

JONATHAN BOUDREAU

**BIOMASSE FORESTIÈRE AÉRIENNE RÉGIONALE
AU QUÉBEC À PARTIR D'UN LIDAR AÉRIEN ET
SPATIAL**

Mémoire présenté
à la Faculté des études supérieures de l'Université Laval
dans le cadre du programme de maîtrise en sciences forestières
pour l'obtention du grade de Maître ès sciences (M. Sc.)

DÉPARTEMENT DES SCIENCES DU BOIS ET DE LA FORêt
FACULTÉ DE FORESTERIE, DE GÉOGRAPHIE ET DE GÉOMATIQUE
UNIVERSITÉ LAVAL
QUÉBEC

2009

Résumé

La télédétection satellitaire offre de nouvelles promesses pour le suivi à grande échelle de territoires reculés, mais les capteurs multispectraux généralement utilisés pour ce type d'étude n'offrent pas une information suffisamment détaillée. Les capteurs lidar apportent une nouvelle vision des écosystèmes forestiers, par leur capacité à mesurer directement la structure verticale des éléments recouvrant le sol. Une méthode tirant avantage de ce type de données a été développée pour permettre de répondre à la problématique du suivi de la biomasse aérienne des écosystèmes forestiers du Québec, qui couvrent une superficie de 1.3 M Km². Des équations allométriques permettent d'estimer la biomasse aérienne sèche pour l'ensemble des arbres d'une placette d'inventaire et le contenu en carbone équivaut à 50% de cette biomasse. À l'aide de données provenant d'un capteur lidar profileur aérien, une équation générique permettant d'estimer la biomasse de ces placettes a été développée ($R^2 = 0.65$, $n=207$). Puis, en utilisant une carte de couverture du sol Landsat ETM+ et une carte des zones de végétation, des équations ont aussi été développées pour des strates représentant trois types de couverts forestiers répartis dans trois grandes zones de végétation (R^2 variant de 0.51 à 0.79). Le système lidar aérien a aussi survolé quatre portions d'orbite du Geoscience Laser Altimetry System (GLAS), à bord du satellite ICESat. Les données de ces orbites du GLAS et d'un modèle numérique d'élévation SRTM ont été utilisées pour développer une équation permettant de prédire la biomasse aérienne sèche estimée par le lidar aérien ($R^2 = 0.59$, $n=1325$). Les résultats obtenus de cette régression nous ont permis d'utiliser les 104 044 impulsions lidar de GLAS disponibles pour la zone d'étude pour estimer la biomasse aérienne sèche totale tant pour les principales zones de végétation que pour la zone d'étude en entier. Pour la zone d'étude, la biomasse est en moyenne de 39.0 ± 2.2 (erreur type) Mg ha⁻¹ pour un total de 4.9 ± 0.3 Pg et sa distribution parmi les zones de végétation principales au Québec est 12.6% feuillus nordiques, 12.6% mélangés nordiques, 38.4% boréale commerciale, 13% boréale non-commerciale, 14.2% taïga, et 9.2% toundra arborée. Les forêts non-commerciales représentent 36% de la biomasse aérienne estimée alors que les forêts boréales représentent 51% de cette biomasse.

Abstract

A method to estimate aboveground dry biomass of Quebec's forest ecosystems was developed using data from a spaceborn lidar. The study area covers the portion of the province south of the treeline, an area of 1.3 M Km². Biomass was first estimated for ground inventory plots using allometric equations. A small footprint laser profiler then flew over these inventory plots to develop a generic airborne lidar-based biomass equation ($R^2 = 0.65$, $n=207$). As well, the Landsat ETM+ land cover map and the vegetation zone maps were used to develop stratified equations (R^2 ranging between 0.51 and 0.79). The same airborne lidar system flew along four portions of orbits of the ICESat Geoscience Laser Altimeter System (GLAS). An equation was developed to predict airborne profiling lidar estimates of aboveground dry biomass from GLAS data and from the SRTM digital elevation model ($R^2 = 0.59$, $n=1325$). These results allowed us to use the 104,044 GLAS pulses available over the study area to estimate the total aboveground dry biomass for the main vegetation areas of Quebec as well as for the entire study area. Biomass for the entire study area averaged 39.0 ± 2.2 (standard error) Mg ha⁻¹ and totalled 4.9 ± 0.3 Pg with 36% of this biomass located in non-commercial forests and 51% located in the boreal forest (both commercial and non-commercial).

Avant-Propos

Je tiens d'abord à remercier Hank A. Margolis, mon directeur de maîtrise et professeur titulaire à l'Université Laval, pour m'avoir donné l'occasion de travailler sur ce projet et pour m'avoir aidé et orienté tout au long du parcours. Je veux aussi remercier André Beaudoin, co-directeur de maîtrise et chercheur au Service canadien des Forêts, qui m'a appuyé dans ma démarche. Je tiens également à exprimer ma reconnaissance à Ross F. Nelson, chercheur au *Goddard Space Flight Centre* de la NASA, qui m'a accordé une grande confiance dans toutes les étapes de la réalisation du projet de recherche. Ils ont tous su coordonner leurs efforts pour me permettre de réaliser ce projet. Les travaux de ce projet ont d'ailleurs menés à la publication d'un article dans *Remote Sensing of Environment*. Cet article est présenté au chapitre 2 du présent mémoire.

De plus, je souhaite remercier Luc Guindon, Philippe Villemaire, Stephen Côté et Guy Simard du Centre de foresterie des Laurentides, qui m'ont offert un support technique et m'ont encouragé tout au long de la réalisation de ce projet. Il ne faut pas oublier Guoqing Sun et Daniel S. Kimes, du Goddard Space Flight Centre de la NASA. Le premier a procédé aux prétraitements des données GLAS et m'a partagé ses connaissances pour bien utiliser ces données alors que le second m'a fait bénéficier de sa grande expérience en recherche. Merci également à Guillaume Drolet, avec qui j'ai énormément échangé lors de nos longues heures de route.

Cette étude n'aurait pas pu être réalisée sans le support financier du *Carbon Cycle Science Program* de la NASA, du Conseil de recherche en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG), de la Fondation canadienne pour les sciences du climat et de l'atmosphère (FCSCA), et du Service canadien des forêts (SCF). Il faut également souligner le support offert pour des voyages entre Québec et NASA-Goddard par *UMBC-GEST Program*. Les placettes d'inventaires provinciales ont été acquises par le programme d'inventaire forestier du MRNFQ, qui a partagé ce jeu de donnée de grande valeur via le projet ECOLEAP.

