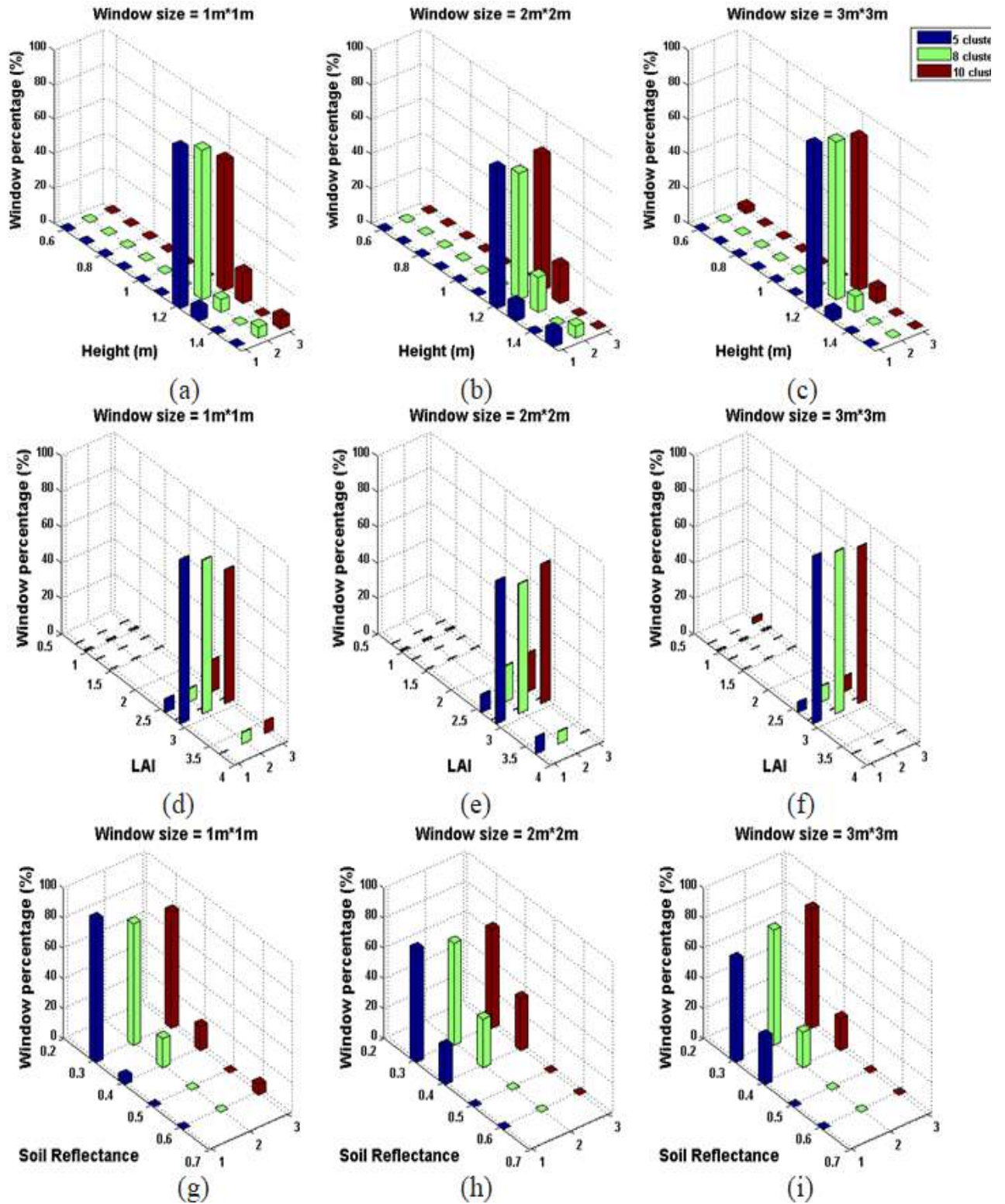


Figure 3-18 : Histogrammes des propriétés biophysiques de maïs en utilisant la méthode de déconvolution des formes d'ondes LiDAR réelles : hauteur (en haut), LAI (au milieu) et réflectance de sol (en bas), pour trois tailles de fenêtre (1, 4 et 9m²) et pour trois différents nombres de classes ; cinq (bleu), huit (vert) et dix (rouge) classes.

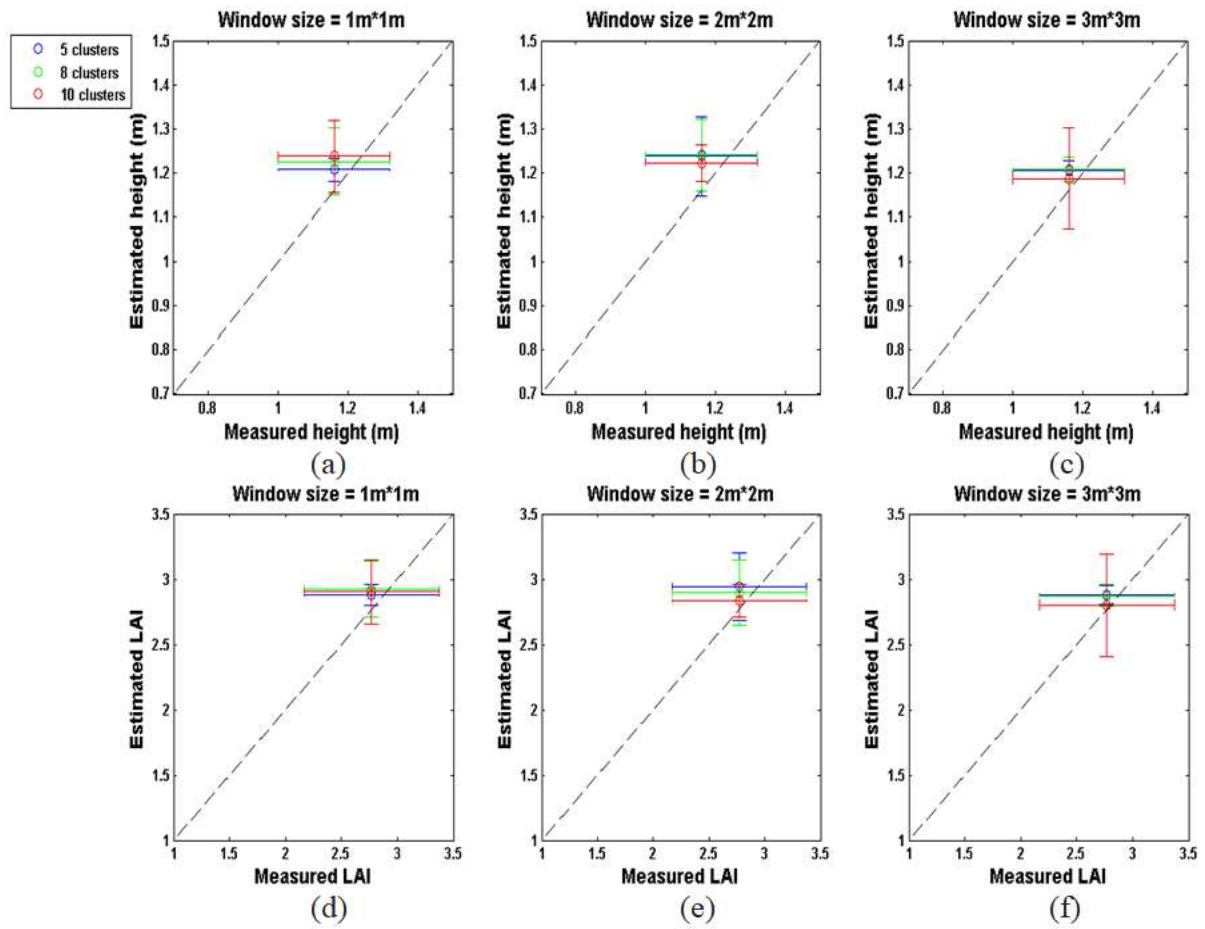


Figure 3-19 : Estimation des valeurs moyennes de hauteur et de LAI de maïs vs les mesures terrains, pour cinq (bleu), huit (vert) et dix (rouge) classes, et trois tailles des fenêtres (1, 4 et 9m²) en appliquant la méthode de déconvolution des formes d'ondes LiDAR réelles. Les petits cercles représentent la hauteur moyenne estimée. Les bars d'erreurs verticales et horizontales représentent respectivement les std de la hauteur estimée et mesurée.

Conclusion

Nous avons décrit dans ce chapitre la méthode d'inversion des formes d'ondes LiDAR complètes à faible empreinte utilisant des mesures réelles afin de retrouver les propriétés biophysiques des champs de maïs et de blé situés au sud-ouest de la France. Cette méthode est basée sur la table LUT des formes d'ondes simulée par le modèle de transfert radiatif DART en configurant un capteur LiDAR similaire au cas réel et pour des propriétés biophysiques des cultures réalistes et décrivant toutes les possibilités de croissance. Comme les mesures réelles sont convoluées avec la pulsation du capteur, nous avons proposé un algorithme pour l'estimation de sa forme. Par la suite, nous avons développé deux versions de la méthode LUT capables d'estimer la hauteur et le LAI des champs de maïs et de blé : (1) comparaison des formes d'ondes réelles avec les formes d'ondes simulées de LUT convoluées et (2)

comparaison des formes d'ondes réelles déconvoluées par l'impulsion du système LiDAR avec les formes d'ondes brutes de LUT. La méthode est ainsi appliquée pour différents nombres de classes de végétation et tailles de fenêtres de moyennage de la forme d'onde réelle. En appliquant les deux méthodes d'inversion, de bonnes estimations sont obtenues pour la hauteur et le LAI indépendamment du nombre de classes utilisées dans l'étape de classification des formes d'ondes et de la taille des fenêtres représentatives de la variabilité locale de la végétation au sein des champs de cultures. Toutefois, la méthode de déconvolution des formes d'ondes montre des estimations plus précises. De plus, la bonne performance d'un tel modèle d'inversion est probablement due à la modélisation réaliste des maquettes de cultures pour différents stades de croissance et l'estimation correcte de la forme de la pulsation LiDAR. En outre, la précision des estimations obtenues quel que soit la taille des fenêtres illustre bien la robustesse du modèle d'inversion proposé.

Chapitre 4 : Paramètres forestiers dérivés de mesures LiDAR

Introduction

L'estimation et le suivi des propriétés des forêts sont critiques dans l'étude du cycle de carbone des systèmes forestiers (Houghton et al., 2009, Lefsky et al., 2002). La hauteur, la taille des couronnes et le LAI sont parmi les plus importantes propriétés biophysiques forestières à estimer car ce sont elles qui influencent d'une façon significative les techniques et stratégies appliquées à la gestion des forêts afin de comprendre les processus naturels de croissance, de mortalité ; des désastres comme les incendies de forêts, la déforestation et les inondations. Afin de faire un tel inventaire forestier, le LiDAR qui est largement répandu comme une technique de télédétection active, a démontré sa grande utilité et importance dans la caractérisation de la structure verticale et horizontale de l'environnement forestier.

Dans ce chapitre, nous allons traiter les données LiDAR ; formes d'ondes et nuage de points discrets dans le but de retrouver les propriétés structuraux des forêts. En particulier, le but est de trouver en premier temps les positions, les hauteurs et les tailles des couronnes des arbres par application d'une méthode de segmentation sur le nuage de points discrets LiDAR. En deuxième temps, nous cherchons à calculer le LAI en appliquant l'approche variationnelle multi-échelle d'inversion des formes d'ondes LiDAR décrite dans le Chapitre 2 avec une adaptation pour pouvoir s'appliquer au cas réel.

1. Zone forestière étudiée

La zone forestière étudiée est située dans la forêt « Dayekou » dans la zone montagneuse « Qilian » de la province Gansu de la région aride du Nord-Ouest de la Chine (38,6° E, 100° W, Figure 4-1). Cette zone est caractérisée par un climat continental tempéré où les pluies tombent souvent en été. Elle est dominée par les arbres de type « *Picea crassifolia* » qui appartiennent à l'espèce des conifères. La forme de ces arbres est similaire aux sapins (Figure 4-2).

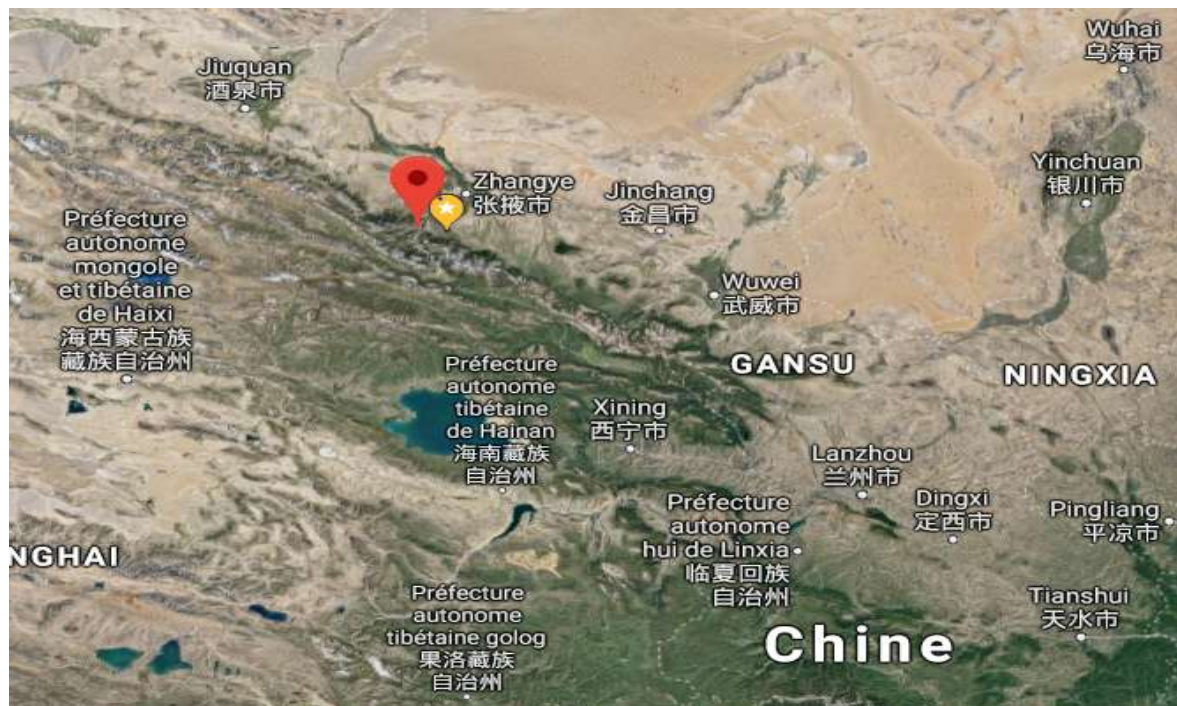


Figure 4-1: Emplacement de la zone forestière étudiée (Point rouge) de coordonnées géographiques (38,6° E, 100° W). Image de Google Map du 09/09/2018



Figure 4-2 : Arbre de *Picea crassifolia*

Les mesures terrain sont prises le 15 Juin 2008 sur une zone de 100 m × 100 m. Cette zone est divisée en 16 placettes de taille 25 m × 25 m chacune. La Figure 4-3 montre leur distribution dans la zone étudiée. Les positions, altitudes, hauteurs et tailles des couronnes

sont mesurées pour chaque arbre des placettes. La hauteur moyenne des placettes est égale à 9,5 m pour un total de 1656 arbres.

L'instrument TRAC acronyme de « Tracing Radiation and Architecture of Canopy » (Chen & Cihlar, 1995) est utilisé pour calculer le LAI de chaque placette.

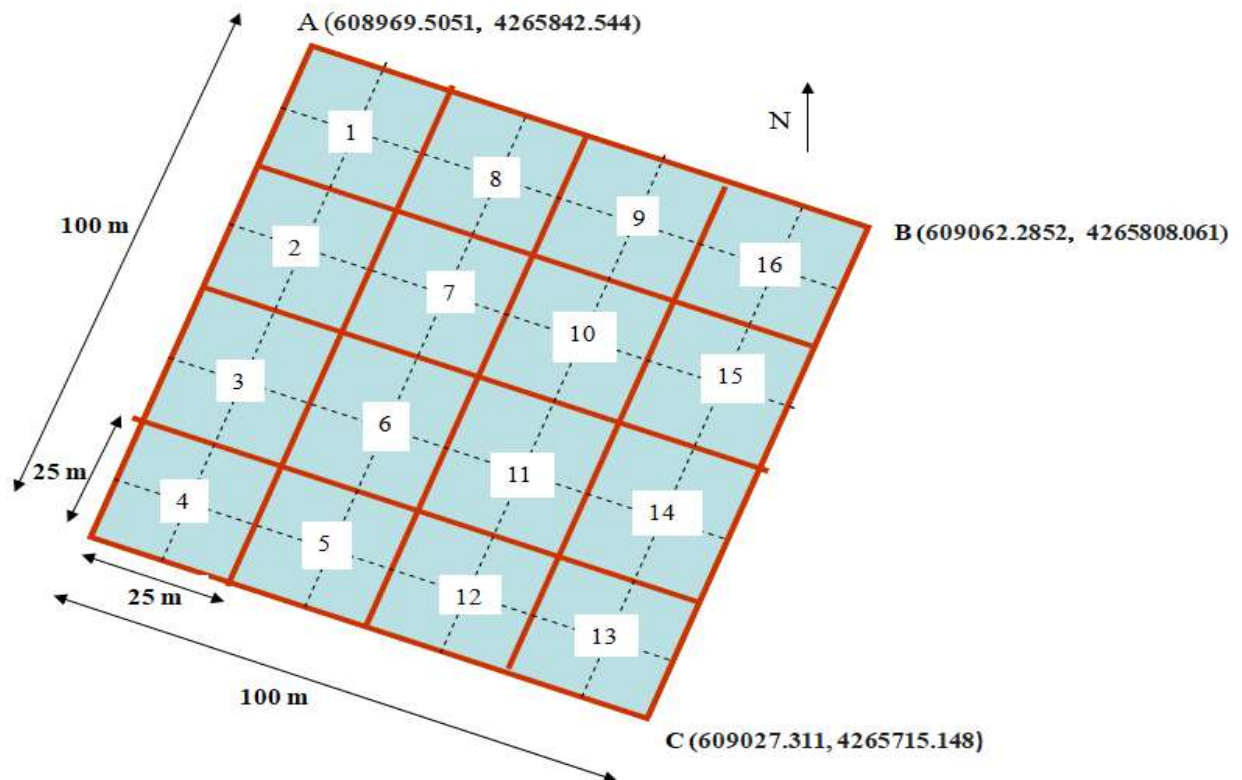


Figure 4-3 : Disposition des placettes de la zone étudiée. A, B et C sont les positions en coordonnées UTM des trois coins de la parcelle.