*À Valérie, pour ton support et ta complicité; et à
Elliot et Florence, pour vos sourires quotidiens.*

Table des matières

Résumé.....	i
Abstract	ii
Avant-Propos	iii
Table des matières.....	v
Liste des tableaux.....	vii
Liste des figures	viii
Liste des abréviations.....	ix
Liste des abréviations.....	ix
 INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
Bibliographie.....	4
 CHAPITRE 1 – REVUE DE LITTÉRATURE	5
1. La télédétection lidar.....	7
2. Types de capteurs et de mesures lidar.....	11
3. Les applications du lidar	14
4. Le lidar en milieu forestier.....	18
5. Les lidars spatiaux.....	20
6. Problématique de recherche.....	22
7. Bibliographie.....	27
 CHAPITRE 2 – REGIONAL ABOVEGROUD FOREST BIOMASS USING AIRBORNE AND SPACEBORNE LIDAR IN QUEBEC.....	32
Abstract	35
1. Introduction.....	36
2. Data	39
2.1. ICESat GLAS laser altimetry data	39
2.2. Airborne laser profiler data	42
2.3. Forest inventory plot data	44
2.4. Landsat-7 ETM+ land cover map	47
2.5. Vegetation zone map.....	48
2.6. SRTM digital elevation model.....	49
3. Methods.....	50
3.1. Developing airborne lidar biomass estimates	50
3.2. Relating PALS biomass estimates to GLAS waveform parameters	52
3.3. Extrapolating GLAS biomass estimates to the study area	56
4. Results.....	57
4.1. Ground plots to PALS.....	57
4.2. PALS to GLAS	60
4.3. Extrapolating biomass estimates to the study area.....	60
5. Discussion	68
5.1. Linking ground plots, PALS and GLAS	68
5.2. Extrapolation to larger spatial scales	70

5.3. Detecting changes in biomass over time.....	72
5.4. Comparing biomass estimates to other data sources.....	72
5.5. Timing of data acquisitions.....	73
5.6. Accessory data sets	74
5.7. Future sensor development	74
6. Conclusions.....	75
Acknowledgments.....	75
References.....	76
Appendix	81
 CONCLUSION GÉNÉRALE.....	88
Sommaire des résultats.....	88
Pertinence de l'étude pour l'étude du cycle du carbone et la télédétection terrestre	89
Analyse des erreurs	89
Opportunités de recherches futures dans ce domaine d'étude	91

Liste des tableaux

CHAPITRE 2

Table 1. Description of ground inventory plots for each ground plot study area.	46
Table 2. The stratified and the generic regression equations for PALS biomass based on regressions between biomass derived from ground inventory plots and PALS data acquired over these plots.....	58
Table 3. Regressions between GLAS height and PALS height after the application of different filters.....	59
Table 4. Preliminary and final GLAS estimates of aboveground dry biomass and their standard errors for the major vegetation areas and for the entire Province of Québec south of the treeline.....	63
Table 5. GLAS estimates of aboveground dry biomass ($Mg\ ha^{-1}$), standard errors, and the number of GLAS orbits intercepting each stratum (n), by vegetation zone, for all EOSD forested land cover classes.	64
Table 6. GLAS estimates of mean aboveground dry biomass and their standard errors for commercial and non-commercial forested areas and for the entire Province south of treeline as well as comparison with other sources in the literature.....	66

Liste des figures

CHAPITRE 1

Figure 1 – Courbes de réflexion qui démontrent les signatures spectrales de deux types d'arbres	8
Figure 2 – Principe de base des mesures par lidar aérien.	10
Figure 3 – Décomposition du signal lidar lors de la mesure de surfaces complexes.....	12
Figure 4 – Emplacement des parcelles d'inventaires disponibles à travers le Canada.	26

CHAPITRE 2

Figure 1. A typical waveform profile for a GLAS shot over dense conifer in Québec's boreal forest showing some of the different measurements derived from the waveform.	41
Figure 2. A PALS profile over the GLAS footprint shown in Figure 1.	43
Figure 3. Overview of the study area.....	44
Figure 4. Representation of the GLAS footprints on the ground with intersection of the PALS flight lines.....	50
Figure 5. Quadratic mean height (h_{qa}) derived from the airborne lidar (PALS) vs. ground measured biomass for 207 field plots located in seven different regions of Québec....	52
Figure 6. Biomass estimated using PALS-ground equations for GLAS pulses sampled by PALS versus biomass estimates for the same pulses developed from the regression using the GLAS and SRTM parameters.	55
Figure 7. Map of aboveground dry biomass for the Province of Québec.....	67

Liste des abréviations

CALIOP	Cloud aerosol lidar with orthogonal polarization
CCD	Charge-coupled device
CDGPS	Canada-wide dGPS service
CFS	Canadian forest service
CVM	Canopy volume method
DBH	Diameter at breast height
DEM	Digital elevation model
dGPS	Differential GPS
DHP	Diamètre à hauteur de poitrine
DIAL	Differential absorption lidar
ECOLEAP	Extended collaboration to link ecophysiology and forest productivity
ECM	Enhancement classification methodology
EOSD	Earth observation for sustainable development
ETM	Enhanced thematic mapper
GEIC	Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat
GIS	Geographic information system
GLAS	Geoscience laser altimeter system
GPS	Global positioning system
ICAO	International civil aviation organization
ICESat	Ice, cloud and land elevation satellite
IDL	Interactive data language
InSAR	Interferometric synthetic aperture radar
LFC	Laurentian forestry centre
LIDAR	Light detection and ranging
LITE	Laser in-space technology
LVIS	Laser vegetation imaging sensor
MNS	Modèle numérique de surface
MNT	Modèle numérique de terrain
MODIS	Moderate resolution imaging spectroradiometer
MOLA	Mars observer laser altimeter
MRNFQ	Ministère des ressources naturelles et de la faune du Québec
NASA	National aeronautics and space administration
NCEP	National center for environmental prediction
NHM	Northern hardwood-mixedwood
OTDD	Observation de la terre pour le développement durable
PALS	Portable airborne laser system
RMSE	Root mean square error
SLA	Shuttle laser altimeter
SLICER	Scanning lidar imager of canopies by echo recovery
SRTM	Shuttle radar topographic mission
TSP	Temporary sample plot
UMI	Unité de mesure inertie
VCL	Vegetation canopy lidar
WAAS	Wide area augmentation system

INTRODUCTION GÉNÉRALE

L'observation de la terre à l'aide de satellites, la télédétection, est une science qui a connu ses débuts il y a déjà plus de 50 ans, alors que le satellite américain Vanguard 1 effectuait la première mesure de densité de la haute atmosphère (Tatem *et al.*, 2008). Depuis cette époque, les satellites d'observation de la terre ont constamment évolué, permettant d'obtenir de meilleures résolutions spatiales, spectrales ou temporelles selon les besoins à combler. La cartographie à grande échelle et de manière répétée de régions difficilement explorables a été rendue possible. Cette nouvelle science a permis d'obtenir une vision nouvelle de notre planète et de notre environnement en fournissant de l'information sur la végétation, les sols, les roches et les minéraux, l'eau, les infrastructures urbaines et même sur l'atmosphère (Jensen, 2005). De telles informations peuvent contribuer au suivi de changements d'utilisation du sol, à l'estimation de populations, de même qu'à la modélisation de la biologie des écosystèmes, de différents aspects du cycle de l'eau, de la variabilité du climat, de la chimie atmosphérique, des caractéristiques géologiques de la terre et du cycle global du carbone (Paylor *et al.*, 1999). Cette dernière application est rendue possible grâce à la forte relation qui existe entre la biomasse aérienne de la végétation et des paramètres de la végétation pouvant être évalués par télédétection. Or, le contenu en carbone de la végétation vivante équivaut à 50% de sa biomasse sèche. Le principal paramètre permettant de modéliser la biomasse est le diamètre à hauteur de poitrine (DHP) des arbres, une variable qui est difficilement mesurable par télédétection, mais qui est bien corrélée à la hauteur des arbres pour de grands peuplements (Nelson *et al.*, 2003).

Embarquant d'abord des capteurs passifs, certains satellites de télédétection sont maintenant équipés de capteurs actifs qui captent le retour d'onde d'un signal émis par un instrument à bord du satellite. Parmi les capteurs actifs, on retrouve les capteurs lidar (Light Detection and Ranging). Plus mature techniquement que le SAR (Synthetic Aperture Radar), le lidar offre des données d'un potentiel énorme pour caractériser la structure verticale de la végétation sur un grand territoire (Lefsky *et al.*, 2002; Reutelbuch *et al.*, 2005). Depuis 2002, le système GLAS (Geoscience Laser Altimeter System) à bord du satellite ICESat (Ice, Cloud and land Elevation Satellite), fournit des données lidar qui

permettent de décrire la structure verticale de la canopée (Harding et Carabajal, 2005). Plusieurs études montrent que les données fournies par GLAS ont un fort potentiel pour modéliser la biomasse aérienne sèche de la végétation pour des territoires d'une superficie limitée à quelques placettes échantillons d'un écosystème donné (Lefsky *et al.*, 2002; Lefsky *et al.*, 2005; Ranson *et al.*, 2007). Toutefois, aucune de ces études n'a démontré le potentiel des données GLAS à modéliser la variabilité de la biomasse pour de vastes territoires. Ce projet vise à faire une telle démonstration.

Le premier chapitre de ce mémoire présente l'état actuel des connaissances retrouvées dans la littérature, sur les sujets abordés dans cette recherche. Les principes de base de la télédétection lidar y sont abordés, de même que les types de capteurs existants et les mesures qu'ils génèrent. Un portrait des différentes applications du lidar est ensuite présenté avec un accent particulier sur les applications en milieu forestier. Puis, l'historique des capteurs lidar montés à bord d'engins spatiaux est exposé. Enfin, la problématique de recherche est mise en contexte et définie.

Le second chapitre présente un article publié en 2008 dans la revue scientifique *Remote Sensing of Environment*. L'article intitulé « *Regional aboveground forest biomass using airborne and spaceborne lidar* » présente une étude englobant le projet de recherche relatif au présent mémoire. Il présente d'abord une introduction permettant de mettre en contexte l'étude. Les données utilisées y sont ensuite présentées suivi d'une description détaillée de la méthodologie utilisée. Puis, les résultats sont présentés pour être ensuite analysés. Vient ensuite une discussion critique portant à la fois sur les données, la méthodologie et les résultats obtenus.

Mon implication dans ce projet a d'abord été de procéder au traitement de l'ensemble des données lidar utilisées et de les intégrer avec le modèle numérique d'élévation SRTM et avec les données fournies par Luc Guindon et André Beaudoin du Centre de Foresterie des Laurentides, soient; les données d'inventaire forestier, la carte de couverture du sol Landsat-7 ETM+, et la carte des zones de végétation. Les équations pour l'estimation de la biomasse par lidar aérien ont ensuite été développées par Ross F. Nelson du *Goddard Space Flight Center* de la NASA. Puis j'ai utilisé les équations obtenues pour relier les estimations de biomasse par lidar aérien aux paramètres des données GLAS. Puis, j'ai

développé un algorithme permettant d'extrapoler les estimations de biomasse GLAS à la zone d'étude en entier. Cet algorithme est basé sur les équations développées par Ross F. Nelson et présentées en annexe de l'article. Enfin, j'ai participé à la rédaction de l'article en tant que premier auteur.

Bibliographie

- Harding, D.J., & Carabajal, C.C. (2005). ICESat waveform measurements of within-footprint topographic relief and vegetation vertical structure. *Geophysical Research Letters*, 32, L21S10.
- Jensen, J.R. (2005). Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective, Prentice Hall, 526p.
- Lefsky, M.A., Cohen, W.B., Parker, G.G., & Harding, D.J. (2002). Lidar remote sensing for ecosystem studies. *BioScience*, 52, 1, 19-30.
- Lefsky, M.A., Harding, D.J., Keller, M., Cohen, W.B., Carabajal, C.C., Del Bom Espírito-Santo, F., Hunter, M.O., & de Oliveira Jr., R., (2005). Estimates of forest canopy height and aboveground biomass using ICESat. *Geophysical Research Letters*, 32, L22S02.
- Nelson, R., Valenti, M.A., Short, A., & Keller C. (2003). A multiple resource inventory of Delaware using airborne laser data. *BioScience*, 53(10), 981-992.
- Paylor, E.D., Kaye, J.A., Johnson, A.R., & Maynard, N.G. (1999). Earth Science Enterprise : Science and Technology for Society, *Earth Observation Magazine*, 8(3), 8-12.
- Ranson, K.J., Kimes, D., Sun, G., Nelson, R., Kharuk, V., & Montesano, P. (2007). Using MODIS and GLAS data to develop timber volume estimates in central Siberia. Proceedings, International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2007. Barcelona, Spain. 2306-2309. DOI: 10.1109/IGARSS.2007.4423302.
- Reutebuch, S.E., Andersen, H.-E., & McGaughey, R. J. (2005). Light detection and ranging (LIDAR): An emerging tool for multiple resource inventory. *Journal of Forestry*, 103, 286-292.
- Tatem, A.J., Goetz, S.J., & Hay, S.I. (2008). Fifty Years of Earth-observation Satellites, *American Scientist*, 96, 390-398.

CHAPITRE 1 – REVUE DE LITTÉRATURE

« La constance dans l'effort est le levier du succès »

-Gilbert Lavigne

1. La télédétection lidar

La télédétection permet d'effectuer à distance des mesures permettant de qualifier et de quantifier des phénomènes physiques. Sa définition officielle, selon l'Office Québécois de la Langue Française (2006), est l'ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer, au moyen de mesures effectuées à distance, les caractéristiques physiques et biologiques des phénomènes. Les capteurs de télédétection acquièrent des données sur la façon dont l'énergie électromagnétique est réfléchie sur les différents éléments terrestres mesurés, la lumière visible n'étant qu'une des multiples formes que l'énergie électromagnétique peut prendre (Lillesand et Kieffer, 1994). Certains corps absorbent beaucoup certaines portions du rayonnement électromagnétique qu'elles reçoivent, alors que d'autres corps la réfléchissent en partie ou en totalité (Figure 1). Dans tous les cas, le rayonnement reçu, ou rayonnement incident, sera égal à la somme des rayonnements réfléchis, absorbés et transmis (Bonn et Rochon, 1992). En utilisant cette connaissance des longueurs d'ondes correspondant aux fenêtres d'absorption et les pics de réflexion des éléments caractérisant l'occupation du sol, les capteurs passifs multi-bandes, aussi désigné capteurs multi-spectraux, permettent d'obtenir des classifications détaillées.