2. Données LiDAR

Les données LiDAR sont acquises le 23 juin 2008 dans le cadre de la mission LiDAR aéroportée sur un site de la zone forestière Dayekou. Le capteur LiDAR utilisé est le Riegl LMS-Q560 avec un angle de balayage (scan) égale à $\pm 5 \text{ mrad}$ par rapport au Nadir ce qui mène à une empreinte d'environ 38 cm de diamètre pour une altitude de vol égale à $\approx 760 \text{ m}$ par rapport au sol. Il émet des pulsations Laser de 10 ns à une longueur d'onde égale à 1064 nm. Il enregistre les points discrets avec en maximum 5 retours par pulsation envoyée ainsi que les formes d'ondes complètes à un pas d'échantillonnage de 1 ns (i.e. pas d'échantillonnage de 15 cm). La densité de points LiDAR est environ 2-4 points/m².

L'ensemble de nuages des points discrets est sauvegardé dans des fichiers en format LAS alors que les formes d'ondes complètes sont enregistrés dans des fichiers de bases de données de Simplek Database sous le format GeocodeWF (i.e., *.lgc). Ces données sont lues respectivement avec les outils LasTool⁹ et PulseWaves tool¹⁰.

3. Estimation des paramètres forestiers

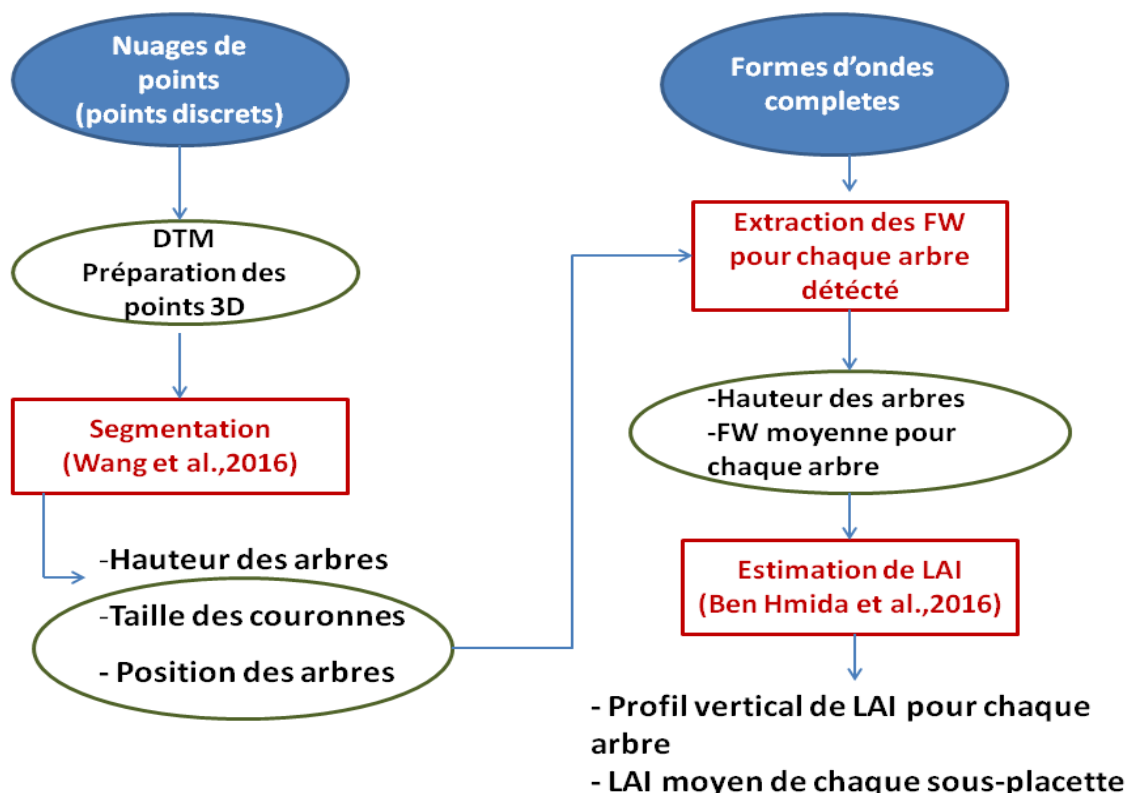


Figure 4-4 : Diagramme schématique de la méthodologie d'inversion des données LiDAR réelles pour l'estimation des propriétés des forêts.

La méthode d'inversion des données LiDAR afin d'estimer les propriétés biophysiques des arbres forestiers se résume dans la Figure 4-4. Elle traite en premier temps, les nuages de points discrets 3D de LiDAR afin de trouver le modèle numérique de terrain DTM. Ensuite, la méthode de segmentation décrit dans [Wang et al., 2016] a été adaptée afin de détecter les arbres et trouver leurs hauteurs, leurs positions et tailles à partir des points 3D traités et le DTM. En deuxième temps, les formes d'ondes sont traitées. Ainsi, en utilisant la segmentation, les formes d'ondes complètes relatives à chaque arbre sont extraites. Une forme

⁹ <https://rapidlasso.com/lastools/>

¹⁰ <https://github.com/PulseWaves/PulseWaves>

d'onde moyenne sur chaque arbre est calculée et devient son unique représentation. La hauteur des arbres est retrouvée encore une fois par forme d'onde afin de vérifier la compatibilité avec les nuages de points LiDAR. La méthode variationnelle multi-échelle d'inversion du profil vertical de LAI (décrite dans le Chapitre 2) est appliquée sur les formes d'ondes moyennes des arbres. Enfin, la valeur de LAI moyen des parcelles forestières est déduite. Dans la suite, les différentes briques seront détaillées.

❖ Traitement du nuage de points discrets

3.1. DTM et préparation des points 3D

Afin de chercher le modèle numérique de terrain, DTM, et préparer les points 3D pour segmentation, le nuage de points discrets est traité afin de détecter les points qui sont interceptés aux sommets des arbres et ceux qui ont atteint le sol. Ainsi, comme première étape, les points relatifs aux premiers et derniers retours sont séparés comme montre respectivement les Figures 4-5 et 4-6. D'après ces derniers, il est remarquable qu'il y ait plusieurs points des premiers retours qui ne sont pas liés aux échos des arbres et des derniers retours qui ne correspondent pas aux réponses du sol. Ainsi, la détection directe du DTM n'est pas faisable et une étape d'analyse de ces différents retours est effectuée. Les derniers retours sont traités en premier temps, afin de créer le DTM.

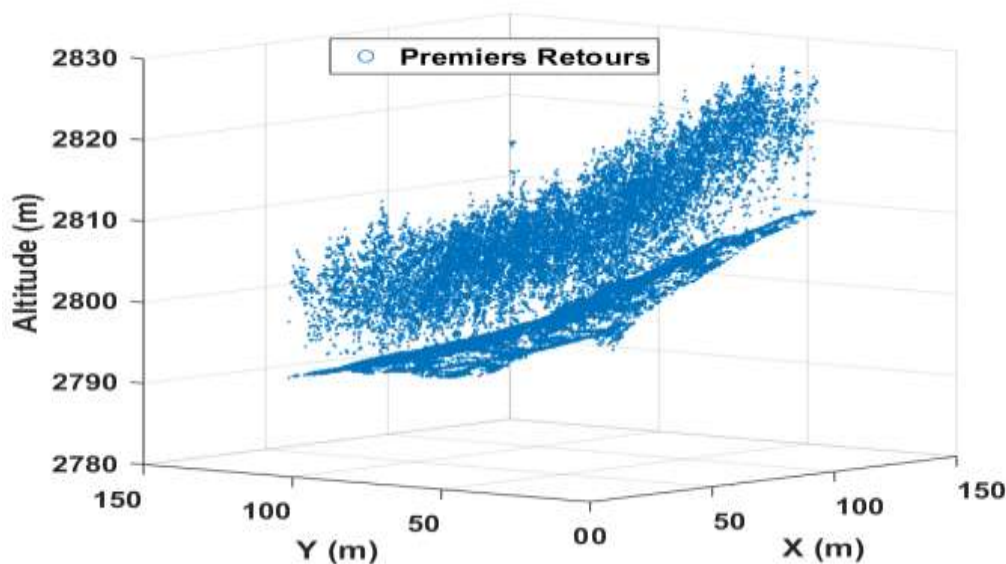


Figure 4-5 : Localisation des premiers retours issus du nuage de points 3D sur le site étudié.

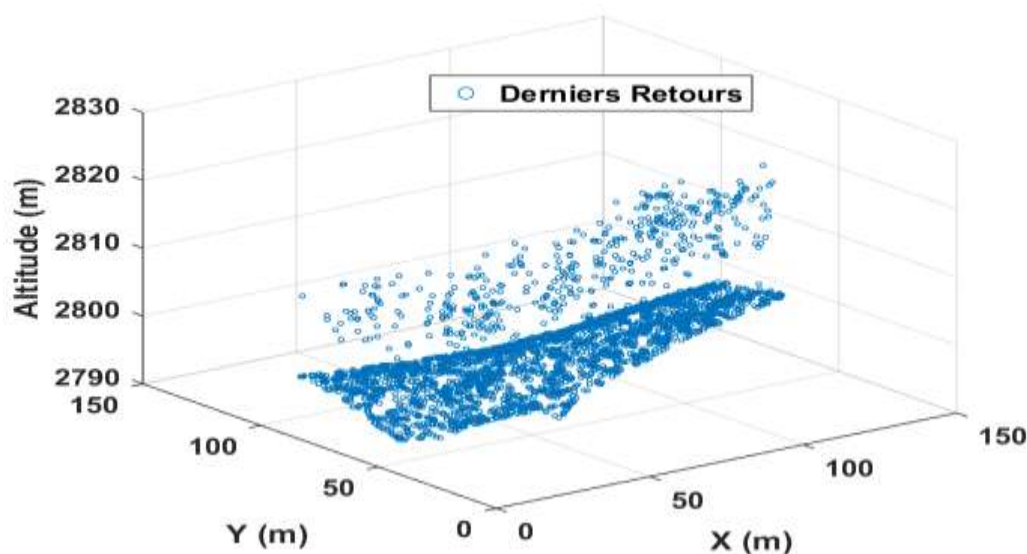
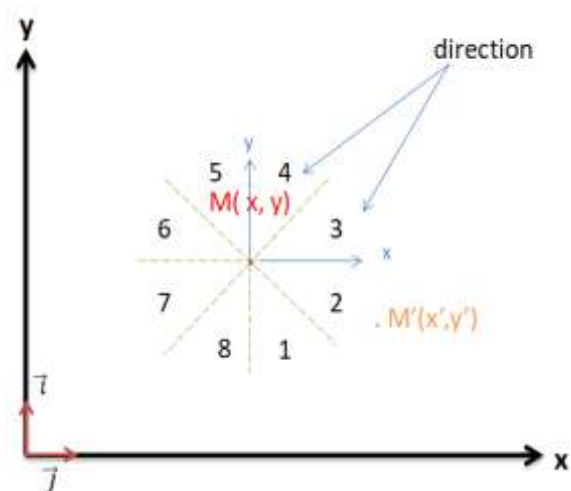


Figure 4-6 : Localisation des derniers retours issus du nuage de points 3D sur le site étudié.

Ainsi, un algorithme de correction des retours aberrants (i.e. qui ne sont pas du sol) est développé. Il est basé sur l'étude des points voisins projetés sur le plan (x,y) : pour chaque retour, les huit proches voisins sont sélectionnés ; un voisin par direction comme montre la Figure 4-7 et le Tableau 4-1.



Direction	Caractéristiques de U
1	$U_i > 0 ; U_j < 0 ; U_i < U_j $
2	$U_i > 0 ; U_j < 0 ; U_i > U_j $
3	$U_i > 0 ; U_j > 0 ; U_i > U_j $
4	$U_i > 0 ; U_j > 0 ; U_i < U_j $
5	$U_i < 0 ; U_j > 0 ; U_i < U_j $
6	$U_i < 0 ; U_j > 0 ; U_i > U_j $
7	$U_i < 0 ; U_j < 0 ; U_i > U_j $
8	$U_i < 0 ; U_j < 0 ; U_i < U_j $

$$\vec{U} = \overrightarrow{MM'} = \begin{pmatrix} U_i \\ U_j \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x' - x \\ y' - y \end{pmatrix}$$

$M(x, y)$ et $M'(x', y')$

Figure 4-7 : Partage de l'espace 2D autour du point $M(x,y)$ en huit régions (direction). $M'(x',y')$ appartient à la région 2.

Tableau 4-1 : Définition des huit régions (directions) suivant les coordonnées du vecteur U liant les deux points $M(x,y)$ et $M'(x',y')$.

En retournant dans l'espace 3D (x,y,z), on vérifie pour chaque point M s'il correspond à un sommet par rapport à ses voisins, si c'est le cas, il est considéré comme un point aberrant et corrigé. Ainsi, la pente $\{P_i\}_{i=1,\dots,8}$ entre chaque point M(x,y,z) et ces huit voisins $\{M_i(x_i, y_i, z_i)\}_{i=1,\dots,8}$ est calculé.

P_i est donnée par :

Équation 4-1 :

$$P_i = \arccos\left(\frac{Z - Z'}{\|M - M_i\|}\right), i = 1, \dots, 8$$

L'algorithme cherche les points aberrants qui sont définis comme étant ceux qui vérifient que la majorité de leurs voisins aient une pente supérieure à la valeur empirique $5\pi/12$. Dans ce cas, on estime que l'altitude du point retour est très supérieure à ses voisins et par la suite doit être corrigée. Alors, la nouvelle altitude du point retour étudié prend la moyenne des altitudes de ses proches voisins qui ont vérifié la précédente condition (i.e., pente $>5\pi/12$). Ce processus de correction est itératif jusqu'à atteindre un nombre de points à corriger très faible.

En deuxième temps, le nuage de points 3D de la zone étudiée est préparé pour segmentation. En effet, les altitudes des premiers retours sont comparées avec celles des plus proches points du DTM et seuls les retours ayant une altitude supérieure à l'altitude du sol d'au moins 50 cm sont supposés appartenir aux arbres quant aux autres ils sont éliminés.

3.2. Segmentation

Avant de faire la segmentation, les données LiDAR ; points discrets de chaque placette de 25×25 m sont extraits afin de les traiter séparément pour pouvoir valider sur chaque placette.

Afin de détecter les arbres, trouver leurs positions, la taille de leurs couronnes et leurs hauteurs, la méthode de segmentation de Wang et al., 2016 a été adaptée et appliquée sur le nuage de points 3D traité précédemment. L'idée de base consiste à détecter les cimes des arbres et ensuite chercher tous les points voisins qui forment l'ensemble de la couronne. Afin d'améliorer la notion de voisinage, la méthode s'applique sur des cellules régulières au lieu des points ALS ayant une répartition spatiale quelconque. La méthode de segmentation est divisée en quatre étapes:

3.2.1. Voxelisation

Les points discrets sont transformés dans un espace local de voxel (cube). Chaque voxel est de taille $0.5\text{ m} \times 0.5\text{ m} \times 0.5\text{ m}$ qui est adaptée à une densité de points faible ($\sim 2\text{-}4\text{ points/m}^2$) garantissant en moyenne un point ALS par voxel. Un nouveau nuage de point dit «nuage de point-voxel» est créé à partir des voxels pleins (i.e. contenant au moins un point ALS) appelés dans la suite point-voxels ayant comme coordonnées les centres des voxels comme montre la Figure 4-8.

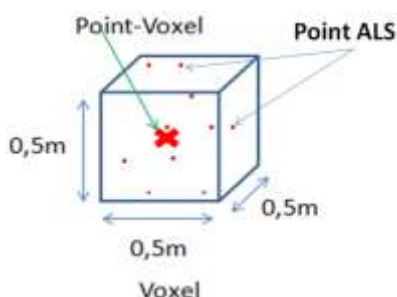


Figure 4-8 : Description d'un voxel et le point voxel correspondant.

Le nuage des points-voxels représente aussi la structure forestière car il est similaire au nuage de points discrets comme montre la Figure 4-9.

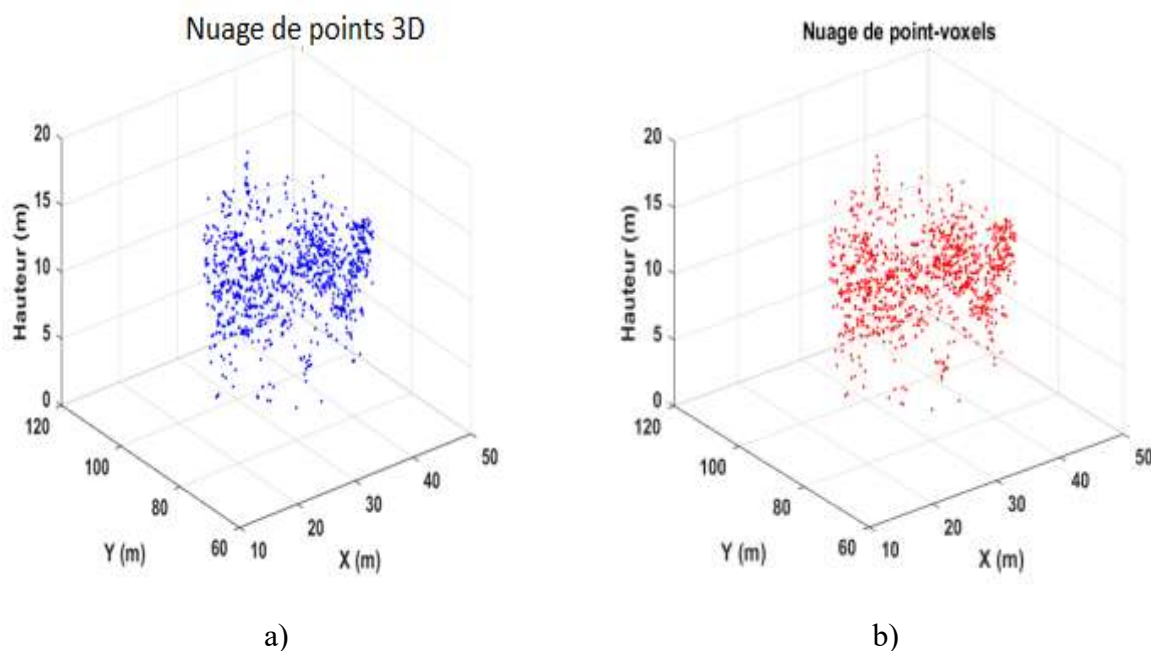


Figure 4-9 : Exemple du nuage de points 3D d'une placette forestière (a) via son nuage de point-voxels (b).

En se comparant avec les points discrets 3D, le nuage des points-voxels a l'avantage de la régularité permettant de faciliter le traitement des points voisins de chaque point-voxel impliquant une meilleure étude des distributions locaux.