Bien que le Soleil soit habituellement la source du rayonnement électromagnétique, certains instruments émettent artificiellement de l'énergie vers une cible qui en réfléchit une portion vers l'instrument qui agit alors comme capteur pour la mesurer. Il s'agit des capteurs actifs, parmi lesquels on retrouve les radiomètres hyperfréquences actifs, le radar latéral, le fluoromètre et le lidar (Bonn et Rochon, 1992).

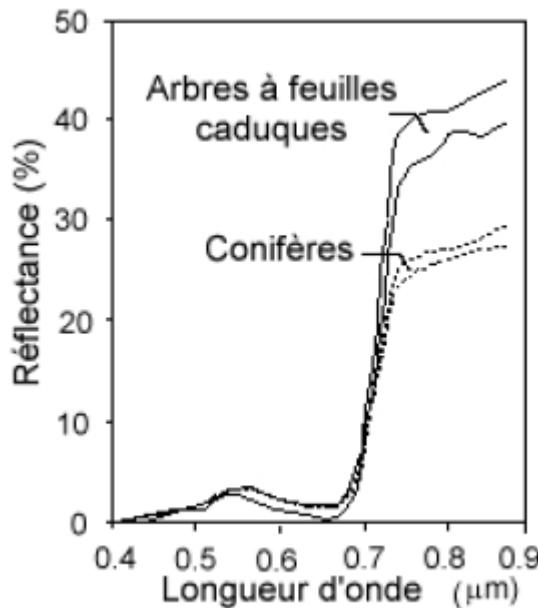


Figure 1 – Courbes de réflexion qui démontrent les signatures spectrales de deux types d'arbres. La réflectance est le rapport entre l'énergie réfléchie et l'énergie incidente. (Centre Canadien de télédétection, 2007)

Le lidar, un acronyme pour Light Detection and Ranging, est une technique de télédétection active utilisant un faisceau laser. La mesure de base effectuée par les instruments lidar est la distance entre le capteur et la surface visée (Lefsky *et al.*, 2002). C'est pourquoi les capteurs lidar sont aussi appelés altimètres laser. Ce que les instruments du lidar mesurent, c'est le temps du trajet aller-retour d'une impulsion d'énergie laser pour voyager entre le capteur et la cible (Dubayah et Drake, 2000). La vitesse de propagation des ondes électromagnétiques, aussi dite « vitesse de la lumière », étant connue, la conversion de ce temps de propagation en distance est aisée (Équation 1) (Wehr et Lohr, 1999)

$$R = \frac{1}{2}c \cdot t_L \quad (1)$$

Avec,

R, la distance entre l'émetteur-récepteur lidar et la cible, en mètres

c, la vitesse de la lumière, en mètres/secondes

t_L , le temps de voyage du signal pour parcourir la distance aller-retour entre l'émetteur-récepteur et la cible, en secondes

Cette équation est basée sur une vitesse de propagation de l'onde électromagnétique constante. Or, la vitesse de la lumière dans l'atmosphère n'est pas constante. Elle est influencée par sa densité et varie en fonction de la pression, de l'humidité et de la température. Pour obtenir la meilleure précision possible, il est possible de corriger la vitesse de la lumière en appliquant le modèle atmosphérique de l'*International Civil Aviation Organization* (ICAO) (Katzenbeisser, 2003).

Les systèmes lidar, pour être efficaces, ne doivent pas seulement fournir une distance entre le capteur et la cible, ils doivent également permettre de positionner précisément cette mesure. Les systèmes d'altimétrie lidar sont habituellement composés de quatre composantes matérielles principales : un laser émetteur-récepteur, un système de positionnement GPS (Global Positionning System) différentiel, une unité de mesure惯性 (UMI) et un ordinateur chargé d'opérer le système et d'enregistrer l'information (Reutebuch *et al.*, 2005) (Figure 2).

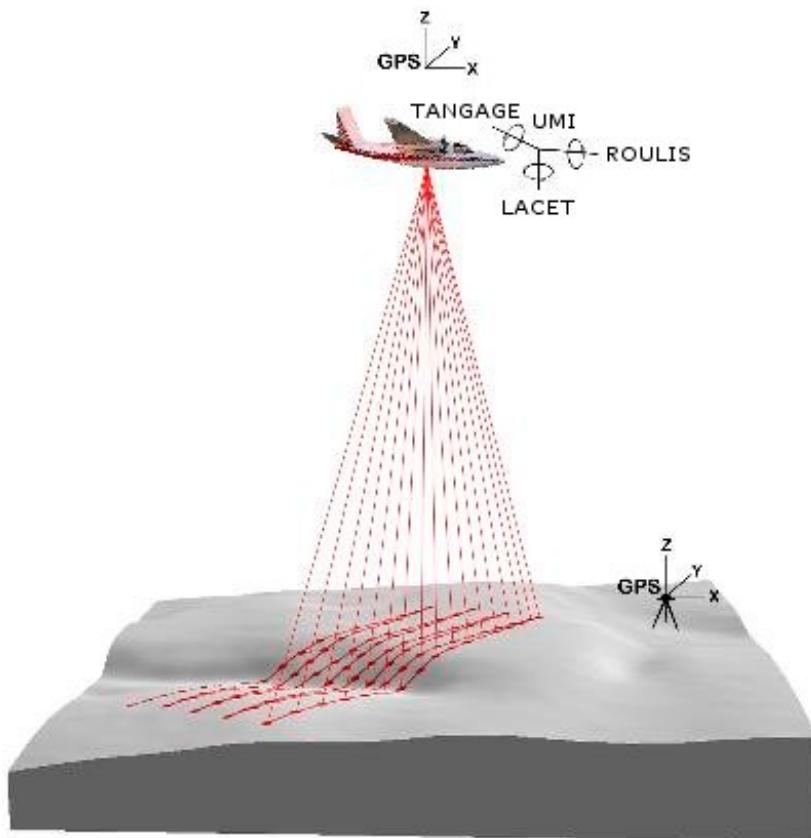


Figure 2 – Principe de base des mesures par lidar aérien (adapté d'Andersen *et al.*, 2006).

Le système GPS permet de se localiser avec précision dans l'espace. Il permet donc de connaître la position exacte du récepteur au moment de l'acquisition d'une donnée lidar. Toutefois, comme la mesure est prise à distance, il est nécessaire de connaître le comportement de l'avion au moment de l'acquisition pour évaluer l'angle à laquelle le signal laser a été émis, rôle assuré par l'UMI. En connaissant avec précision le positionnement du capteur et l'angle à laquelle le signal est émis vers le sol, la position exacte où le signal a été réfléchi est calculée. Certains systèmes sont aussi augmentés d'un système de caméra vidéo couplé à un enregistreur vidéo et à un système d'annotation pour y inscrire les coordonnées GPS et toute autre information utile à la compréhension et à la validation des données (Nelson *et al.*, 2003a).

2. Types de capteurs et de mesures lidar.

Les systèmes lidar peuvent se distinguer par de nombreuses caractéristiques. Lefsky *et al.* (2002) note comme différences principales entre les capteurs lidar, la longueur d'onde, la puissance et la densité de points du laser, la dimension et l'angle de divergence du faisceau, le présence ou non d'un mécanisme de balayage, et l'information enregistrée pour chaque impulsion réfléchie. Un des éléments clés permettant de classifier les systèmes lidar en deux groupes est défini par le type d'information enregistrée. Lorsque le signal est réfléchi par une surface complexe, telle que de la végétation, une partie du signal est réfléchie par le sommet de la canopée végétale, mais une portion du signal peut pénétrer sous la canopée et être réfléchie sur des couches de végétation inférieures et ultimement au sol, créant un retour de signal complexe représentant chacune de ces couches (Lefsky *et al.*, 2002). Les systèmes à retour discret enregistrent le premier et le dernier retour de signal seulement. Cela permet néanmoins de déterminer la hauteur des éléments qui recouvrent le sol. Les systèmes à enregistrement de formes d'ondes pour leur part, numérisent entièrement le signal de retour, ce qui permet d'extraire d'avantage d'information en situation complexe. Il devient alors possible d'apprécier entièrement la distribution verticale des éléments couvrant le sol (Figure 3).

Parmi les caractéristiques de l'émetteur laser utilisé pour les mesures lidar, on retrouve la longueur d'onde du signal laser, qui est choisie en fonction des applications pour lequel le système lidar est conçu (Figure 1). La puissance du laser permet de déterminer la distance que le signal peut parcourir dans l'air ou dans l'eau tout en restant suffisamment fort pour être détecté par le récepteur (Gauldie *et al.*, 1996). Certaines applications, comme la bathymétrie, nécessitent donc des lasers plus puissants. Le taux de répétition, pour sa part, influence directement l'intensité de la couverture de point créée. Un taux de répétition plus élevé permettra donc d'obtenir une plus forte densité de points. Par contre, il peut en résulter une quantité d'information difficile à gérer pour l'ordinateur de bord et lors des traitements subséquents.

La quantité d'information acquise par un système lidar est aussi influencée par la présence ou non d'un système de balayage. Les systèmes de balayage utilisés lors de relevés aériens effectuent un balayage dans un angle perpendiculaire à l'axe de déplacement de l'instrument (Wehr et Lohr, 1999) (Figure 2). Les systèmes lidar qui

n'ont pas de système de balayage acquièrent des données uniquement le long de la ligne de vol. Ils sont beaucoup moins dispendieux et permettent d'acquérir un échantillonnage des ressources au sol dont les applications sont multiples (Nelson *et al.*, 2003b). Par opposition, les systèmes lidar à balayage permettent de relever entièrement le terrain et fournissent un jeu de données comparable aux données d'élévation dérivées de la photogrammétrie (Ackerman, 1999). Les avantages les plus notables du lidar sont qu'il permet d'effectuer des relevés de nuit et qu'il détient la capacité à relever des points sous les couverts végétaux. Les systèmes à balayage tirent aussi profit de la puissance du laser. Une plus grande puissance signifie une capacité à effectuer des relevés à plus haute altitude, ce qui permet de couvrir plus de terrain (Ackerman, 1999).

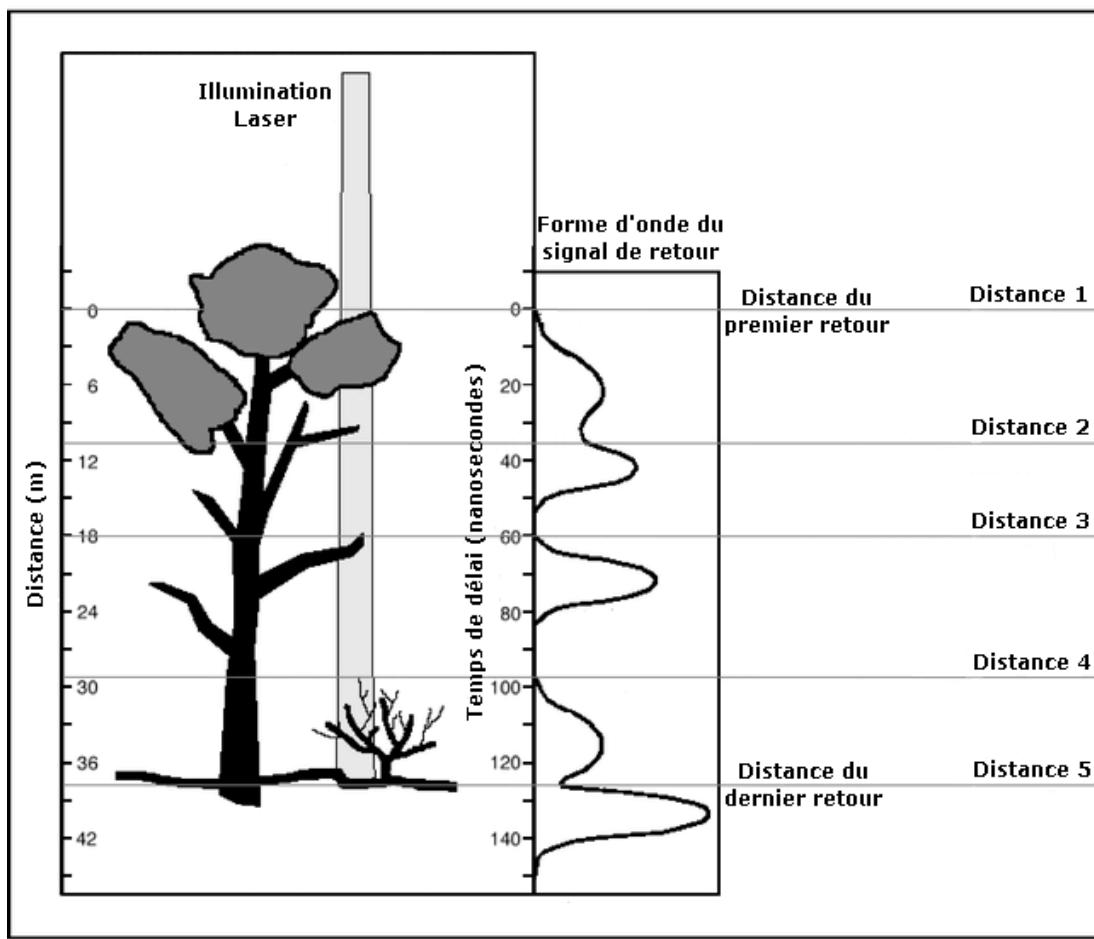


Figure 3 – Décomposition du signal lidar lors de la mesure de surfaces complexes (adapté de Lefsky *et al.*, 2002).