3.2.2. Cime des arbres

Les cimes des arbres sont détectées dans le nuage des points-voxels à travers l'étude de la distribution spatiale 3-D de ses points. Ainsi, des hypothèses sur les caractéristiques morphologiques de l'arbre sont prises en considération : (i) une cime d'un arbre est le point le plus haut dans son voisinage car il existe a priori un espace vide au dessus de la couronne des arbres, (ii) une cime ne doit pas être attaché à une autre, il doit y avoir un certain espace entre deux cimes. Ainsi, dix détecteurs de cimes appelés (SE) sont définis pour chaque point-voxel afin d'étudier son voisinage (Figure 4-10). Le nombre de point-voxels qui appartiennent aux cubes entourant un point-voxel concerné représente le poids de SE. Par exemple, si trois point-voxels appartiennent aux 18 cubes définis par SE2, un poids de 3 est attribué à SE2 du point-voxel concerné. Les cimes des arbres sont par la suite détectées à travers des combinaisons des poids SE (Wang et al., 2016) représentant la distribution 3D de leurs voisins. Ces combinaisons sont adaptées dans notre cas afin de tenir en considération la faible densité des points ($\sim 2 - 4 \text{ points}/m^2$) et la particularité de la forme conique des arbres de *Picea crassifolia* (variation importante du diamètre de l'arbre suivant la hauteur). Ainsi, nous avons testé un grand nombre de combinaisons sur le nuage de point-voxels afin d'aboutir à des résultats satisfaisants dans notre cas d'étude. Les combinaisons obtenues sont résumés dans le Tableau 4-2.

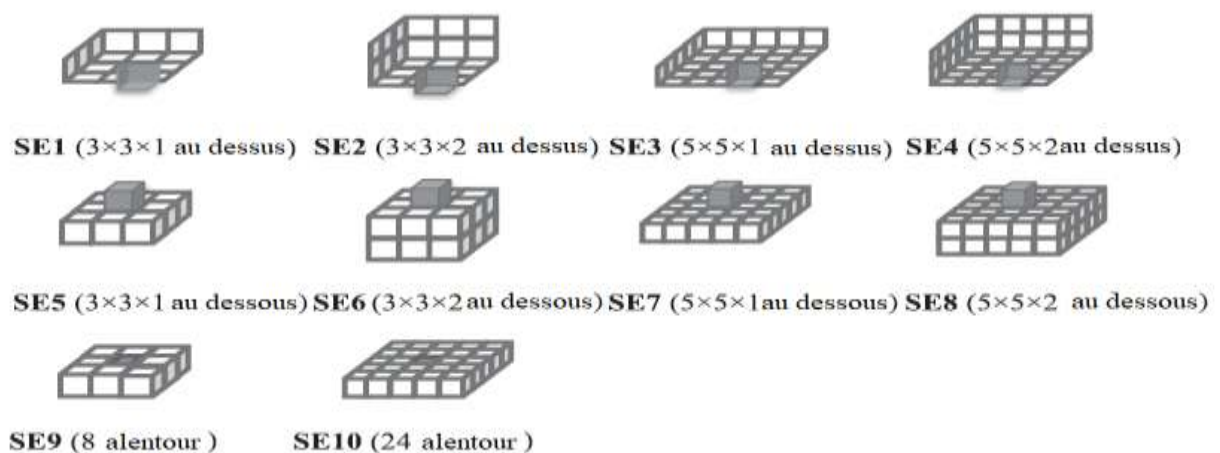


Figure 4-10 : Description des dix détecteurs de cimes des arbres (SE). Le cube gris rempli représente le voxel dont son point-voxel est à étudier (Wang et al., 2016).

Hauteur	Combinaison de SEs pour les candidates d'être cimes d'arbres
>20 m	$SE4 = 0 \ \& \ SE5 \geq 3 \ \& \ SE8 \geq 6$
15 – 20 m	$SE3 + (SE2 - SE1) = 0 \ \& \ SE5 + (SE8 - SE7) \geq 6 \ \& \ SE10 \leq 1$
10 – 15 m	$SE2 = 0 \ \& \ SE5 + (SE8 - SE7) \geq 3 \ \& \ SE10 \leq 2$
5 – 10 m	$SE1 = 0 \ \& \ SE8 \geq 3 \ \& \ SE9 \leq 1$
1 – 5 m	$SE1 = 0 \ \& \ SE8 \geq 2$

Tableau 4-2 : Combinaison des poids SEs afin de détecter les point-voxels candidates d'être cimes des arbres.

Afin de garantir la deuxième hypothèse de détachement spatial des cimes, les candidates voisines qui ont une distance de voisinage inférieure à 1 m sont supposées appartenir au même arbre. Alors, la position finale de la cime de ce dernier dans le plan horizontal sera la moyenne des positions de l'ensemble des candidates qui y appartiennent. Quant à la hauteur, elle sera la maximale de toutes les candidates.

3.2.3. Couronne d'arbre

Afin d'extraire le diamètre des couronnes, tous les points-voxels qui entourent chaque cime d'arbre détectée sont sélectionnés. En particulier, pour chaque cime, tous les points se situant dans un cylindre de même hauteur que la cime trouvée et d'un rayon maximal calculé à l'aide d'un modèle de prédiction de la couronne d'arbre (Ma et al., 2014) sont sélectionnés. Ils sont par la suite regroupés suivant leurs distances 2D (i.e. dans le plan horizontal) pour chaque niveau de hauteur. Ainsi, à chaque niveau de hauteur, les points qui ne dépassent pas une distance de regroupement seuil (définie comme étant la moyenne de la distance séparant les point-voxels à la cime d'arbre plus deux écarts types) sont considérés appartenir à la couronne de l'arbre considéré (Wang et al., 2016).

3.2.4. Retour aux points ALS

Les points discrets d'origine se trouvant dans les voxels d'une couronne détectée sont sélectionnés, formant ainsi le nuage de points relatif à la couronne. Le centre de l'arbre est calculé à partir de leurs positions moyennes et la hauteur correspond au plus haut point de la couronne.

Notant que pour chaque placette, la hauteur moyenne des arbres est calculée afin de pouvoir comparer avec les mesures terrains.

❖ Traitement des formes d'ondes LiDAR

3.3. Estimation de la hauteur

Une fois les arbres sont détectés à l'aide de la méthode de segmentation, les formes d'ondes LiDAR passant par la couronne de chaque arbre détecté sont sélectionnées. Les pics de sol et de végétation de toutes ses formes d'ondes sont détectés afin de réestimer la hauteur d'un arbre à partir des formes d'ondes. Elle est définie comme étant la valeur maximale de la différence entre les pics de sol et de végétation.

3.4. Estimation de LAI

3.4.1. Rappel de la méthode d'estimation de LAI

Afin d'estimer le profil vertical de LAI, un arbre est représenté par une forme d'onde moyenne de celles situées dans sa couronne calculée lors de la phase de segmentation. Ce moyennage permet d'éliminer les variations brusques des formes d'ondes dues à l'effet de regroupement et de bruit. Les formes d'ondes obtenues sont débruitées en utilisant une approche de seuillage simple (Chen, 2010) avec un seuil de bruit égal à l'amplitude moyenne de la forme d'onde durant la propagation de la pulsation Laser dans l'atmosphère (la moyenne des bins aux dessus de la canopée) plus trois écart-types de ce signal.

Par la suite, le modèle inverse des formes d'ondes LiDAR pour estimer le profil vertical de LAI décrit dans le Chapitre 2 est appliqué sur les formes d'ondes moyennes de chaque arbre détecté. Rappelons que ce modèle consiste à chercher en premier temps, une solution approximative basée sur un model physique qui lie le profil de LAI à la forme d'onde moyenne de l'arbre. En deuxième temps, une approche variationnelle est proposée avec deux composantes : (i) l'attache aux données : c'est-à-dire que le modèle proposé doit être le plus proche possible des observations LiDAR ; (ii) la régularité de LAI : sa variation est assez faible en fonction de la hauteur, elle est modélisée pour une chaine de Markov. La formulation bayésienne de notre problème mène à une fonction de coût g_{β} non-linéaire à minimiser (Equation 2-28).

$$g_{\beta}(\mathbf{LAI}) = \frac{1}{\sigma_{obs}^2} \cdot \sum_{n=0}^{N-1} \left(A_n \frac{(1 - A_{n+1})}{1 - A_n} - R_n \right)^2 + \frac{\beta}{\sigma_{reg}^2} \sum_{n=0}^{N-1} (LAI_{n+1} - LAI_n)^2$$

où σ_{obs} est l'écart-type du bruit gaussien modélisant le bruit sur les observations LiDAR, σ_{reg} est l'écart-type modélisant la dépendance verticale du profil de LAI: $\{LAI_n\}_{n=1,...,N}$ supposé être une chaîne de Markov (LAI_n correspond à l'écho n dans le couvert), A_n est la transmittance directe à l'altitude n , R_n est le rapport entre deux échos successifs au niveau n et $n+1$ et β est le facteur de lissage de la fonction coût.

Afin de faire face à cette non-linéarité du problème décrit par l'Equation 2-28, une approche de gradient multi-échelle est utilisée pour assurer la convergence vers le minimum global de la fonction de coût (cf Chapitre 2.1.2. Paramètre forestier).

Une fois les profils verticaux de LAI de tous les arbres sont estimés, le LAI moyen par placette ($LAI_{M_Parcelle}$) de 25 m \times 25 m est comparé avec la vérité terrain pour valider l'approche. $LAI_{M_Parcelle}$ est donné:

Equation 4-2 :

$$LAI_{M_Parcelle} = \frac{\sum(LAI_{arbre} \times Surface_{arbre})}{ST}$$

où LAI_{arbre} est la somme du profil vertical d'un arbre, $Surface_{arbre}$ est la surface d'un arbre détecté et ST est la surface totale des arbres détectés.

3.4.2. Adaptation de la méthode d'estimation au cas réel

L'application de notre modèle sur les données LiDAR réelles a engendrée une surestimation importante de la valeur de LAI sur des arbres détectés de quelques parcelles avec un RMSE égal à 2.36. Ce problème est dû essentiellement au fait qu'on suppose que l'arbre est de diamètre constant avec une distribution homogène des feuilles en chaque niveau ce qui n'est pas toujours vrai pour les arbres de *Picea crassifolia* qui ont une forme conique. Nous verrons ainsi dans la suite l'effet de cette variation et comment résoudre le problème.

La Figure 4-11 présente un exemple de surestimation du LAI dans le cas réel. Elle montre la forme d'onde moyenne d'un arbre détecté (a) avec un zoom sur la réponse LiDAR de sa couronne (b) et l'estimation du LAI en utilisant la première approximation (c).

Nous remarquons à partir de la Figure 4-11 (b) que le signal LiDAR présente une grande variabilité avec plusieurs minima et maxima locaux et avec une tendance globale d'augmentation avec la profondeur de pénétration de la pulsation (i.e. du haut vers le bas). Ce

type de variation n'est pas observé dans le cas des simulations DART présentées dans le Chapitre 2.

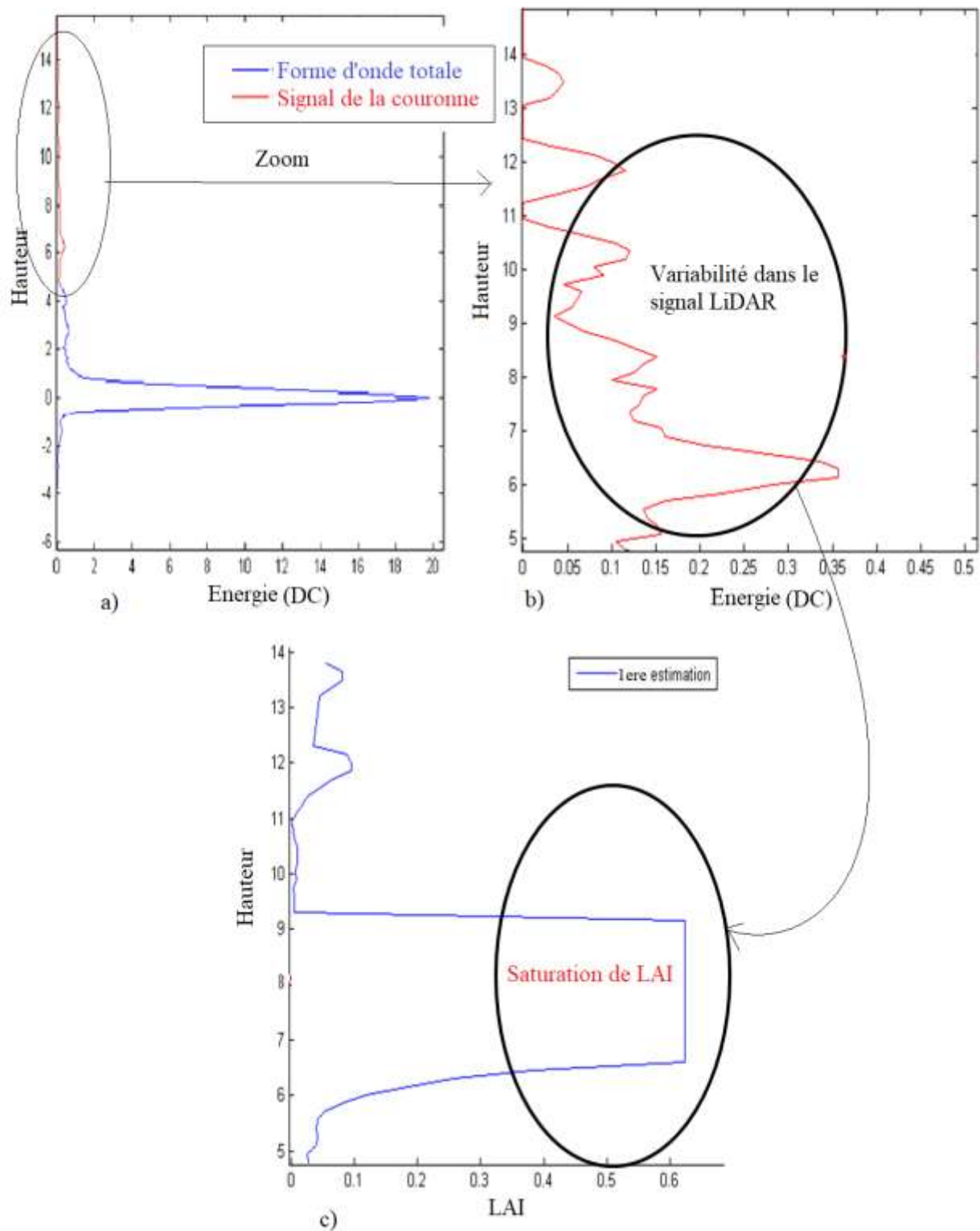


Figure 4-11 : Exemple de Forme d'onde moyenne LiDAR sur un arbre détecté (a) avec un zoom sur la réponse de sa couronne (b) et le profil de LAI estimé lors de la première approximation avec un exemple de saturation de LAI (c).

En effet, les arbres simulés sont plus simples avec une couronne presque homogène, alors que dans le cas réel elle est de forme conique induisant l'augmentation du signal en fonction de la profondeur de pénétration du signal. Par ailleurs, les minima locaux du signal sont dus essentiellement à l'agrégation des feuilles sur les branches qui sont à leur tour à différents niveaux induisant la décomposition de la couronne en lobes séparés. Ainsi, entre deux lobes le signal diminue voir même il peut s'annuler. L'estimation du profil vertical du LAI montre une saturation à 0.6¹¹ au niveau de la hauteur comprise entre 8m à 11m. Cette valeur seuil apparait au début de l'exécution du code à la première augmentation (en fonction de la profondeur de pénétration) d'une façon brusque du signal et elle se maintient tant que le signal ne diminue pas de la même façon. En effet, une telle augmentation de la forme d'onde est interprétée par notre modèle comme une augmentation de la densité de feuillage et non pas une augmentation du diamètre de la couronne alors que les deux hypothèses donnent des résultats différents. En effet, l'augmentation du diamètre veut dire qu'on reçoit le rayonnement solaire directement sur la grande partie de la surface de la couche en question et donc le signal rétrodiffusé sera important, alors que si le diamètre est supposé constant les feuilles qui sont répartie d'une façon aléatoire dans la couche supérieure empêchent d'une façon considérable la rétrodiffusion. La Figure 4-12 montre la différence entre garder un diamètre constant et variable. Il est clair que dans le dernier cas, le rayonnement reçu par la seconde couche est nettement supérieur au premier cas, permettant ainsi une augmentation nette de la rétrodiffusion.

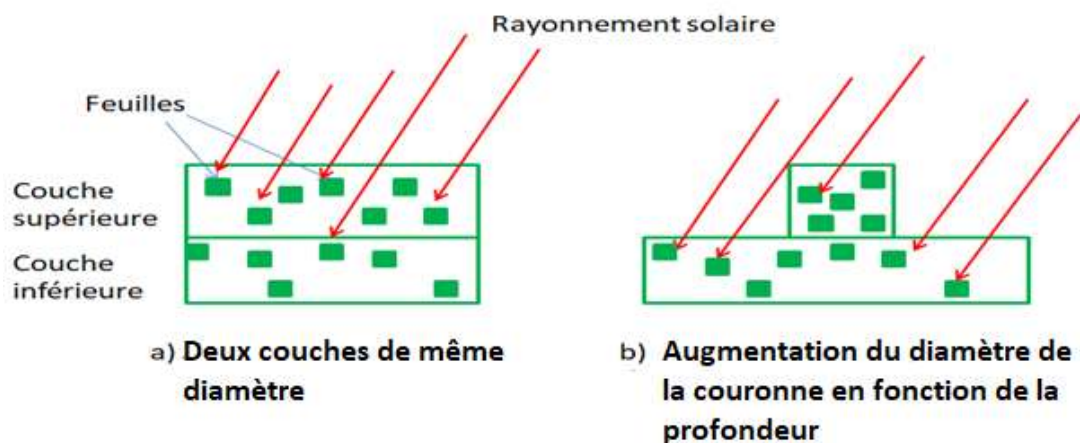


Figure 4-12 : Transmittance d'une couche à l'autre dans une couronne d'arbre a) deux couches de même diamètre et b) d'augmentation du diamètre de la couronne en fonction de la profondeur.

¹¹ Cette valeur est fixée dans le code comme valeur maximale pour empêcher la divergence de la solution.

De ce fait, il est impossible d'appliquer notre méthode d'inversion sur la totalité de la couronne de l'arbre. Nous proposons alors comme solution de décomposer la couronne en sous-parties homogènes (i.e. les lobes) de façon à pouvoir appliquer notre méthode sur chacune séparément. Ainsi, afin de séparer les lobes, on cherche les points où s'annule le signal ou à la limite quand il atteint sa valeur minimale. De plus, pour ne pas propager les erreurs d'estimation, on suppose qu'un lobe ne peut pas dépasser une hauteur maximale de 5m. La Figure 4-13 décrit l'algorithme de division en lobes et remédiant au problème de surestimation du LAI. La solution divise au départ le signal de la partie aérienne de l'arbre en lobes à chaque retour à 0 du signal. Comme les lobes ne doivent pas dépasser l'épaisseur maximale de 5m, une vérification de dépassement est faite. Dans le cas positif, le lobe concerné est divisé en deux, où la coupure se fait quand le signal atteint sa valeur minimale. La première approximation de LAI est appliquée par la suite sur chaque sous-lobe séparément afin d'estimer son profil de LAI. L'algorithme reteste ensuite s'il y a eu saturation de LAI dans un lobe donné, dans le cas positif, il refait la procédure de division et réestime le profil de LAI des deux nouveaux sous-lobes. Cette procédure est répétée d'une façon récursive sur tous les sous-lobes. Enfin, après avoir estimé la première approximative de LAI, l'approche variationnelle est appliquée.