Les systèmes opérant à très haute altitude sont caractérisés par de plus grosses empreintes au sol, de l'ordre de dizaines de mètres, comparativement aux systèmes à petites empreintes, dont le signal projeté au sol a une taille qui se situe habituellement sous le mètre (Blair *et al.*, 1999, Means *et al.*, 1999). L'angle de divergence du laser fait en sorte que plus le capteur et le récepteur sont éloignés de la cible, plus la taille de l'empreinte sur cette cible sera grande. Les systèmes à larges empreintes permettent de couvrir en totalité des territoires beaucoup plus grands que les systèmes à petites empreintes, avec un jeu de données beaucoup moins volumineux, puisque chaque enregistrement couvre une plus grande surface. Cependant, ces systèmes, utilisés actuellement pour la recherche, acquièrent généralement une forme d'onde complète, contrairement aux solutions commerciales, qui produisent de façon générale, de petites empreintes au sol et n'enregistrent habituellement que le premier et dernier retour (Wehr et Lohr, 1999). Or, l'enregistrement des formes d'ondes complètes génère une grande quantité d'information, ce qui peut mener à des problèmes d'entreposage et de traitement de ces données (Means *et al.* 1999). Une des limitations des systèmes à large empreinte est leur incapacité à effectuer des relevés dans les zones à forte pente, puisque le signal est alors fortement étendu et qu'il devient impossible à interpréter (Means *et al.*, 1999). Les systèmes à petites empreintes sont aussi moins précis dans des terrains fortement accidentés, mais l'impact y est plus mitigé de sorte qu'ils demeurent opérationnels même pour des reliefs extrêmes (Hollaus *et al.*, 2006).

Bien que la mesure lidar de base consiste en une mesure de la variation de l'intensité du signal retourné dans le temps, certains systèmes tirent profit d'autres informations disponibles dans le signal de retour. Les systèmes DIAL (DIfferential Absorption Lidar) sont munis d'un laser dont la longueur d'onde peut être modulée à différentes longueurs d'ondes (Browell *et al.*, 1998). Chacune des mesures effectuées par ces systèmes est en fait constitué de deux signaux ayant des longueurs d'ondes différentes. En ajustant une première longueur d'onde dans une fenêtre d'absorption d'un élément donné, puis l'autre longueur d'onde sur un pic de réflexion du même élément, puis en comparant l'amplitude des retours générés dans ces deux longueurs d'ondes, il est théoriquement possible de détecter la présence de cet élément. Les lidars Raman utilisent une technique similaire pour les applications atmosphériques. Ces systèmes émettent un signal dans

une longueur d'onde arbitraire, puis captent non seulement le retour dans cette longueur d'onde, mais également dans les longueurs d'onde correspondant au décalage causé par certaines molécules dans l'atmosphère qui créent une diffusion inélastique impliquant un échange d'énergie (effet ou diffusion Raman), comme par exemple l'eau, qui produit un décalage de l'énergie caractéristique de 3652 cm^{-1} (Goldsmith *et al.*, 1998). De la même manière, l'effet Doppler peut être appliquée au lidar pour mesurer la vitesse de cibles distantes (Korb *et al.*, 1992). Lorsque le signal frappe une cible en mouvement, la légère variation de longueur d'onde qui se produit peut être mesurée pour évaluer la vitesse de l'objet en mouvement.

Lorsqu'il est question de mesures lidar, il est souvent sous-entendu qu'il s'agit de mesures effectuées par un système aérien (par avion ou par hélicoptère). Toutefois, plusieurs lidar sont maintenant montés sur des satellites d'observation de la terre ou sur des sondes spatiales permettant l'exploration des planètes et satellites naturels de notre système solaire (Lefsky *et al.*, 2002). Il s'agit des systèmes lidar spatiaux dont il sera question dans la cinquième section de cette revue de littérature. À l'opposé, de nombreuses applications du lidar font appel à des mesures prises au sol. Il peut s'agir de systèmes à balayage sur trépied qui pivotent sur une base et balaiennent verticalement tout ce qui se trouve dans leur environnement immédiat. De nombreux systèmes utiles aux études atmosphériques font des mesures en visant directement le ciel à partir du sol (Carswell *et al.*, 1983; Korb *et al.*, 1992; Goldsmith *et al.*, 1998).

3. Les applications du lidar

La télédétection lidar trouve des applications dans de nombreux domaines. D'abord utilisées en recherche, plusieurs de ces applications sont maintenant utilisées de manière opérationnelle. L'application primaire des capteurs lidar est la génération de modèles numériques de surface (MNS) de grande qualité en effectuant une interpolation entre les points d'élévation (Ackermann, 1999). Les MNS représentent l'élévation du sol ou du sommet de tout objet naturel ou anthropique se trouvant au sol. Les données obtenues par un relevé lidar aérien, muni d'un système de balayage, acquièrent des données d'une grande densité et fournissent un jeu de données qui permettent la création de MNS très fidèles à la réalité. Des algorithmes de filtration peuvent ensuite être appliqués au jeu de données enregistré, pour détecter les objets naturels ou anthropiques à la surface du sol,

ce qui permet de les identifier et de les cartographier (Nelson *et al.*, 2003b). Shamayleh et Khattak (2003) rapportent l'utilisation de ce type de données lidar pour effectuer un inventaire du réseau autoroutier. Murakami *et al.* (1999), quant à eux, présentent une méthode qui utilise des relevés à des dates différentes pour détecter les changements dans les éléments anthropiques. Cette méthode permet d'actualiser la cartographie en ne corrigéant que les éléments ayant changé et aussi de mesurer l'étalement urbain. Non seulement les relevés lidar permettent-ils de cartographier les infrastructures, leur grande précision permet de détecter les lignes de transmission électrique et de vérifier la distance entre celles-ci et la végétation qui pousse sous elles (Wehr et Lohr, 1999). La détection des objets à la surface permet également de retirer les données d'élévation représentant ces objets et ainsi de ne conserver que les points représentant réellement le sol (Hollaus *et al.*, 2006). Une interpolation entre ces points représentant le sol permet d'obtenir un modèle numérique de terrain (MNT). Les MNT permettent d'extraire les courbes de niveau pour la création de cartes topométriques ou encore de calculer des pentes et d'effectuer des calculs d'inter-visibilité entre différents points.

Les modèles obtenus par lidar sont suffisamment précis pour délimiter des bassins versants et effectuer des modélisations hydrologiques (Hollaus *et al.*, 2005). De plus, ils permettent de mesurer la microrugosité à la surface du terrain. Ces données peuvent être utilisées pour mesurer l'effet de cette rugosité sur l'évaporation, l'humidité du sol et l'érosion, à des échelles locales ou régionales (Schmugge *et al.*, 2002). Les applications hydrologiques du lidar peuvent aussi tirer profit de sa capacité à pénétrer sous l'eau. Certains systèmes permettent d'effectuer des relevés jusqu'à 60 m de profondeur sous l'eau (Irish et Lillycrop, 1999). Les capteurs utilisés en bathymétrie utilisent deux longueurs d'ondes, habituellement, 1064 nm et 532 nm, longueurs d'ondes correspondant respectivement au proche infrarouge et à la couleur verte. La longueur d'onde dans l'infrarouge est réfléchie à la surface de l'eau, alors que la verte pénètre dans l'eau (Baltsavias, 1999). Donc, le système qui utilise simultanément ces deux longueurs d'ondes au dessus de l'eau obtiendra une lecture représentant la surface de l'eau, et une seconde représentant sa profondeur. De telles données offrent la possibilité de relever entièrement le lit des cours d'eau, ce qui permet d'en faire un suivi spatial et temporel. Elles permettent également d'effectuer des relevés bathymétriques des fonds marins peu profonds et de cartographier les zones côtières qui sont fortement soumises à

l'érosion. Ainsi, Sallenger *et al.* (2006) rapportent l'utilisation d'un lidar pour cartographier les changements sur les zones côtières de la Floride, aux États-Unis, suite aux quatre ouragans ayant frappé cette zone en 2004. En comparant des données pré et post ouragans, ils ont pu quantifier la perte de côtes due à l'érosion. Le suivi de la fonte des glaciers peut également être effectué à l'aide de données lidar (Wehr et Lohr, 1999). Ceci est fait en effectuant un suivi temporel du volume de ces glaciers.

Par leur capacité à générer des MNT de grande précision, les données lidar ont également des applications en géologie. Ils permettent d'identifier des éléments jusqu'alors non détectés. Webster *et al.* (2006) rapportent la cartographie de trois unités d'écoulement basaltique, en Nouvelle Écosse, suite à la visualisation en trois dimensions d'un modèle obtenu grâce à des données lidar. Ce type de relevé permet aussi de cartographier, avec une précision sans précédent, les fosses sismiques et d'identifier les zones avec un fort potentiel sismique (Cunningham *et al.*, 2006). Schulz (2007) utilise pour sa part des relevés lidar pour cartographier les glissements de terrain mais aussi pour identifier les pentes dénudées et autres zones à risque.

Les propriétés de réflexion optiques de l'atmosphère sont depuis longtemps utilisées pour effectuer différents diagnostics de ses composantes. L'avènement du laser a ouvert la voie à une étude plus poussée de l'atmosphère. Le laser a pour avantage de produire des faisceaux étroits et puissants pouvant être facilement modulés à la longueur d'onde voulue et le signal émis peut être polarisé. Il en résulte un excellent contrôle de la source et donc une diversification des mesures possibles. Le lidar permet de déterminer, de façon inégalée en télédétection, la distribution spatiale des nuages en effectuant des mesures d'en dessous et d'au-dessus (Carswell *et al.*, 1983). Une des frontières dans l'étude de l'atmosphère réside dans une zone située au dessus de l'altitude atteinte par les ballons météorologiques et trop basse pour les satellites, la mésosphère. Cette région de l'atmosphère ne peut être étudiée que par des instruments lancés par fusées ou par des méthodes de télédétection très avancées. Le lidar représente une solution pour mesurer différents paramètres dans cette zone de l'atmosphère (Arnold et She, 2003).

Il est possible d'exploiter les spectres d'absorption de certaines longueurs d'ondes pour mesurer l'ozone, la vapeur d'eau et les aérosols grâce aux systèmes DIAL (Browell *et al.*, 1998). Ces systèmes sont composés d'un laser ajustable à deux longueurs d'ondes

différentes ; l'un ajusté à un pic d'absorption d'un gaz d'intérêt et l'autre dans une région de faible absorption pour ce même gaz. La comparaison des signaux réfléchis permet d'obtenir une mesure directe de la concentration du gaz dans différentes couches de l'atmosphère. Cette technique, développée au début des années 1980, a permis d'apporter une nouvelle perspective sur les composantes chimiques de l'atmosphère.

Les aérosols sont des constituants de l'atmosphère complexes et qui étaient encore mal compris au début des années 1980. De par leur structure assez large et de la petite résolution spatiale qu'offre le lidar, ils sont facilement détectables par simple réflexion, sans correction pour les réflexions multiples (Carswell *et al.*, 1983). Le lidar permet de mesurer leur distribution précisément sur de grands espaces. En les utilisant comme traceurs, il est possible d'observer les dynamiques en basse atmosphère par lidar, ce qui est fort utile en météorologie et en dans les études pour la qualité de l'air. Il est également possible de détecter les aérosols issus de volcans dans la stratosphère et d'en faire le suivi. De façon similaire, les nuages de fumées, la poussière industrielle et celle des météores peuvent être étudiés par lidar.

Les lidars Raman sont souvent utilisés pour l'étude de l'atmosphère, puisqu'il sont conçus spécifiquement pour ce type d'application. Les mesures de ces systèmes permettent de faire le rapport entre la vapeur d'eau et l'azote, une valeur proportionnelle au rapport de mélange de la vapeur d'eau (grammes de vapeur d'eau par kilogramme d'air sec), une quantité clé pour la météorologie (Goldsmith *et al.*, 1998). Ce type de mesure permet donc d'améliorer les prévisions météorologiques. Cette technique fonctionne efficacement la nuit, mais l'opération de jour est beaucoup plus difficile à cause de la forte réflexion de la radiation solaire. Eichinger *et al.* (2005) utilisent un lidar Raman pour mesurer la quantité de vapeur d'eau dans la portion d'atmosphère située directement au-dessus de la canopée de champs de maïs et de soya. Ces données permettent de créer des cartes d'évapotranspiration à une résolution de 25m. Ces cartes permettent d'analyser différents facteurs physiques déterminants pour l'agriculture, tels que l'humidité et le type de sol.

4. Le lidar en milieu forestier

Lorsqu'il est question d'applications du lidar, on parle très souvent d'altimétrie et de génération de MNT de grande précision. Cette capacité à représenter la surface du terrain avec une grande efficacité est des plus remarquables en milieu forestier, où la présence d'arbres nuit à la génération des modèles par les méthodes traditionnelles (Wehr et Lohr, 1999). Mais outre les MNT, les relevés lidar en forêt permettent d'enregistrer une multitude de points provenant de la canopée. Ces données peuvent être exploitées pour fournir une multitude d'information utile pour l'étude des forêts et des écosystèmes.

Les premiers travaux menés en milieu forestier à l'aide de données lidar visaient à démontrer la possibilité d'utiliser les données lidar pour mesurer directement la hauteur des arbres (Nelson *et al.*, 1984). Cette étude, qui utilisait un capteur lidar profileur à petites empreintes à retours discrets, a permis de démontrer que les données enregistrées par ce type de capteurs permettaient d'évaluer efficacement la hauteur de la végétation au sol. Cette approche a toutefois tendance à sous-estimer la hauteur des arbres. En effet, l'échantillonnage de points obtenus par le profileur ne représente pas nécessairement les cimes des arbres. La plupart des points sont réfléchis par des branches tout autour de la cime. Or, les données acquises au sol qui servent de référence sur ces études utilisent la distance du sol à la cime. Nelson (1988) propose de filtrer les données et de ne conserver que les plus grandes valeurs pour améliorer la précision des estimations. Aldred et Bonnor (1985) mentionnent déjà que, bien que la taille de l'empreinte au sol ne soit pas critique pour la mesure de la hauteur d'un peuplement forestier, la taille optimale de l'empreinte est différente pour les conifères et les feuillus. Ils démontrent également, à l'aide d'un système profileur numérisant les formes d'ondes continues, que la présence ou l'absence de feuilles dans les arbres feuillus n'a pas d'effet significatif sur les mesures de hauteurs.