La Figure 4-14 montre un exemple d'application de l'algorithme de division sur un signal réel LiDAR d'un arbre. Au début, le signal a été découpé en trois lobes Lobe 1, Lobe 2 et Lobe 3 (a). Toutefois, le Lobe 1 a une hauteur égale à 6.4 m alors on a procédé à sa division en deux sous lobes Lobe 11 et Lobe 12 (b). Par la suite, le calcul de LAI par la première approximation a engendré une saturation au niveau du Lobe 11 (c). Alors, une division de ce dernier est effectuée en donnant lieu aux Lobe 111 et Lobe 112 (d). L'algorithme a recalculé le profil de LAI de ces sous-lobes. La Figure 4-15 présente les résultats d'estimation de LAI sur cet exemple avec la première approximation sans et avec application de la division, et avec l'approche variationnelle. On remarque que les résultats deviennent plus réalistes avec la technique de division qui montre bien les différents lobes de la couronne avec une forme conique qui augmente en diamètre et en densité entraînant ainsi une augmentation du LAI en allant vers le bas.

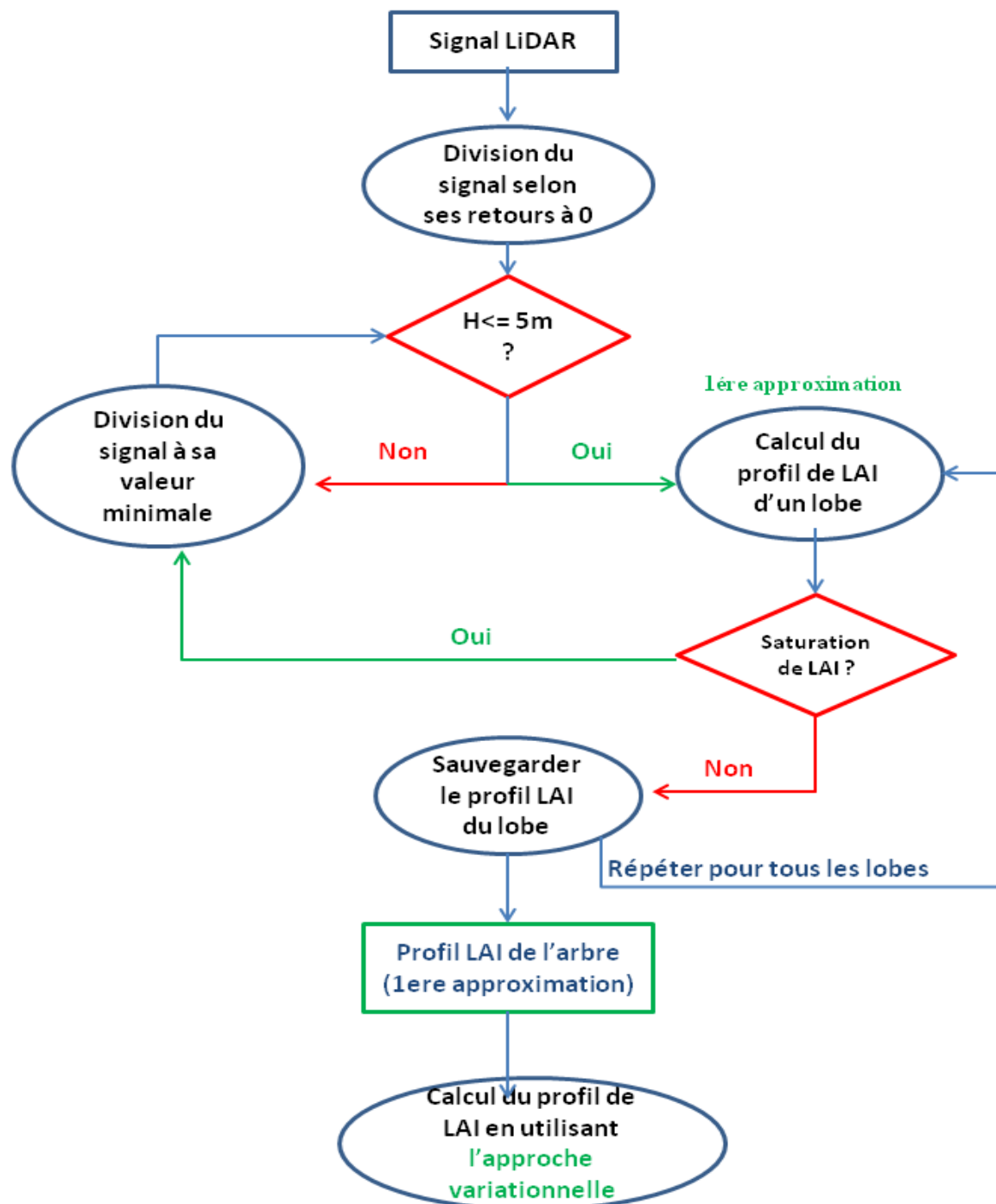


Figure 4-13 : Diagramme d'estimation du profil de LAI des arbres.

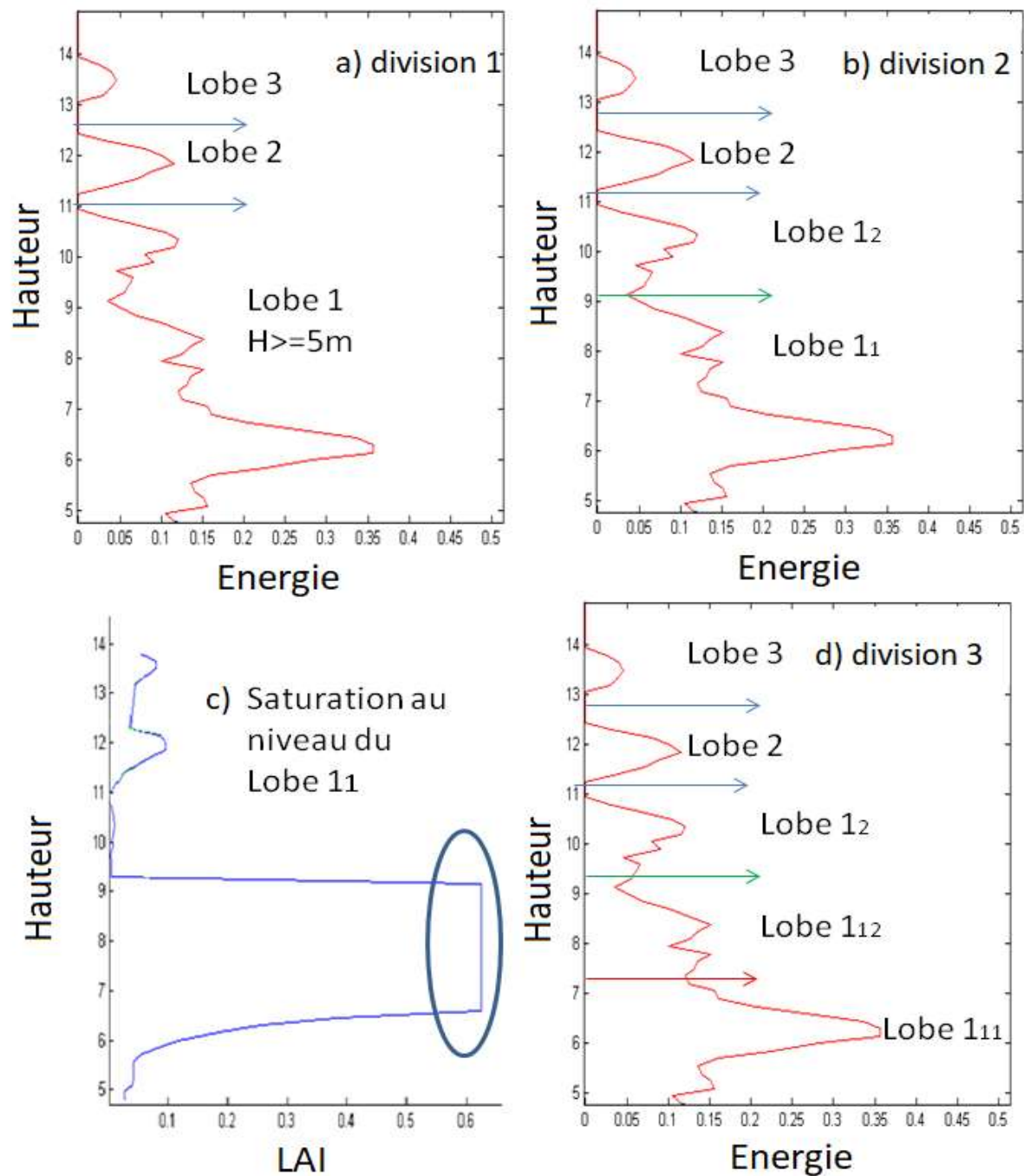


Figure 4-14 : Exemple d'application de la méthode de division de signal afin d'améliorer l'estimation du profil de LAI ; (a) : première division, (b) deuxième division, (c) saturation au niveau d'un lobe engendrant la troisième division (d).

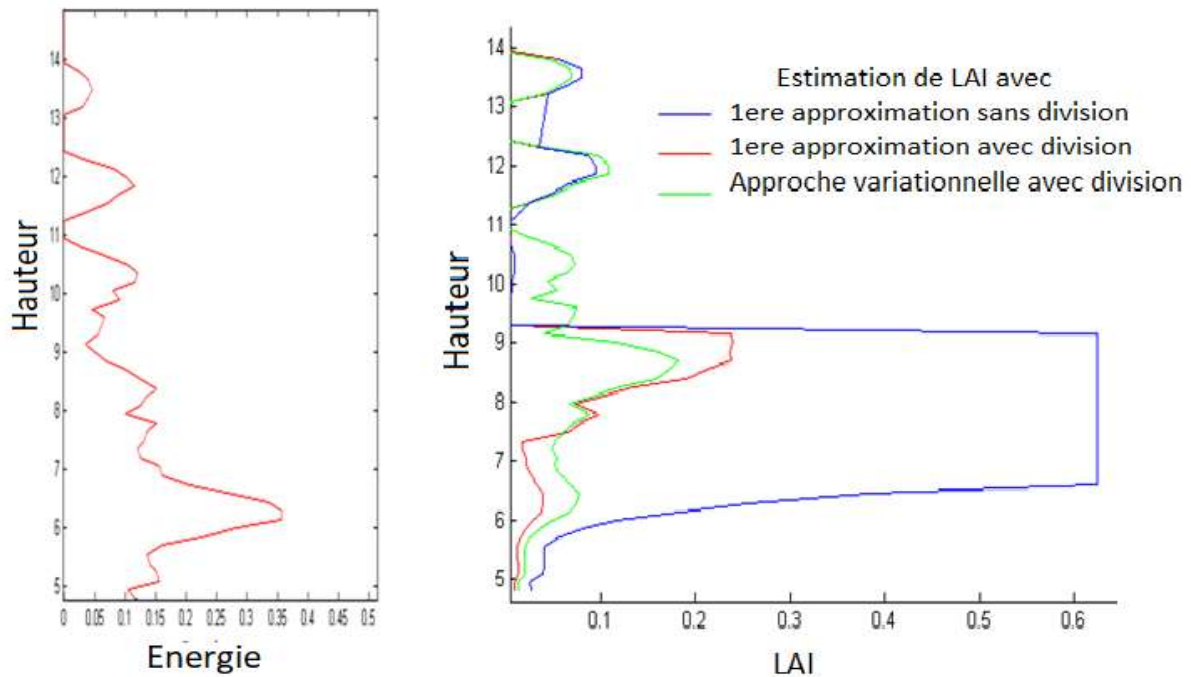


Figure 4-15 : Exemple d'estimation du profil de LAI d'une couronne d'un arbre dont le signal LIDAR est présenté dans (a) avec les différentes méthodes appliquées (b).

4. Validation des paramètres forestiers

Cette partie présente la validation des paramètres forestiers estimés (hauteur et LAI). Ainsi, afin de le faire, nous avons validé au début, le modèle numérique de terrain DTM issu du prétraitement du nuage de points discrets avec les mesures terrains. Puis, les résultats de segmentation des points discrets afin de détecter les arbres (i.e. nombre, hauteur, position) sont évalués. Et enfin, les résultats d'estimation de LAI par inversion des formes d'ondes sont validés à l'échelle de la placette vu qu'on n'a pas des mesures du profil vertical de LAI de chaque arbre.

4.1. DTM et nuage de points 3D

La Figure 4-16 montre le modèle numérique de terrain retrouvé à partir du traitement appliqué sur les derniers retours. La validation du DTM est effectuée avec une comparaison entre les altitudes de ses points et les altitudes du sol au niveau des pieds des arbres qui ont été mesurés lors de la campagne de mesures terrain. La Figure 4-17 présente le résultat de cette comparaison qui montre bien le rapprochement entre les deux altitudes ; réelles et mesurées par le LiDAR. Ce résultat est appuyé par un RMSE faible de l'ordre de 35 cm qui est une valeur acceptable vue l'imprécision du GPS utilisé dans cette campagne.

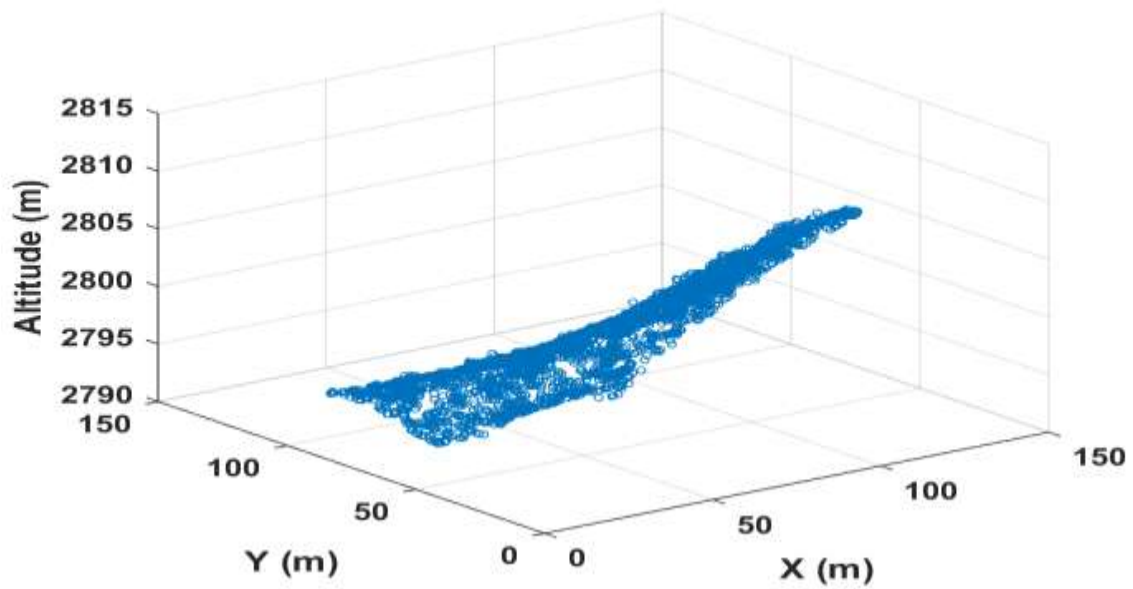


Figure 4-16 : Modèle numérique de terrain trouvé après le traitement des derniers retours du nuage des points discrets sur la zone forestière étudiée.

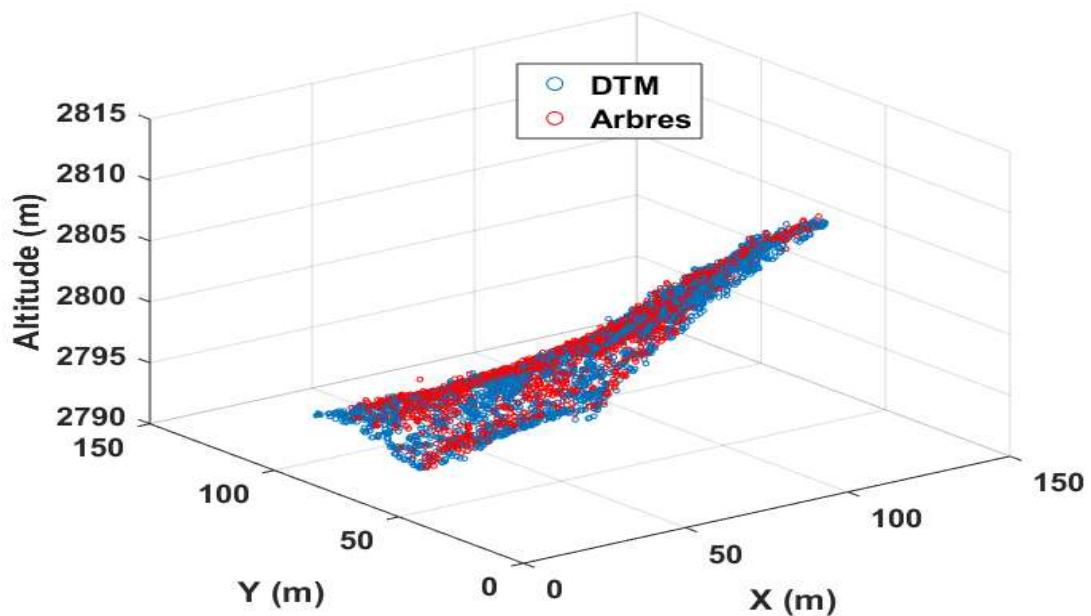


Figure 4-17 : Validation du modèle numérique de terrain (cercles bleus) avec les mesures terrains des altitudes au sol au niveau des arbres contenus dans la zone étudiée (cercles rouges).

La Figure 4-18 montre une comparaison des premiers retours avec les points de DTM (a) d'un exemple de la sous placette n° 2. Ainsi, en éliminant les premiers retours proches de l'altitude

du sol, un nouveau nuage de points 3D est obtenu. Il est affiché dans la Figure 4-18 (b). Ce nuage va servir par la suite pour détecter les arbres et faire la segmentation.

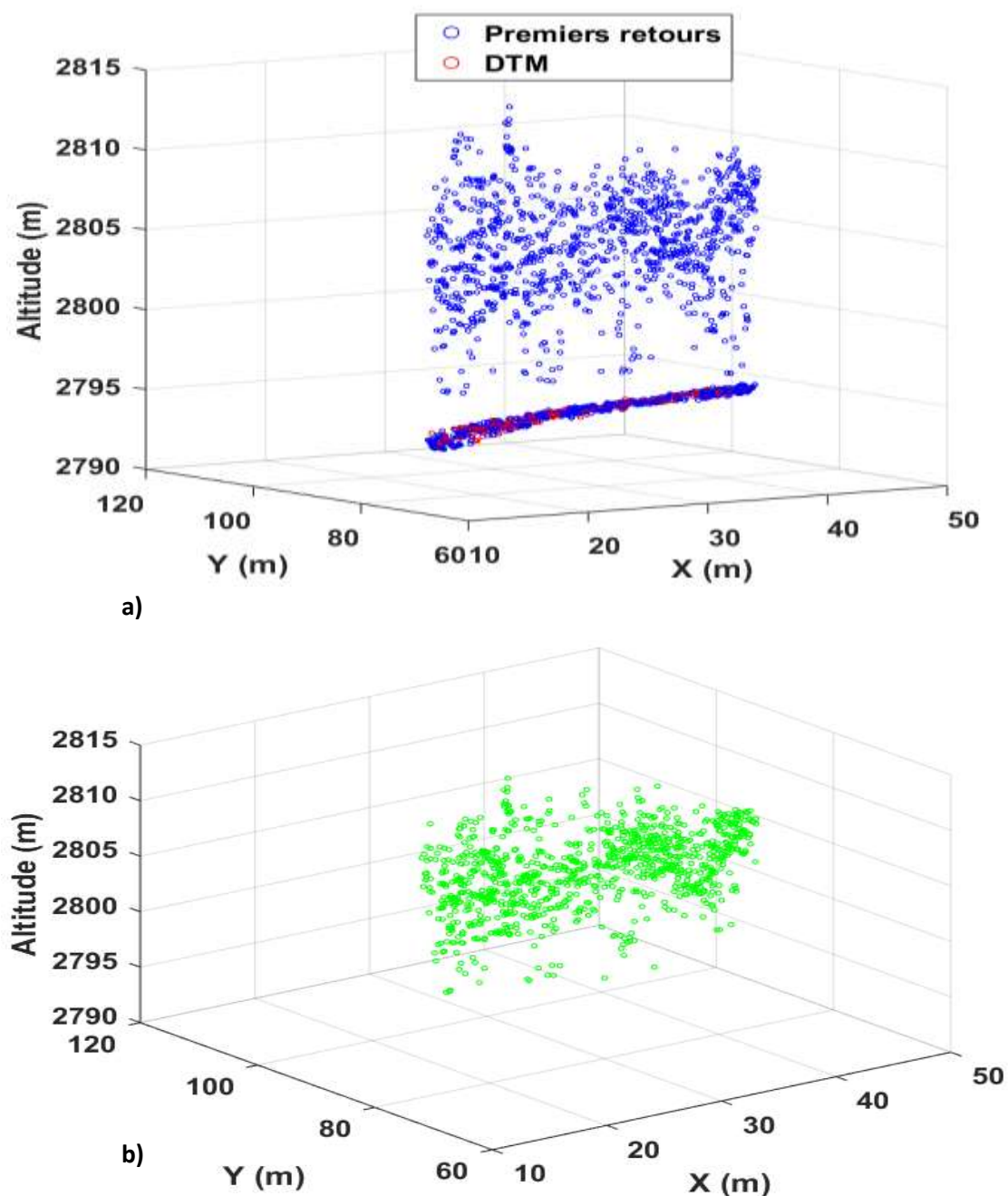
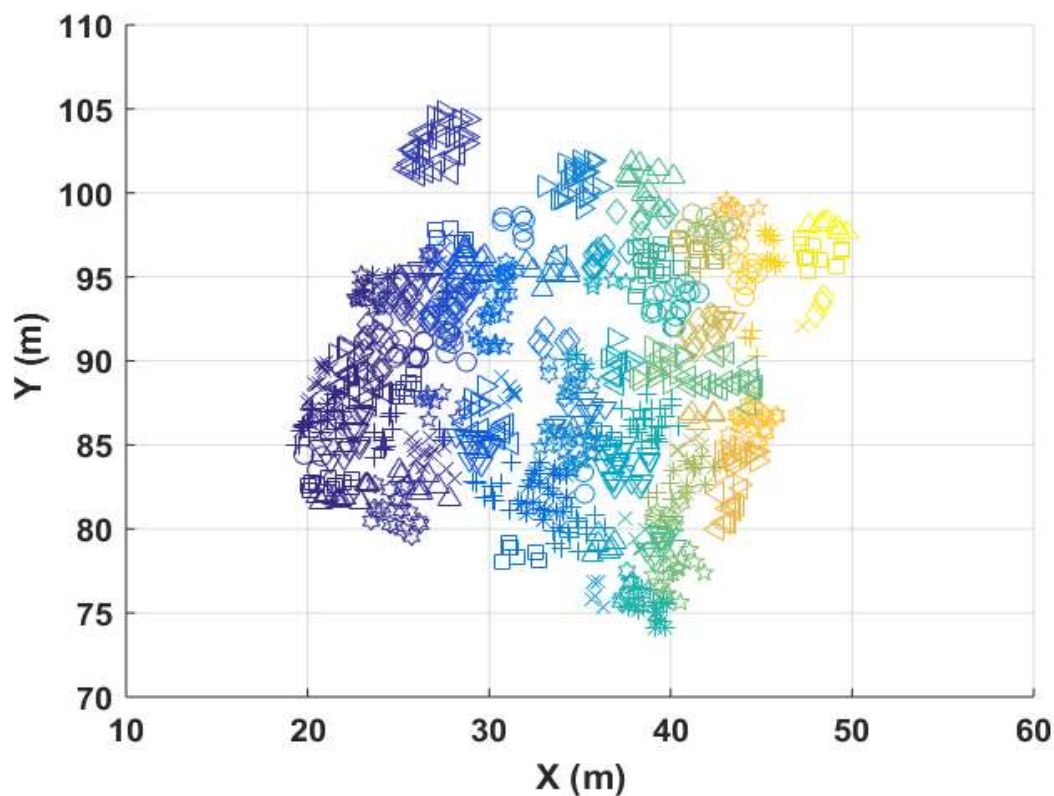


Figure 4-18 : Exemple de nouveau nuage de points 3D d'une placette de 25 m × 25 m (b) créé à partir des premiers retours traités avec le DTM (a).

4.2. Segmentation

La procédure de segmentation d'un nuage de points discrets est faite afin de détecter les arbres de chaque placette. La Figure 4-19 (a) montre un exemple de segmentation 2D du

nuage de points de la placette n°2 de la zone forestière étudiée. L'ensemble des points de même couleur et forme constitue les retours d'un arbre détecté. Les Figures 4-19 (b) et 4-19 (c) montrent respectivement, les représentations des arbres détectés et des arbres issus des mesures terrains. 91 arbres sont détectés dans cette placette (Figure 4-19 (b) qui en réalité possède 113 arbres (Figure 4-19 (b)). Il est remarquable que la taille des couronnes des arbres détectés soit plus petite que celle des arbres issus des mesures terrains. En particulier, il y a des arbres de grande taille sont découpés lors de la segmentation en des arbres de petites tailles. Cela peut être expliqué par la faible densité de points 3D ($\sim 2-4$ points/m²) qui engendre des distances parfois importantes entre les points discrets d'un même arbre et ainsi des cellules vides dans l'arbre. Ainsi, l'algorithme considère qu'ils appartiennent à des couronnes différentes et provoque alors cette fragmentation.



(a)

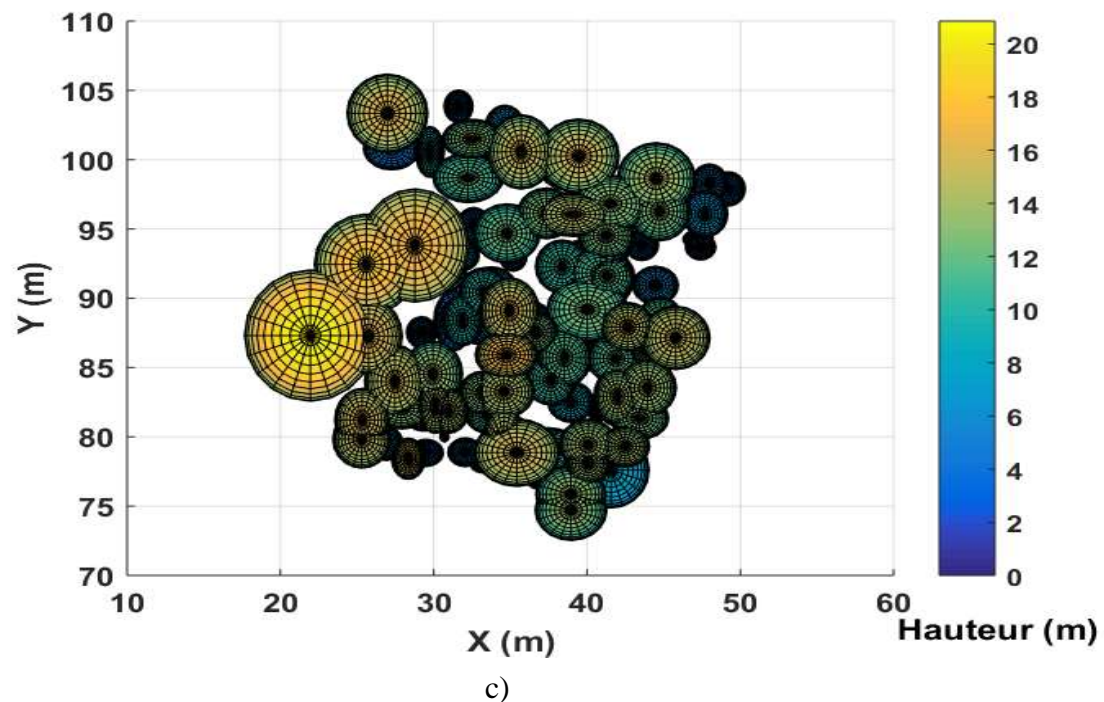
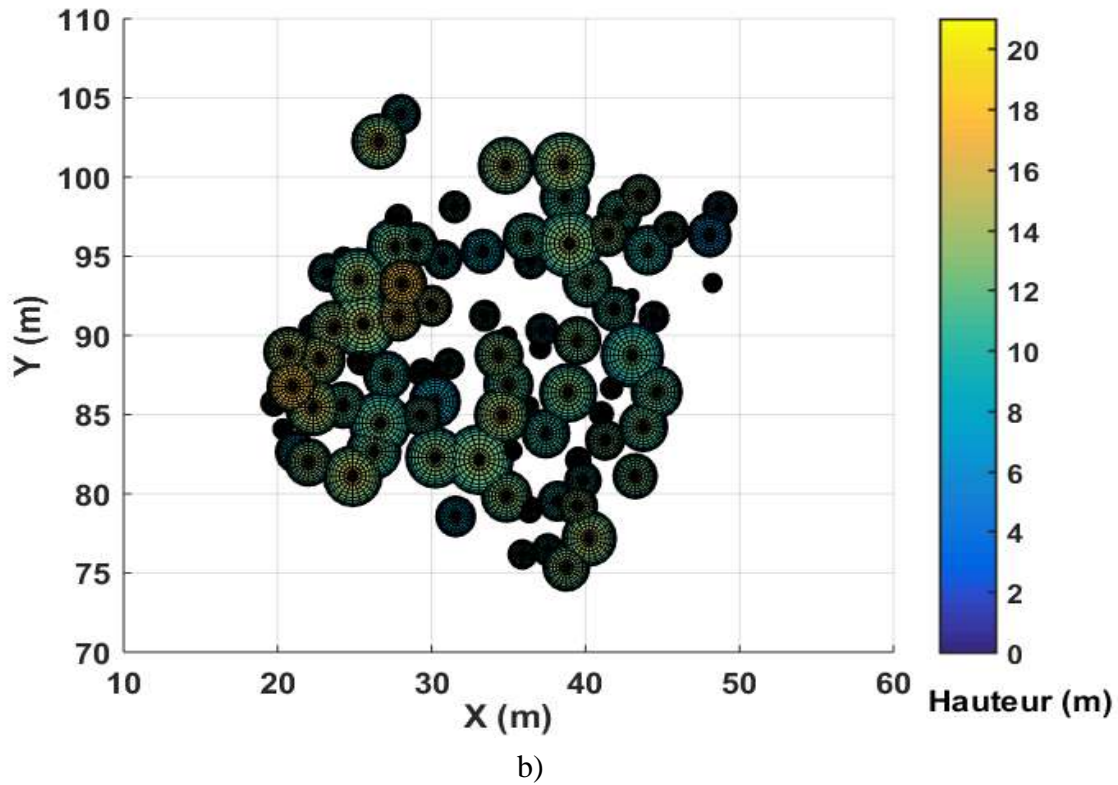


Figure 4-19 : Exemple de détection des arbres de la placette 2, avec segmentation du nuage des points de la placette n°2 (a) la représentation des arbres détectés par des cercles (b) et la représentation des arbres issus des mesures terrains (c). L'ensemble des points ayant la même couleur et forme constitue un arbre dans (a). Le couleur du cercle dans (b) et (c) représente la hauteur.

La Figure 4-20 expose les positions des arbres détectés et les arbres issus des mesures terrains de la placette n°2 dans le plan horizontal (x,y) (a) et dans le plan (y,z) (b). Sur le plan

horizontal, on voit que l'algorithme de segmentation arrive à détecter généralement les positions des arbres. Par ailleurs, dans le plan (y,z), on voit qu'on arrive à mieux détecter les plus hauts. Cette constatation est confirmée par le Figure 4-20 (c) qui expose les arbres supérieurs à six mètres (par calcul, on trouve 70 arbres détectés contre 72 arbres réels) par contre les petits arbres dont la hauteur est inférieure à six mètres sont moins bien détectés (Figure 4-20 (d), par calcul on trouve 5 arbres détectés contre de 40 réels). Cette sous estimation est constatée pour presque toutes les parcelles étudiées. Elle est expliquée par le fait que la pulsation LiDAR n'atteigne pas les petits arbres sous l'effet du feuillage des grands arbres.

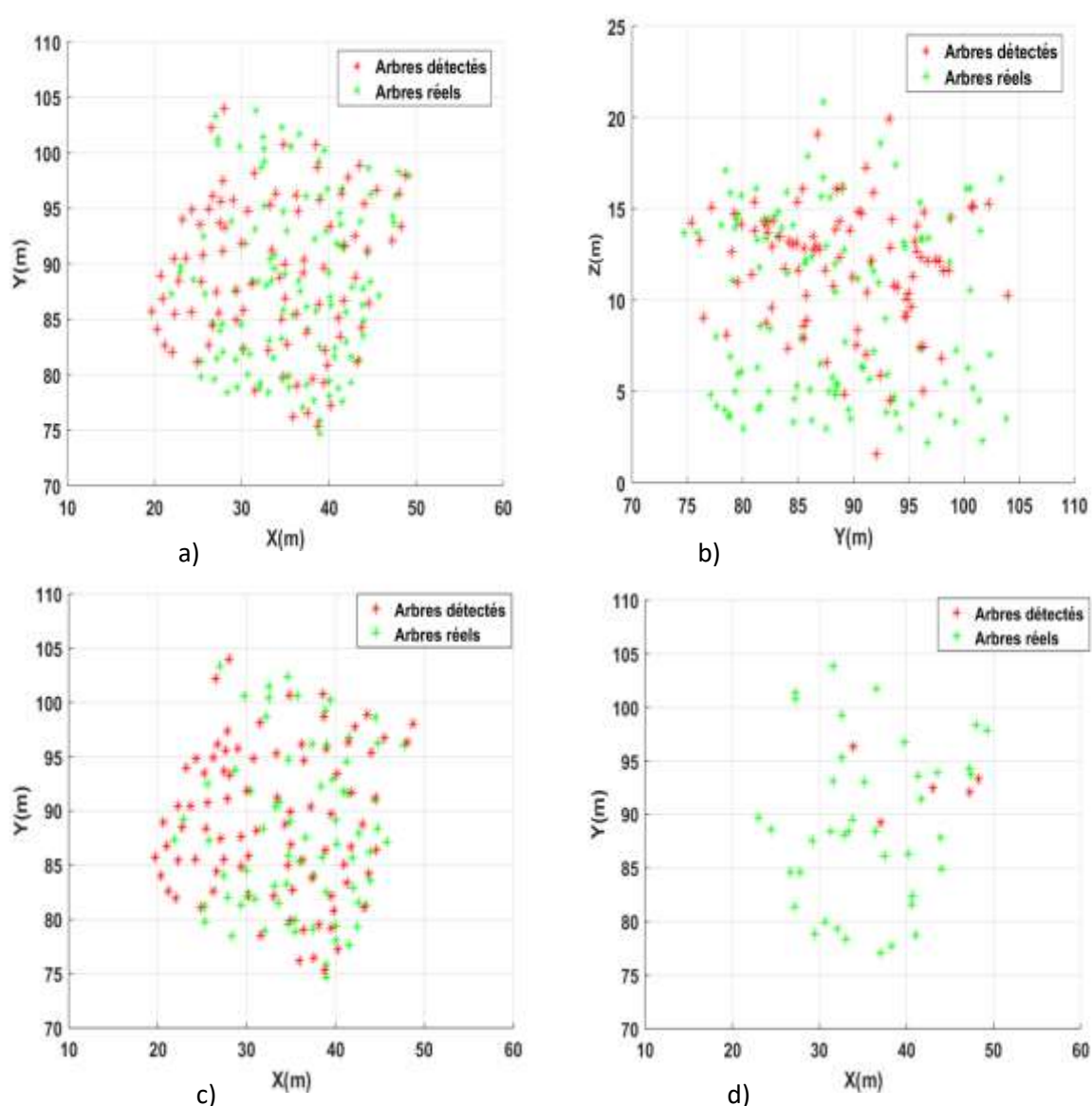


Figure 4-20 : Positions des arbres détectés (en rouge) et les arbres réels (en vert) de la placette n°2. Projection sur le plan (x,y) (a) et le plan (y,z) (b) de tous les arbres et projection sur le plan (x,y) des arbres supérieurs à 6m (c) et des arbres inférieurs à 6m (d).

La Figure 4-21 résume le résultat de détection des arbres de chaque placette. Trois bars sont affichés pour chaque placette, le premier bar donne le pourcentage total des arbres détectés, le deuxième présente le pourcentage des arbres détectés dont la hauteur supérieure à 6m et le troisième correspond aux arbres détectés d'une hauteur inférieure à 6m. Une valeur de pourcentage égale à 100% indique que le nombre d'arbres détectés est égal au nombre total d'arbres dans une placette donnée. Un pourcentage supérieur à 100% indique qu'il y a une surestimation du nombre d'arbres détectés. Par contre, un nombre inférieur à 100% montre une sous-estimation.

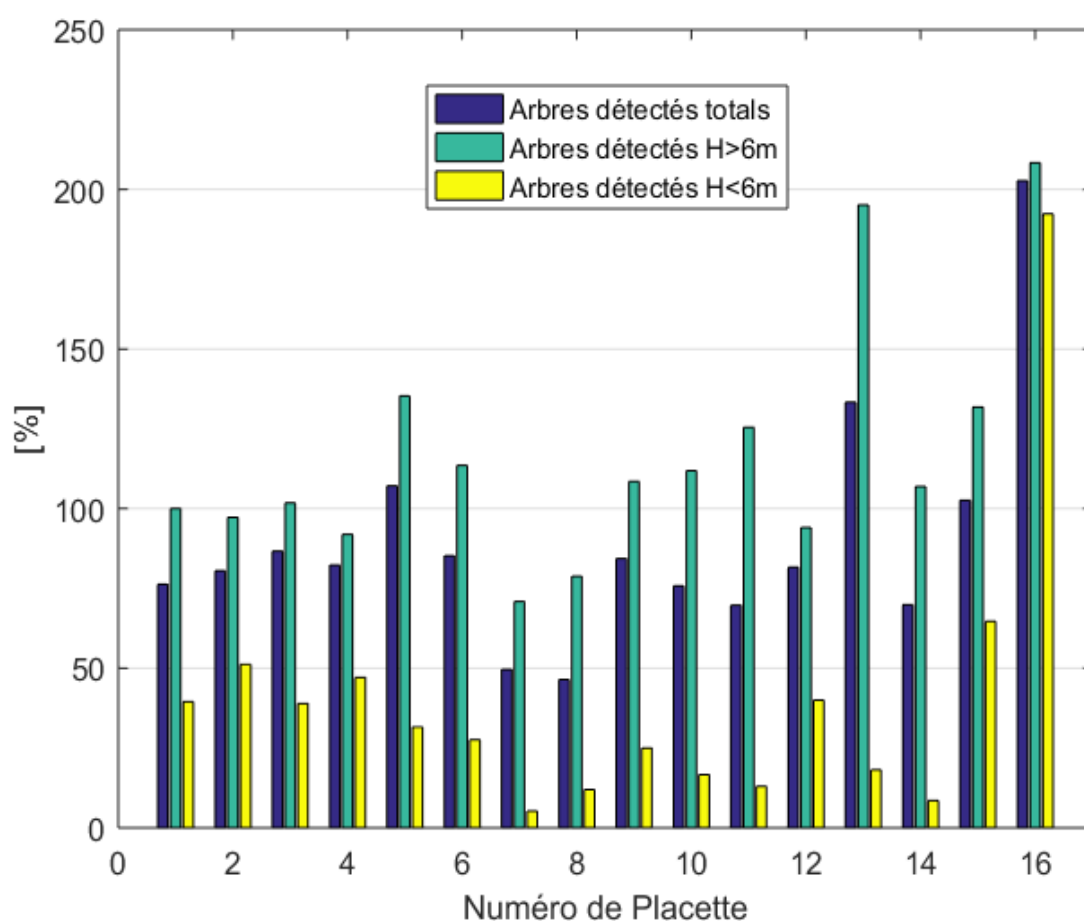


Figure 4-21 : Pourcentage des arbres détectés par segmentation, par rapport au nombre total d'arbres pour toutes les placettes étudiées.

D'après cette figure, la méthode de segmentation détecte à peu près 70% du nombre total des arbres. En particulier, elle détecte 1168 arbres contre 1656 en réalité. Toutefois, elle tend à surestimer le nombre d'arbres hauts (~120%) et sous-estimer le nombre des petits arbres (39%). En effet, ceci s'explique par le fait qu'on tend à fragmenter les grands arbres et qu'on

n'arrive pas à bien détecter les petits. En outre, les résultats de détection sont variables d'une placette à une autre, par exemple les trois premières placettes ont un taux de détection presque égale à 100% pour les grands arbres par contre les placettes 5, 11, 13, 15 et 16 ont tendance à le surestimer et les placettes 7, 8, 12 ont tendance à sous-estimer. Cette instabilité de performances est due à la faible densité des points (nuage 3D) des placettes de 2-4 points/m² qui a une grande influence sur la précision de la méthode de segmentation. En général, les résultats de segmentation s'améliorent en augmentant la densité des points (Wang et al., 2016).

En se comparant avec Ma. et al., 2014, ces derniers ont travaillé sur la même zone d'étude et ils ont utilisé la méthode de filtrage maximal local (Popescu et al., 2002) sur le nuage de points discrets afin de détecter les cimes individuelles des arbres. Ils n'ont détecté que 513 arbres soit 30% du nombre total des arbres. Et comme dans notre cas, ils n'ont pas pu détecter les petits arbres et ceux qui sont à l'ombre des arbres hauts.

4.3. Hauteur des arbres des parcelles

Comme il est difficile de valider la hauteur des arbres détectés arbre par arbre avec les mesures terrains vu que la détection des arbres par segmentation LiDAR n'est pas assez précise, la hauteur est validée à l'échelle de la placette avec la hauteur moyenne de ses arbres détectés versus la valeur moyenne issue des mesures terrains. La Figure 4-22 présente ainsi une comparaison entre la hauteur moyenne réelle des 16 placettes avec celle estimée par le traitement des nuages de points (a) et par traitement des formes d'ondes LiDAR (b).

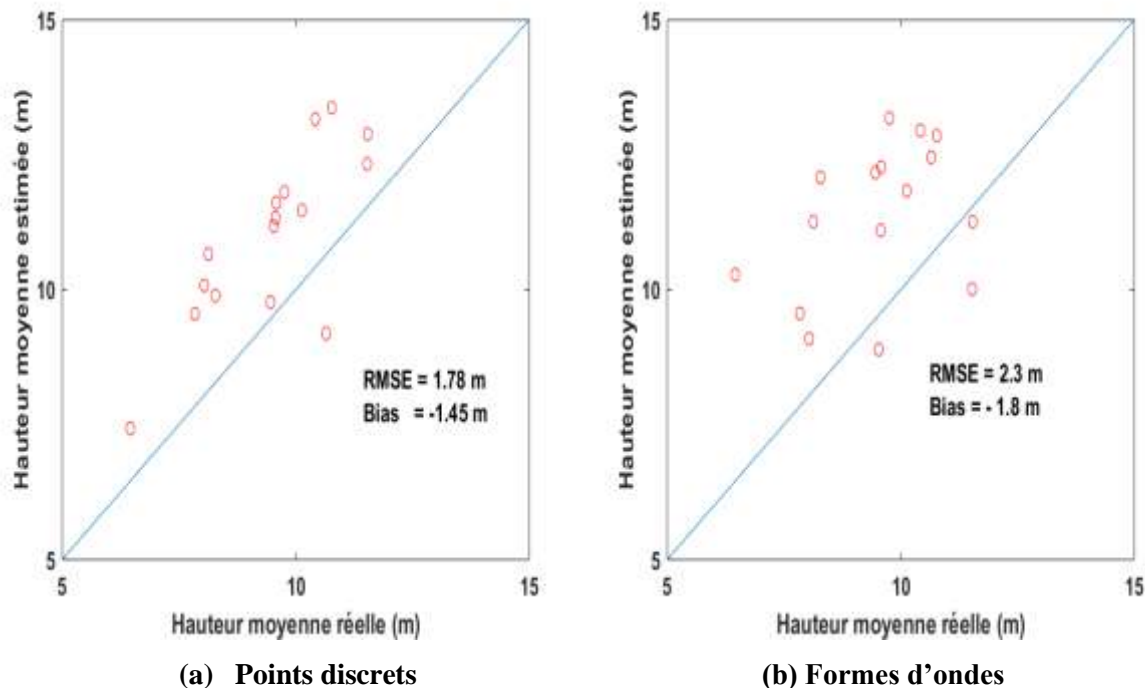


Figure 4-22 : Comparaison des résultats d'estimation de la hauteur moyenne des arbres des placettes issus du traitement du nuage des points discrets (a) et formes d'ondes (b) avec les mesures terrains.

Les résultats montrent une surestimation des hauteurs avec des RMSEs (respectivement des Biais) égales à 1.78m (respectivement -1.45m) en utilisant les points discrets et 2.3 m (-1.8m) en utilisant les formes d'ondes. Cette surestimation est due à la surestimation du nombre d'arbres de grandes tailles et surtout l'importante sous-estimation des petites tailles difficilement détectable. Pour ne pas en tenir compte, nous nous proposons de comparer la hauteur moyenne des placettes en gardant uniquement les grands arbres. Les résultats sont présentés dans la Figure 4-23. Une estimation assez fiable de la hauteur moyenne des grands arbres est obtenue en utilisant le nuage de points discrets avec un RMSE (respectivement un Biais) égal à 0.81m (respectivement 0.37m). Elle est par ailleurs moins précise mais acceptable en calculant les hauteurs à partir des formes d'ondes avec un RMSE (respectivement un Biais) égal à 1.4m (respectivement 0.21m). La réduction du RMSE est due essentiellement à la diminution de la surestimation vu que le Biais a beaucoup diminué. Les performances des nuages de points discrets sont meilleures que celle des formes d'ondes, car ces derniers sont plus bruités, échantillonnés avec moins de précision (~ 15cm le pas) et convolués avec un forme d'impulsion qui rend l'estimation floue.

Notons finalement que les résultats obtenues sont plus précis que ceux obtenus sur la même zone d'étude par MA et al., 2014 (RMSE = 0.94m) en utilisant la méthode de filtrage maximal du nuage de points.

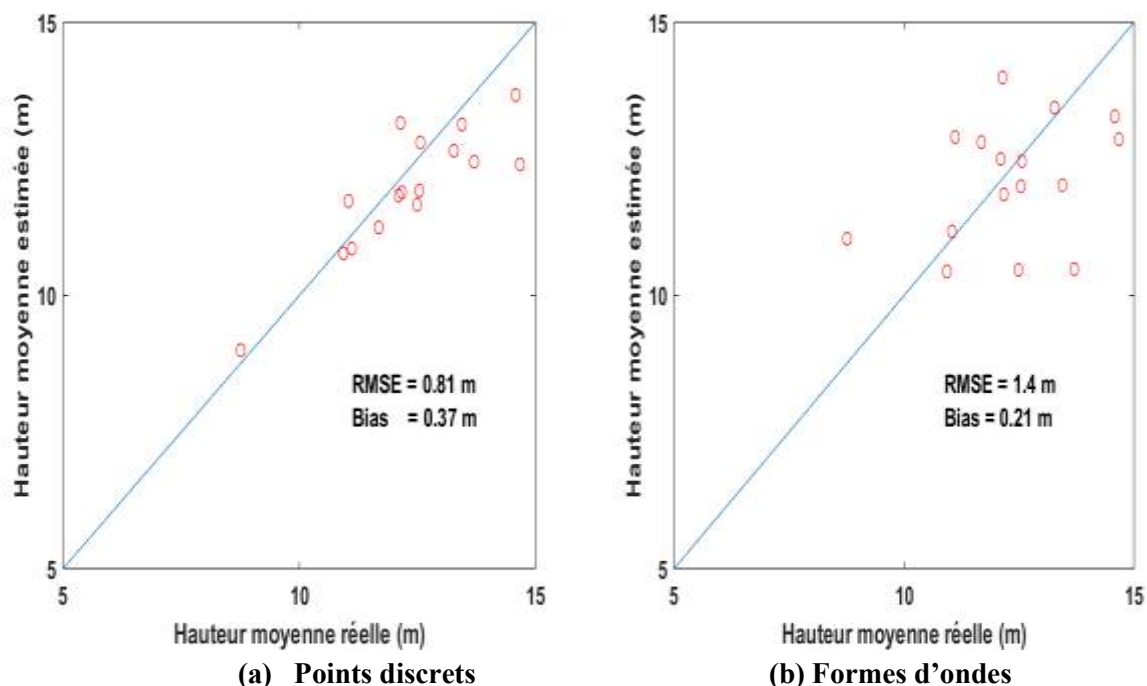


Figure 4-23 : Comparaison des mesures terrains avec les résultats d'estimation de la hauteur moyenne des grands arbres ayant une hauteur supérieure à 6m pour toutes les placettes en utilisant (a) le nuage des points discrets (b) les formes d'ondes.

4.4. LAI des parcelles

Comme on n'a pas des mesures du profil vertical de LAI de chaque arbre, les performances de la méthode d'inversion des formes d'ondes LiDAR est évalué par la comparaison du LAI moyen estimé à l'échelle de la parcelle avec la valeur de LAI déterminée par les mesures terrains avec l'outil TRAC. La Figure 4-24 montre les résultats d'estimation. En général, le LAI moyen est bien estimé avec un RMSE égal à 0.75m. De plus, notre estimation est très eu biaisée avec un Biais de l'ordre 0.012m. Dans [Ma et al., 2014], le LAI a été estimé avec un RMSE égal à 2.2. Notons aussi que dans le travail cité, les auteurs ne sont pas limités au LiDAR mais ils ont développé une méthode qui combine les données LiDAR discrets (i.e., hauteur) avec les produits MODIS (réflectance bidirectionnelle). Ces deux types de données sont utilisés pour inverser le modèle GOMS « Geometric optical mutual shadowing » (Li & Strahler, 1992) afin de retrouver les paramètres structurels de la forêt.

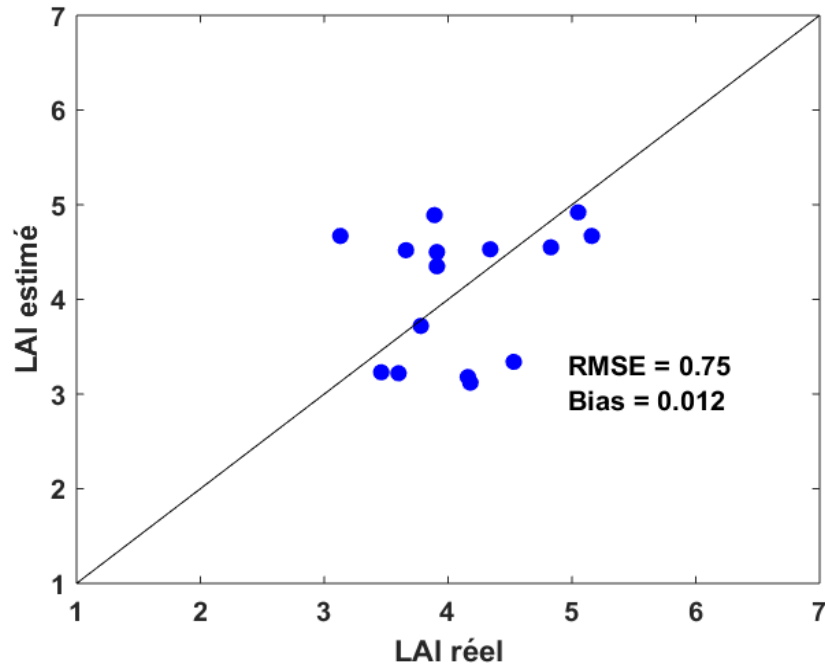


Figure 4-24 : Comparaison des résultats d'estimation de LAI des parcelles avec les mesures terrains obtenus avec TRAC.

Conclusion

L'objectif de ce chapitre est de valider la méthode d'inversion du LAI sur des données forestières réelles ce qui a nécessité l'adaptation de la méthode variationnelle utilisée pour inverser les données simulées comme déjà expliqué au Chapitre 2. Nous avons particulièrement développé plusieurs prétraitements comme la détection du DTM et la segmentation permettant la détection des formes d'ondes relatives aux différents arbres. Ainsi, nous avons adapté une méthode de segmentation du nuage de points discrets LiDAR pour l'appliquer sur notre zone forestière afin de détecter les arbres individuels et retrouver leurs paramètres structuraux comme la taille de la couronne, la positions et la hauteur des différents arbres. Ces derniers sont utilisés afin d'extraire les formes d'ondes LiDAR moyennes sur chaque arbre détecté. Ainsi, la méthode variationnelle multi-échelle d'inversion du profil vertical de LAI a été appliquée sur chaque forme d'onde moyenne relative à chaque arbre. Un problème de saturation de LAI est survenu pour la plupart des échos du signal LiDAR. Il est dû à la variation du périmètre de l'arbre en fonction de la hauteur due à la forme conique de la couronne et le groupement des feuilles. Pour y remédier, nous avons proposé un algorithme de division de l'arbre (signal LiDAR) en lobes homogènes et appliquer par la suite l'approche d'inversion de LAI sur les lobes séparément.

Les performances de détection de la DTM ont été acceptables avec un RMSE de l'ordre de 30cm en se comparant avec les mesures GPS. Les résultats de segmentation et d'estimation de la hauteur ont été assez précis, surtout quand on considère uniquement les arbres de grandes tailles vu que les petits sont souvent dans l'ombre. En appliquant la méthode d'inversion de LAI sur les formes d'ondes, des résultats assez précis ont été observés et ceci en se comparant avec les mesures de LAI réelles avec un RMSE égal à 0.75.

Conclusion générale & perspectives

L'objectif principal de cette thèse est l'estimation de propriétés biophysiques de milieux forestiers et de cultures de maïs et de blé par inversion de formes d'ondes complètes LiDAR. Ainsi, nous nous sommes intéressés à l'estimation de la hauteur, LAI et réflectance du sol pour le cas des cultures, et à la hauteur, dimension des couronnes et LAI pour les milieux forestiers.

L'estimation de ces propriétés biophysiques via la technologie LiDAR s'appuie sur la modélisation de l'interaction du faisceau Laser avec la végétation (forêt et cultures). Le modèle de transfert radiatif DART est utilisé dans cette thèse, car il est l'un des plus précis et complets des modèles qui sont disponible actuellement pour la communauté. Il permet de décrire, simuler et interpréter les effets des différentes propriétés des paysages sur les mesures LiDAR. Pour cela, il simule des paysages réalistes via l'importation de plantes et arbres 3-D très précis. Ce réalisme permet de simuler avec une grande précision des formes d'onde, en tenant compte de la forme de l'impulsion émise, de la taille de l'empreinte et de la fréquence d'échantillonnage du signal LiDAR rétrodiffusé.

La première méthode développée consiste à inverser les formes d'ondes LiDAR complètes à faible empreinte en utilisant le modèle DART afin de trouver les propriétés des cultures. Cette méthode repose sur la technique appelée "LUT". Une base de données de maquettes 3-D de scènes de cultures réalistes contenant un ensemble de plantes est tout d'abord créée. Puis, pour chaque maquette, les paramètres d'intérêt (hauteur, LAI, réflectance du sol) sont variés dans leurs domaines de variation respectifs, ce qui permet de simuler une forme d'onde par jeu de paramètres, tout en considérant les caractéristiques du LiDAR considéré. Résoudre le problème d'inversion consiste à chercher pour une forme d'onde réelle mesurée par le capteur LiDAR, la forme d'onde simulée la plus proche dans le LUT.

L'application de cette approche d'inversion sur des formes d'onde de maïs simulées avec le modèle DART donne des résultats d'inversion satisfaisants. Cependant, l'application directe de cette approche d'inversion sur des données réelles acquises sur des cultures de maïs et de blé du sud-ouest de la France s'est avérée impossible du fait de l'hétérogénéité locale des cultures (effet de rangées), du bruit du signal LiDAR et de sa convolution avec la forme d'impulsion de durée non-négligeable. Pour remédier au premier problème, les formes d'ondes sont moyennées localement sur des fenêtres donnant ainsi une forme d'onde

représentative. Pour le problème lié au bruit, les formes d'ondes sont moyennées sur des classes homogènes. Enfin pour la convolution, la solution consiste à retrouver sa forme en utilisant des cibles d'étalonnage. Notre méthode est déclinée en deux versions : (i) comparaison des formes d'ondes réelles avec les formes d'ondes simulées de LUT convoluées avec l'impulsion du signal retrouvée ; (ii) comparaison des formes d'ondes réelles déconvoluées par l'impulsion du système avec les formes d'ondes brutes de LUT. En termes de résultats, nous avons trouvé de bonnes estimations pour la hauteur et le LAI indépendamment du nombre de classes utilisées dans l'étape de classification des formes d'ondes et de la taille des fenêtres représentatives de la variabilité locale de la végétation. Ces bons résultats d'inversion sont dus à la modélisation réaliste des champs agricoles pour différents stades de croissance et à l'estimation correcte de la forme de la pulsation LiDAR. En outre, la précision des estimations obtenues pour toute taille des fenêtres illustre bien la robustesse du modèle d'inversion proposé.

La deuxième méthode d'inversion porte sur l'estimation du profil de LAI des arbres par inversion des formes d'ondes LiDAR. Une approche variationnelle d'inversion d'un modèle de transfert radiatif est développée pour retrouver le LAI pour chaque écho de la forme d'onde. Le modèle de transfert radiatif proposé est simplifié permettant de tenir compte de la première diffusion seulement, ce qui est une approximation acceptable dans le cas où l'empreinte est faible. Une première solution approchée supposant que le LAI est peu variable en fonction du profil est proposée. Toutefois, elle est très sensible au bruit et donne des solutions irrégulières. Alors, l'estimation est corrigée avec une approche variationnelle. Nous avons montré que la formulation bayésienne du problème revient à minimiser une fonction de coût non-linéaire constituée de deux composantes : l'attache aux données (le modèle proposé doit être le plus proche possible des observations) et l'apriori (la variation de LAI est assez faible). Pour faire face à cette non-linéarité, une approche de descente de gradient multi-échelle est proposée dans le but de converger vers le minimum global de la fonction de coût. Cette méthode est appliquée en premier temps sur des données simulées par DART. Les résultats d'inversion sont assez précis.

Cette méthode a dû être adaptée pour valider cette approche sur des données forestières réelles. En particulier, vu qu'on ne connaît pas les positions des arbres et la dimension des couronnes, nous avons proposé de faire des détections automatiques en utilisant des données auxiliaires et particulièrement les nuages de points LiDAR 3D. Ils ont en particulier permis de détecter les arbres individuels et d'estimer leurs paramètres structurels (position, hauteur,

rayon de la couronne), ce qui a permis de retrouver les formes d'ondes relatives à chaque arbre. Vu l'hétérogénéité sur le plan horizontal de l'effet non-négligeable du bruit, une forme d'onde moyenne est calculée pour chaque arbre. Un problème de saturation d'inversion de LAI est survenu du fait de la variabilité du diamètre de la couronne en fonction de la hauteur (i.e. forme conique subdivisée en lobes), ce dont le modèle direct ne tient pas compte. Pour y remédier, nous avons divisé le profil de la forme d'onde en sections homogènes sur lesquelles le modèle d'inversion est appliqué séparément.

Les résultats de segmentation et d'estimation de la hauteur ne sont pas très précis mais sont très encourageants au regard de l'état de l'art. Cette imprécision est due essentiellement à la faible densité des points discrets utilisée (2-4 points/m). Les performances ont été améliorées en ne considérant que les arbres de grandes tailles, car les petits arbres sont souvent "cachés" par les grands. En appliquant la méthode d'inversion de LAI sur les formes d'ondes, des résultats assez précis sont observés par rapport aux mesures in-situ de LAI avec un RMSE égal à 0.75.

Il est important de noter que la validation pour les deux types de données est faite sur des mesures moyennes. En particulier, on ne dispose pas de mesures locales de LAI et de hauteur pour les cultures et de même on n'a pas des mesures de profil vertical du LAI des arbres. Ainsi, il est important de faire de revoir les protocoles des mesures terrains vu qu'il devient possible avec le LiDAR de faire des estimations à une échelle de plus en plus fine.

Les approches développées montrent bien leurs performances en les appliquant sur des données réelles de cultures (maïs et blé) et de milieu forestier. Néanmoins, pour une meilleure extrapolation, il serait enrichissant de les tester sur d'autres données. En particulier, la méthode d'inversion des formes d'ondes LiDAR afin d'estimer le profil de LAI des arbres pourra s'appliquer sur d'autres zones forestières avec différent type d'arbres.

Avec la mise en orbite du capteur LiDAR ICESat-2 en septembre 2018 et la planification du lancement de GEDI à la fin de la même année, il serait aussi de grand intérêt de tester et valider notre développement avec ce type de capteur. La gratuité des données satellite va assurer une large diffusion des techniques d'inversion développées.

Finalement, nous espérons intégrer nos algorithmes d'inversion dans le modèle de transfert radiatif DART comme des outils d'inversion des données LiDAR. Ceci va permettre à d'autres chercheurs et utilisateurs de les explorer et les exploiter sur leurs données réelles.

Bibliographies

1. Ackermann F. (1999). Airborne laser scanning--present status and future expectations. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, pp.64-67.
2. Allouis, T., Durrieu, S., Chazette, P., Bailly, J. S., Cuesta, J., Vége, C., ... & Coueron, P. (2011). Potential of an ultraviolet, medium-footprint lidar prototype for retrieving forest structure. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(6), S92-S102.
3. Antonarakis, A. S., Richards, K.S., Brasington, J. (2008). Object-based land cover classification using airborne LiDAR. *Remote Sensing of Environment* **112**: 2988–2998.
4. Asner, G. P., & Mascaro, J. (2014). Mapping tropical forest carbon: Calibrating plot estimates to a simple LiDAR metric. *Remote Sensing of Environment*, 140, 614-624.
5. Baltsavias, E.P. (1999a). Airborne laser scanning : Existing systems, and other resources. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 54, 164–198.
6. Barbaresco, F., Thobois, L., Dolfi-Bouteyre, A., Jeannin, N., Wilson, R., Valla, M., ... & Cariou, J. P. (2015). Monitoring wind, turbulence and aircraft wake vortices by high resolution RADAR and LIDAR remote sensors in all weather conditions. *Proc. of URSI-France*.
7. Barbier, N., Coueron, P., Gastelly-Etchegorry, J. P., & Proisy, C. (2012). Linking canopy images to forest structural parameters: potential of a modeling framework. *Annals of forest science*, 69(2), 305-311.
8. Baur, M., Jagdhuber, T., Link, M., Piles, M., Entekhabi, D., & Fink, A. (2017, July). Estimation of vegetation loss coefficients and canopy penetration depths from smap radiometer and ICESat lidar data. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2017 IEEE International* (pp. 2891-2894). IEEE.
9. Behrendt, A., & Reichardt, J. (2000). Atmospheric temperature profiling in the presence of clouds with a pure rotational Raman lidar by use of an interference-filter-based polychromator. *Applied Optics*, 39(9), 1372-1378.
10. Ben Hmida, S., Kallel, A., Gastelly-Etchegorry, J. P., & Roujean, J. L. (2017). Crop Biophysical Properties Estimation Based on LiDAR Full-Waveform Inversion Using the DART RTM. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(11), 4853-4868.
11. Ben Hmida, S., Kallel, A., Gastelly-Etchegorry, J. P., & Hamida, A. B. (2016, March). Variational multiscale approach to LAI profile inversion based on LiDAR full waveform measurements. In *Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), 2016 2nd International Conference on* (pp. 511-516). IEEE.
12. Béziat, P., Ceschia, E., & Dedieu, G. (2009). Carbon balance of a three crop succession over two cropland sites in South West France. *Agricultural and Forest Meteorology*, 149(10), 1628-1645.
13. Bonan, G. B. (1993). Importance of leaf area index and forest type when estimating photosynthesis in boreal forests. *Remote sensing of Environment*, 43(3), 303-314.
14. Brennan R. & Webster T.L. (2006). Object-oriented land cover classification of LIDAR-derived surfaces. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 32(2), 162–172.
15. Bruniquel-Pinel, V., & Gastelly-Etchegorry, J. P. (1998). Sensitivity of texture of high resolution images of forest to biophysical and acquisition parameters. *Remote Sensing of Environment*, 65(1), 61-85.
16. Bye, I. J., North, P. R. J., Los, S. O., Kljun, N., Rosette, J. A. B., Hopkinson, C., ... & Mahoney, C. (2017). Estimating forest canopy parameters from satellite waveform LiDAR by inversion of the FLIGHT three-dimensional radiative transfer model. *Remote sensing of environment*, 188, 177-189.

17. Cariou, J. P., Sauvage, L., Thobois, L., Gorju, G., Machta, M., Lea, G., & Duboué, M. (2011, June). Long range scanning pulsed Coherent Lidar for real time wind monitoring in the Planetary Boundary Layer. In *Proceedings of 16th Conference on Coherent Laser Radar*.
18. Chaabouni, S., & Kallel, A. (2016, March). Inversion of vegetation canopy reflectance based on variationnel multiscale approach. In *Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), 2016 2nd International Conference on* (pp. 494-498). IEEE.
19. Chauve, A., Vega, C., Durrieu, S., Bretar, F., Allouis, T., Pierrot Deseilligny, M., & Puech, W. (2009). Advanced full-waveform lidar data echo detection: Assessing quality of derived terrain and tree height models in an alpine coniferous forest. *International Journal of Remote Sensing*, 30(19), 5211-5228.
20. Chen, Q. (2010). Retrieving vegetation height of forests and woodlands over mountainous areas in the Pacific Coast region using satellite laser altimetry. *Remote Sensing of Environment*, 114(7), 1610-1627.
21. Choi, K.; Lee, I.; Hong, J.; Oh, T.; Shin, S. Developing a UAV-based rapid mapping system for emergency response. *Proc. SPIE* **2009**, 7332, 733209–733209-12.
22. Clouet, N., Monnet, J-M., Berger, F. (2009). Estimation du volume de bois exploitable en montagne par scanner laser aéroporté (LiDAR). Conférence francophone ESRI.
23. Collins, B. D., Brown, K. M., & Fairley, H. C. (2008). Evaluation of terrestrial LIDAR for monitoring geomorphic change at archeological sites in Grand Canyon National Park, Arizona (No. 2008-1384). *US Geological Survey*.
24. Combal, B., Baret, F., Weiss, M., Trubuil, A., Mace, D., Pragnere, A., ... & Wang, L. (2003). Retrieval of canopy biophysical variables from bidirectional reflectance: Using prior information to solve the ill-posed inverse problem. *Remote sensing of environment*, 84(1), 1-15.
25. Cuesta, J., Chazette, P., Allouis, T., Flamant, P. H., Durrieu, S., Sanak, J., ... & Flamant, C. (2010). Observing the forest canopy with a new ultra-violet compact airborne LiDAR. *Sensors*, 10(8), 7386-7403.
26. Cunningham, D., Grebby, S., Tansey, K., Gosar, A., & Kastelic, V. (2006). Application of airborne LiDAR to mapping seismogenic faults in forested mountainous terrain, southeastern Alps, Slovenia. *Geophysical Research Letters*, 33(20).
27. Davenport, I. J., Bradbury, R. B., Anderson, G. Q. A., Hayman, G. R. F., Krebs, J. R., Mason, D. C., ... & Veck, N. J. (2000). Improving bird population models using airborne remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 21(13-14), 2705-2717.
28. Dhanda, P., Nandy, S., Kushwaha, S. P. S., Ghosh, S., Murthy, Y. K., & Dadhwal, V. K. (2017). Optimizing spaceborne LiDAR and very high resolution optical sensor parameters for biomass estimation at ICESat/GLAS footprint level using regression algorithms. *Progress in Physical Geography*, 41(3), 247-267.
29. Dubayah, R. O., & Drake, J. B. (2000). Lidar remote sensing for forestry. *Journal of Forestry*, 98(6), 44-46.
30. Durrieu, S., Cherchali, S., Costeraste, J., Mondin, L., Debise, H., Chazette, P., ... & Pélissier, R. (2013, July). Preliminary studies for a vegetation lidar/lidar space mission in france. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2013 IEEE International* (pp. 4332-4335). IEEE.
31. Durieux S. (2007). Le LIDAR à retour d'onde complet, nature de l'information enregistrée et perspectives d'utilisation. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 186, 15-35.
32. Eitel, J. U., Magney, T. S., Vierling, L. A., Brown, T. T., & Huggins, D. R. (2014). LiDAR based biomass and crop nitrogen estimates for rapid, non-destructive assessment of wheat nitrogen status. *Field Crops Research*, 159, 21-32.

33. Fayad, I., Baghdadi, N., Bailly, J. S., Barbier, N., Gond, V., Hajj, M. E., ... & Bourguine, B. (2014). Canopy height estimation in French Guiana with LiDAR ICESat/GLAS data using principal component analysis and random forest regressions. *Remote Sensing*, 6(12), 11883-11914.
34. Féret, J. B., François, C., Gitelson, A., Asner, G. P., Barry, K. M., Panigada, C., ... & Jacquemoud, S. (2011). Optimizing spectral indices and chemometric analysis of leaf chemical properties using radiative transfer modeling. *Remote sensing of environment*, 115(10), 2742-2750.
35. Gao, S., Niu, Z., Sun, G., Zhao, D., Jia, K., & Qin, Y. (2015). Height extraction of maize using airborne full-waveform LIDAR data and a deconvolution algorithm. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(9), 1978-1982.
36. Gascon, F., Gastellu-Etchegorry, J. P., Lefevre-Fonollosa, M. J., & Dufrene, E. (2004). Retrieval of forest biophysical variables by inverting a 3-D radiative transfer model and using high and very high resolution imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 25(24), 5601-5616.
37. Gastellu-Etchegorry, J. P., Demarez, V., Pinel, V., & Zagolski, F. (1996). Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-D vegetation canopies. *Remote sensing of environment*, 58(2), 131-156.
38. Gastellu-Etchegorry, JP., Martin, E., & Gascon, F. (2004). DART: A 3D model for simulating satellite images and studying surface radiation budget. *Int. J. Remote Sens.*, 25(1), 73–96.
39. Gastellu-Etchegorry, J.-P. (2008). 3D modeling of satellite spectral images, radiation budget and energy budget of urban landscapes. *Meteorol. Atmos. Phys.* vol. 102, nos. 3/4, pp. 187–207.
40. Gastellu-Etchegorry, J. P., Yin, T., Lauret, N., Cajgfinger, T., Gregoire, T., Grau, E., ... & Malenovský, Z. (2015). Discrete Anisotropic Radiative Transfer (DART 5) for modeling airborne and satellite spectroradiometer and LIDAR acquisitions of natural and urban landscapes. *Remote Sensing*, 7(2), 1667-1701.
41. Gastellu-Etchegorry, J. P., Yin, T., Lauret, N., Grau, E., Rubio, J., Cook, B. D., ... & Sun, G. (2016). Simulation of satellite, airborne and terrestrial LiDAR with DART (I): Waveform simulation with quasi-Monte Carlo ray tracing. *Remote Sensing of Environment*, 184, 418-435.
42. Georges-Leroy, M., Bock, J., Dambrine, É., & Dupouey, J. L. (2011). Apport du lidar à la connaissance de l'histoire de l'occupation du sol en forêt de Haye. *ArcheoSciences. Revue d'archéométrie*, (35), 117-129.
43. Girardeau-Montaut, D. (2011). Cloudcompare-open source project. *OpenSource Project*.
44. Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2012). Digital image processing.
45. Gower, S. T., & Norman, J. M. (1991). Rapid estimation of leaf area index in conifer and broad-leaf plantations. *Ecology*, 72(5), 1896-1900.
46. Goyer, G. G., & Watson, R. (1963). The laser and its application to meteorology. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 44(9), 564-570.
47. Guillevic, P., & Gastellu-Etchegorry, J. P. (1999). Modeling BRF and radiation regime of boreal and tropical forest: II. PAR regime. *Remote Sensing of Environment*, 68(3), 317-340.
48. Guinard, S., Landrieu, L., & Vallet, B. (2017). Pré-segmentation pour la classification faiblement supervisée de scènes urbaines à partir de nuages de points 3D LIDAR.
49. Gupta, M. R., & Chen, Y. (2011). Theory and use of the EM algorithm. *Foundations and Trends® in Signal Processing*, 4(3), 223-296.

50. Hancock, S., Anderson, K., Disney, M., & Gaston, K. J. (2017). Measurement of fine-spatial-resolution 3D vegetation structure with airborne waveform lidar: Calibration and validation with voxelised terrestrial lidar. *Remote Sensing of Environment*, 188, 37-50.
51. Hancock, S., Armston, J., Li, Z., Gaulton, R., Lewis, P., Disney, M., ... & Gaston, K. J. (2015). Waveform lidar over vegetation: An evaluation of inversion methods for estimating return energy. *Remote Sensing of Environment*, 164, 208-224.
52. Hancock, S., Disney, M., Muller, J. P., Lewis, P., & Foster, M. (2011). A threshold insensitive method for locating the forest canopy top with waveform lidar. *Remote Sensing of Environment*, 115(12), 3286-3297.
53. Hodgson M. & Bresnahan P. (2004). Accuracy of Airborne Lidar-Derived Elevation: Empirical Assessment and Error Budget. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 70, 331- 340.
54. Hofton, M. A., Minster, J. B., & Blair, J. B. (2000). Decomposition of laser altimeter waveforms. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 38(4), 1989-1996.s
55. Holmgren J. & Persson A. (2004). Identifying species of individual trees using airborne laser scanner. *Remote Sensing of Environment*, 90(4), 415-423.
56. Hosgood, B., Jacquemoud, S., Andreoli, G., Verdebout, J., Pedrini, G., & Schmuck, G. (1995). Leaf optical properties experiment 93. *Joint Res. Center, Eur. Comm., Inst. Remote Sensing Ap*Jacquemoud, S., & Baret, F. (1990). PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra. *Remote sensing of environment*, 34(2), 75-91.
57. Hosoi, F., & Omasa, K. (2006). Voxel-based 3-D modeling of individual trees for estimating leaf area density using high-resolution portable scanning lidar. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 44(12), 3610-3618.
58. Houghton, R. A., Hall, F., & Goetz, S. J. (2009). Importance of biomass in the global carbon cycle. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 114(G2).
59. Huang, H., & Wynne, R. H. (2013). Simulation of lidar waveforms with a time-dependent radiosity algorithm. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 39(sup1), S126-S138.
60. Irvine-Fynn TDL, Barrand NE, Porter PR, Hodson AJ, Murray T (2011) Recent High-Arctic glacial sediment redistribution: A process perspective using airborne lidar. *Geomorphology* 125: 27-39.
61. Jacquemoud, S., & Baret, F. (1990). PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra. *Remote sensing of environment*, 34(2), 75-91.
62. Jaakkola, A.; Hyyppä, J.; Kukko, A.; Yu, X.; Kaartinen, H.; Lehtomäki, M.; Lin, Y. A low-cost multi-sensoral mobile mapping system and its feasibility for tree measurements. *ISPRS J. Photogramm* **2010**, 65, 514–522.
63. Jonckheere, I., Fleck, S., Nackaerts, K., Muys, B., Coppin, P., Weiss, M., & Baret, F. (2004). Review of methods for in situ leaf area index determination: Part I. Theories, sensors and hemispherical photography. *Agricultural and forest meteorology*, 121(1-2), 19-35.
64. Kallel A., & Nilson, T. (2013). Revisiting the vegetation hot spot modeling: Case of Poisson/Binomial leaf distributions. *Remote Sensing of Environment*, 130, 188–204
65. Kato, A., Moskal, L. M., Schiess, P., Swanson, M. E., Calhoun, D., & Stuetzle, W. (2009). Capturing tree crown formation through implicit surface reconstruction using airborne lidar data. *Remote Sensing of Environment*, 113(6), 1148-1162.
66. Ke, L. I. U., ZHOU, Q. B., WU, W. B., Tian, X. I. A., & TANG, H. J. (2016). Estimating the crop leaf area index using hyperspectral remote sensing. *Journal of integrative agriculture*, 15(2), 475-491.
67. Kenny, G. & Harrison, P. (1992). Thermal and moisture limits of grain maize in Europe: Model testing and sensitivity to climate change. *Clim. Res.*, 2(2), 113–129.
68. Kerr, Y. H., Waldteufel, P., Richaume, P., Wigneron, J. P., Ferrazzoli, P., Mahmoodi, A., ... & Leroux, D. (2012). The SMOS soil moisture retrieval algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5), 1384-1403.

69. Koetz, B., Sun, G., Morsdorf, F., Ranson, K. J., Kneubühler, M., Itten, K., & Allgöwer, B. (2007). Fusion of imaging spectrometer and LIDAR data over combined radiative transfer models for forest canopy characterization. *Remote Sensing of Environment*, 106(4), 449-459.
70. Koetz, B., Morsdorf, F., Sun, G., Ranson, K. J., Itten, K., & Allgower, B. (2006). Inversion of a lidar waveform model for forest biophysical parameter estimation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 3(1), 49-53.
71. Kutsch, W. L., Aubinet, M., Buchmann, N., Smith, P., Osborne, B., Eugster, W., ... & Ceschia, E. (2010). The net biome production of full crop rotations in Europe. *Agriculture, ecosystems & environment*, 139(3), 336-345.
72. Lahivaara, T., Seppanen, A., Kaipio, J. P., Vauhkonen, J., Korhonen, L., Tokola, T., & Maltamo, M. (2014). Bayesian approach to tree detection based on airborne laser scanning data. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 52(5), 2690-2699.
73. Lefsky, M. A., Cohen, W. B., Parker, G. G., & Harding, D. J. (2002). Lidar remote sensing for ecosystem studies: Lidar, an emerging remote sensing technology that directly measures the three-dimensional distribution of plant canopies, can accurately estimate vegetation structural attributes and should be of particular interest to forest, landscape, and global ecologists. *AIBS Bulletin*, 52(1), 19-30.
74. Lefsky, M. A., Cohen, W. B., Harding, D. J., Parker, G. G., Acker, S. A., & Gower, S. T. (2002). Lidar remote sensing of above-ground biomass in three biomes. *Global ecology and biogeography*, 11(5), 393-399.
75. Lefsky, M.A., Harding, D. J., Keller, M., Cohen, W. B., Carabajal, C. C., Del Bom Espirito-Santo, F., ... & de Oliveira, R. (2005). Estimates of forest canopy height and aboveground biomass using ICESat. *Geophysical research letters*, 32(22).
76. Le Toan, T., Quegan, S., Davidson, M. W. J., Balzter, H., Paillou, P., Papathanassiou, K., ... & Ulander, L. (2011). The BIOMASS mission: Mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle. *Remote sensing of environment*, 115(11), 2850-2860.
77. Lewis, P., & Muller, J. P. (1993). The Advanced Radiometric Ray Tracer: ARARAT for plant canopy reflectance simulation. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 29, 26-26.
78. Li, X.W., Strahler, A.H. & Woodcock, C.E. (1995). A hybrid geometric optical-radiative transfer approach for modeling albedo and directional reflectance of discontinuous canopies. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 33(2) :466–480. ISSN 0196-2892. 124.
79. Li, X., & Strahler, A. H. (1992). Geometric-optical bidirectional reflectance modeling of the discrete crown vegetation canopy: Effect of crown shape and mutual shadowing. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2), 276-292.
80. Li, W., Niu, Z., Huang, N., Wang, C., Gao, S., & Wu, C. (2015). Airborne LiDAR technique for estimating biomass components of maize: A case study in Zhangye City, Northwest China. *Ecological indicators*, 57, 486-496.
81. Lin, Y.; Hyypä, J.; Jaakkola, A. Mini-UAV-borne LIDAR for fine-scale mapping. *IEEE Geosci. Remote S* **2011**, 8, 426–430.
82. Luo, S., Chen, J. M., Wang, C., Xi, X., Zeng, H., Peng, D., & Li, D. (2016). Effects of LiDAR point density, sampling size and height threshold on estimation accuracy of crop biophysical parameters. *Optics express*, 24(11), 11578-11593.
83. Ma, H., Song, J., Wang, J., Xiao, Z., & Fu, Z. (2014). Improvement of spatially continuous forest LAI retrieval by integration of discrete airborne LiDAR and remote sensing multi-angle optical data. *Agricultural and forest meteorology*, 189, 60-70.
84. Mallet C. & Bretar F. (2007). Le lidar topographique à retour d'onde complète: état de l'art Full waveform topographic lidar: state-of-the-art. *Traitement du signal*, 24(6), 385-409.
85. McBratney, A. B., Santos, M. M. & Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, 117(1),3–52.

86. Meier, U. (2001). Stades phénologiques des mono-et dicotylédones cultivées. *Centre Fédéral de Recherches Biologiques pour l'Agriculture et les Forêts*.
87. Miller, M. E., Lefsky, M., & Pang, Y. (2011). Optimization of Geoscience Laser Altimeter System waveform metrics to support vegetation measurements. *Remote Sensing of Environment*, 115(2), 298-305.
88. Mitchard, E. T., Saatchi, S. S., White, L., Abernethy, K., Jeffery, K. J., Lewis, S. L., ... & Meir, P. (2012). Mapping tropical forest biomass with radar and spaceborne LiDAR in Lopé National Park, Gabon: overcoming problems of high biomass and persistent cloud. *Biogeosciences*, 9(1), 179-191.
89. Mkaouar, A., Kallel, A., Guidara, R., & Rabah, Z. B. (2018, March). Detection of forest strata volume using LiDAR data. In *Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), 2018 4th International Conference on* (pp. 1-6). IEEE.
90. Monsi, M., & Saeki, T. (2005). On the factor light in plant communities and its importance for matter production. *Annals of Botany*, 95(3), 549.
91. Morsdorf, F., Kötz, B., Meier, E., Itten, K. I., & Allgöwer, B. (2006). Estimation of LAI and fractional cover from small footprint airborne laser scanning data based on gap fraction. *Remote Sensing of Environment*, 104(1), 50-61.
92. Morsdorf, F., Meier, E., Kötz, B., Itten, K. I., Dobberty, M., & Allgöwer, B. (2004). LIDAR-based geometric reconstruction of boreal type forest stands at single tree level for forest and wildland fire management. *Remote Sensing of Environment*, 92(3), 353-362.
93. Moussavi, M.S., Abdalati, W., Scambos, T. & Neuenschwander, A. (2014). Applicability of an automatic surface detection approach to micropulse photon-counting LiDAR altimetry data : implications for canopy height retrieval from future ICESat-2 data. *International Journal of remote sensing*, 35(13), 5263-5279.
94. Myneni, R. B., Ramakrishna, R., Nemani, R., & Running, S. W. (1997). Estimation of global leaf area index and absorbed PAR using radiative transfer models. *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*, 35(6), 1380-1393.
95. Ni-Meister, W., Jupp, D. L., & Dubayah, R. (2001). Modeling lidar waveforms in heterogeneous and discrete canopies. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 39(9), 1943-1958.
96. Nie, S., Wang, C., Dong, P., & Xi, X. (2016). Estimating leaf area index of maize using airborne full-waveform lidar data. *Remote Sensing Letters*, 7(2), 111-120.
97. Nilson, T. (1971). A theoretical analysis of the frequency of gaps in plant stands. *Agricultural meteorology*, 8, 25-38.
98. Nilson, T. (1999). Inversion of gap frequency data in forest stands. *Agricultural and Forest Meteorology*, 98, 437-448.
99. North, P. R. J., Rosette, J. A. B., Suárez, J. C., & Los, S. O. (2010). A Monte Carlo radiative transfer model of satellite waveform LiDAR. *International Journal of Remote Sensing*, 31(5), 1343-1358.
100. North, P. R. (1996). Three-dimensional forest light interaction model using a Monte Carlo method. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 34(4), 946-956.
101. Perron, J. T., Kirchner, J. W., & Dietrich, W. E. (2009). Formation of evenly spaced ridges and valleys. *Nature*, 460(7254), 502.
102. Qin, W., and Gerstl, S.A.W. 2000. 3-D scene modeling of semidesert vegetation cover and its radiation regime. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 74, No. 1, pp. 145-162. doi: 10.1016/S0034- 4257(00)00129-2.

103. Qin, H., Wang, C., Xi, X., Tian, J., & Zhou, G. (2017). Simulating the Effects of the Airborne Lidar Scanning Angle, Flying Altitude, and Pulse Density for Forest Foliage Profile Retrieval. *Applied Sciences*, 7(7), 712.
104. Roncat, A., Briese, C., Jansa, J., & Pfeifer, N. (2014). Radiometrically calibrated features of full-waveform lidar point clouds based on statistical moments. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(2), 549-553.
105. Sankey, T., Donager, J., McVay, J., & Sankey, J. B. (2017). UAV lidar and hyperspectral fusion for forest monitoring in the southwestern USA. *Remote Sensing of Environment*, 195, 30-43.
106. Schneider, F. D., Leiterer, R., Morsdorf, F., Gastellu-Etchegorry, J. P., Lauret, N., Pfeifer, N., & Schaepman, M. E. (2014). Simulating imaging spectrometer data: 3D forest modeling based on LiDAR and in situ data. *Remote Sensing of Environment*, 152, 235-250.
107. Sericola, B. (2013). *Chaînes de Markov: théorie, algorithmes et applications* (p. 389). Lavoisier.
108. Sexton, J. O., Bax, T., Siqueira, P., Swenson, J. J., & Hensley, S. (2009). A comparison of lidar, radar, and field measurements of canopy height in pine and hardwood forests of southeastern North America. *Forest Ecology and Management*, 257(3), 1136-1147.
109. Shang, X., & Chazette, P. (2014). Interest of a full-waveform flown UV lidar to derive forest vertical structures and aboveground carbon. *Forests*, 5(6), 1454-1480.
110. Takeda, T., Oguma, H., Sano, T., Yone, Y., & Fujinuma, Y. (2008). Estimating the plant area density of a Japanese larch (*Larix kaempferi* Sarg.) plantation using a ground-based laser scanner. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148(3), 428-438.
111. Tang, H., Brolly, M., Zhao, F., Strahler, A. H., Schaaf, C. L., Ganguly, S., ... & Dubayah, R. (2014). Deriving and validating Leaf Area Index (LAI) at multiple spatial scales through lidar remote sensing: A case study in Sierra National Forest, CA. *Remote Sensing of Environment*, 143, 131-141.
112. Thornton, D. A., Redmill, K., & Coifman, B. (2014). Automated parking surveys from a LIDAR equipped vehicle. *Transportation research part C: emerging technologies*, 39, 23-35.
113. Tilly, N., Hoffmeister, D., Cao, Q., Huang, S., Lenz-Wiedemann, V., Miao, Y., & Bareth, G. (2014). Multitemporal crop surface models: accurate plant height measurement and biomass estimation with terrestrial laser scanning in paddy rice. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8(1), 083671.
114. Van der Tol, C., Verhoef, W., Timmermans, J., Verhoef, A., & Su, Z. (2009). An integrated model of soil-canopy spectral radiances, photosynthesis, fluorescence, temperature and energy balance. *Biogeosciences*, 6(12), 3109-3129.
115. Van-Wierts, S., Bernatchez, P., & Larouche, C. (2017). Suivi topographique côtier au moyen d'un système LiDAR mobile terrestre: exemple d'une recharge sédimentaire de plage. *GEOMATICA*, 71(4), 194-212.
116. Wang, Y., Hyypä, J., Liang, X., Kaartinen, H., Yu, X., Lindberg, E., ... & Torabzadeh, H. (2016). International benchmarking of the individual tree detection methods for modeling 3-D canopy structure for silviculture and forest ecology using airborne laser scanning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(9), 5011-5027.
117. Wagner, W., Ullrich, A., Ducic, V., Melzer, T., & Studnicka, N. (2006). Gaussian decomposition and calibration of a novel small-footprint full-waveform digitising airborne laser scanner. *ISPRS journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 60(2), 100-112.
118. Webster, R. (2000). Is soil variation random?. *Geoderma*, 97(3), 49-163.
119. Wehr, A., & Lohr, U. (1999). Airborne laser scanning—an introduction and overview. *Journal of photogrammetry and remote sensing*, 54(2-3), 68-82.

120. Widlowski, J. L., Taberner, M., Pinty, B., Bruniquel-Pinel, V., Disney, M., Fernandes, R., ... & Leblanc, S. (2007). Third Radiation Transfer Model Intercomparison (RAMI) exercise: Documenting progress in canopy reflectance models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 112(D9).r
121. Widlowski, J. L., Mio, C., Disney, M., Adams, J., Andredakis, I., Atzberger, C., ... & Colombo, R. (2015). The fourth phase of the radiative transfer model intercomparison (RAMI) exercise: Actual canopy scenarios and conformity testing. *Remote Sensing of Environment*, 169, 418-437.
122. Wildmann, N., Kigle, S., Hagen, M., & Gerz, T. (2017, December). Characterizing a Wind Energy Converter's Wake in distinct ABL Conditions by means of Long-Range Lidar Measurements in the Context of the Perdigão 2017 Experiment. In AGU Fall Meeting Abstracts.
123. Xing, Y., de Gier, A., Zhang, J., & Wang, L. (2010). An improved method for estimating forest canopy height using ICESat-GLAS full waveform data over sloping terrain: A case study in Changbai mountains, China. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 12(5), 385-392.
124. Yang, W., Ni-Meister, W., & Lee, S. (2011). Assessment of the impacts of surface topography, off-nadir pointing and vegetation structure on vegetation lidar waveforms using an extended geometric optical and radiative transfer model. *Remote Sensing of Environment*, 115(11), 2810-2822.
125. Yin, T., Gastellu-Etchegorry, J. P., Grau, E., Lauret, N., & Rubio, J. (2013, July). Simulating satellite waveform Lidar with DART model. In Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2013 IEEE International (pp. 3029-3032). IEEE.
126. Yin, T., Qi, J., Gastellu-Etchegorry, J. P., Wei, S., Cook, Morton, D.C. Gaussian decomposition of LiDAR waveform data simulated by DART. Submitted to IGARSS 2018.
127. Zhang, L., & Grift, T. E. (2012). A LIDAR-based crop height measurement system for *Miscanthus giganteus*. *Computers and electronics in agriculture*, 85, 70-76.
128. ZHao X, S. Liang et al. (2013). The Global Land Surface Satellite (GLASS) Remote Sensing Data Processing system and Products. *Remote Sensing* 5(5):2436-2450.
129. Zwally H.J., Schutz B., Abdalati W., Abshire J., Bentley C., Brenner A., Bufton J., Dezio J., Hancock D., Harding D., Herring T., Minster B., Quin, K., Palm S., Spinhirne J. and Thomas, R. (2002). ICESat's laser measurements of polar ice, atmosphere, ocean, and land. *Journal of Geodynamics* 34 (3-4), pp. 405–445.



Inversion des formes d'ondes LiDAR pour l'estimation des caractéristiques des cultures et des forêts par des techniques probabilistes et variationnelles

SAHAR BEN HMIDA

Résumé

L'utilisation du LiDAR en télédétection permet une description précise de l'architecture du couvert végétal. L'objet de cette thèse est le développement des approches d'inversion de mesures LiDAR à l'aide d'une modélisation physique et statistique du signal dans le but d'estimer des propriétés biophysiques de cultures dominantes (blé, maïs) du Sud-Ouest de la France et d'un couvert forestier en Chine. Le travail a tout d'abord porté sur l'estimation du LAI et la hauteur des cultures par inversion de formes d'onde LiDAR à faible empreinte. Une base de données de simulations de formes d'onde réalistes des cultures est réalisée à l'aide du modèle de transfert radiatif (MTR) DART. L'inversion consiste à utiliser la technique de table de correspondance qui consiste à chercher la simulation la plus proche de l'observation réelle. Le travail a ensuite porté sur l'estimation du profil de LAI des arbres de la forêt. Une approche variationnelle d'estimation du profil de LAI par inversion de formes d'ondes est proposée. Elle repose sur un MTR simplifié et une technique de lissage du profil de LAI s'appuyant sur les chaînes de Markov. La formulation bayésienne du problème, nous amène à une fonction de coût non-linéaire. Elle est minimisée à l'aide d'une nouvelle technique de gradient multi-échelle. Les approches développées montrent bien leurs performances en les appliquant sur des données réelles de cultures (maïs et blé) et de milieu forestier.

Abstract

The use of LiDAR in remote sensing allows a precise description of the vegetation cover architecture. The aim of this thesis is the development of LiDAR data inversion approaches using physical and statistical signal modeling in order to estimate the biophysical properties of dominant crops (wheat, maize) of the South-West of France and a forest cover in China. The work firstly focused on estimating LAI and crop height by small footprint LiDAR waveforms inversion. A realistic crop waveform simulations database is performed using the Radiative Transfer Model (MTR) DART. The inversion consists in using the Look up Table technique which consists of looking for the closest simulation to the actual observation. The second inversion approach focused on LAI profile estimation of the forest trees. A variational approach to estimate LAI by waveform inversion is proposed. It relies on a simplified MTR and LAI profile smoothing technique based on Markov chains. The Bayesian formulation of the problem leads us to a non-linear cost function. It is minimized using a new multi-scale gradient technique. The developed approaches show clearly their performance by applying them to real crop data (corn and wheat) and forest.

Mots clés: LiDAR, couvert végétal, propriétés biophysiques, DART, inversion, formes d'onde, LUT, LAI.

Key-words: LiDAR, vegetation cover, biophysical properties, DART, inversion, waveform, LUT, LAI.