Les résultats obtenus dans les années 1980 ouvraient la porte à des études plus poussées sur les applications possibles du lidar en milieu forestier. Avec l'avènement d'ordinateurs plus puissants qui permettaient de traiter de grandes quantités d'information, les recherches se sont tournées vers l'utilisation de systèmes à balayage. De tels systèmes étaient d'ailleurs opérés sur une base commerciale étendue au milieu des années 1990 (Naesset, 1997). Nilsson (1996) utilise des données d'un tel système

pour évaluer, en plus de la hauteur de la canopée, le volume marchand. Pour y parvenir, il étudie la relation entre les données d'inventaire sur le volume marchand et l'aire sous la courbe de la cime des arbres, telles que décrites par le capteur lidar profileur.

Les données à petites empreintes permettent d'obtenir des nuages de points très denses. Lorsque la densité atteint quatre à cinq points par mètres carrés, il devient possible de détecter des arbres individuellement (Reutebuch *et al.*, 2005). Castellanos (2008) utilise d'ailleurs ce principe pour effectuer un suivi des arbres d'un verger à pommes. L'identification d'arbres à fruits individuels permet d'en faire l'inventaire et de suivre leur croissance dans le temps. L'objectif ultime était d'évaluer la production de fruits.

L'utilisation de données à haute densité permet aussi de bien représenter des placettes d'inventaire forestier relevées au sol (Lefsky *et al.*, 2002). Les principes de base de l'allométrie ou de croissance proportionnelle peuvent alors être appliqués. Les données lidar offrent donc le potentiel de déterminer non seulement la hauteur, mais également le volume des arbres, la densité des peuplements et la surface terrière.

Le lidar est également utile pour l'estimation de la biomasse dont la valeur est corrélée à la hauteur des arbres de peuplements forestiers (Lefsky *et al.*, 2002; Lefsky *et al.*, 2005; Nelson *et al.*, 2003b; Thomas *et al.*, 2006). Nelson *et al.* (2003b) rapportent que le DHP est la variable prédominante dans les équations de calcul de biomasse des arbres. Ils rappellent toutefois qu'avec un grand échantillon, la hauteur est suffisamment bien corrélée au diamètre pour utiliser des mesures de hauteur pour estimer la biomasse. Or, les capteurs lidar peuvent acquérir des données en très grand nombre sur un territoire, ce qui rend l'estimation de la biomasse forestière possible.

Les données lidar acquises en milieu forestier constituent également une source d'information pour l'étude de ces écosystèmes. Nelson *et al.* (2005) présentent un cas d'utilisation de ce type de données pour la cartographie de l'habitat potentiel d'une espèce d'écureuil vivant dans des forêts matures et denses. Les données lidar peuvent aussi servir à identifier les classes de structure de forêts associées à différents comportements de feu (Lefsky *et al.*, 2002). La fusion de données lidar avec des données provenant d'un capteur multispectral permet d'améliorer les classifications d'images satellites et d'obtenir une meilleure compréhension des écosystèmes (Collins *et*

al., 2004). Cette solution tire profit de la résolution spatiale des capteurs multispectraux et de l'information verticale fournie par les capteurs lidar.

Les systèmes lidar disponibles sur une base commerciale utilisent généralement des capteurs à petites empreintes et à retour discret qui permettent une haute résolution spatiale. Ils sont conçus spécifiquement pour la cartographie détaillée de la surface du sol (Wehr & Lohr, 1999). En forêt, ils permettent de couvrir des zones spécifiques comme par exemple des placettes d'inventaire. Par contre, ces outils sont mal adaptés à la recherche scientifique pour des écosystèmes entiers (Lefsky *et al.*, 2002). Les systèmes qui numérisent la forme d'onde complète et leurs larges empreintes au sol caractéristiques, permettent de couvrir de plus larges zones et de décrire les attributs de la canopée. Des capteurs ont donc été conçus spécifiquement pour ce type d'application.

Le système SLICER (*Scanning Lidar Imager of Canopies by Echo Recovery*) mesure un couloir de cinq empreintes de 10 m de diamètre le long de son axe de vol (Means *et al.*, 1999). Le capteur opère à une longueur d'onde de 1062 nm. Lefsky *et al.* (1999) ont développé la méthode CVM (Canopy Volume Method) permettant d'identifier des aspects écologiques significatifs des peuplements forestiers. Cette méthode, basée sur une matrice cinq par cinq de données du capteur SLICER, permet d'identifier les ouvertures, tant au dessus qu'à l'intérieur de la canopée, et les zones qui réfléchissent le plus le signal et celles qui en réfléchissent le moins. Il s'agit d'une information détaillée et complexe de l'écosystème étudié.

Le système LVIS (*Laser Vegetation Imaging Sensor*), est un autre capteur opérant également dans l'infrarouge et mesurant le signal sur toute sa durée et spécifiquement conçu pour la cartographie de la végétation (Blair *et al.*, 1999, Drake *et al.*, 2002). Ce système à larges empreintes est muni d'un système de balayage avec un champ de vision potentiel de 7° qui permet de couvrir à 100% la zone balayée. Il a la capacité d'opérer à 10 km d'altitude, générant un relevé de 1000 m de largeur avec des empreintes nominales de 25 m.

5. Les lidars spatiaux

Les premières acquisitions de données altimétriques laser à partir de l'espace remontent à 1971, lors de la mission Apollo 15 et avaient pour but de fournir des points de contrôle

sur la surface lunaire pour la calibration de photographies en vue d'effectuer de la stéréoscopie (Garvin *et al.*, 1998). Les missions Apollo 16 et 17 poursuivirent cette mission pour d'autres régions de la surface lunaire. Dans les années 1980, les soviétiques ont également effectués des mesures lidar principalement destinées à l'analyse de phénomènes atmosphériques. Les recherches sur l'atmosphère à l'aide d'un lidar spatial se poursuivent en 1994 avec l'expérience *Laser In-space Technology Experiment* (LITE) lors d'un vol de la navette spatiale américaine (Winker *et al.*, 1996). Il s'agissait des premières mesures lidar de type DIAL effectuées depuis l'espace.

En 1994, la sonde Clementine part pour une mission en orbite autour de la lune avec à son bord un altimètre lidar (Garvin *et al.*, 1998). La mission permettra d'enregistrer environ 70 000 points d'élévation avec une précision verticale d'environ 40 m. Lancé en 1992, le capteur *Mars Observer Laser Altimeter* (MOLA-1) a été conçu pour relever la topographie martienne. Malheureusement, la NASA perdit le contact avec la sonde lors de son entrée en orbite autour de Mars. Il fallut attendre jusqu'en 1996 pour que son successeur MOLA-2 commence à cartographier la surface de la planète rouge avec une précision verticale estimée à 0.5 m.

Toujours en 1996, la NASA entreprend d'utiliser un lidar spatial pour l'observation de la Terre. L'instrument *Shuttle Laser Altimeter* (SLA) est installé à bord de la navette spatiale *Endeavour* et acquière plus de trois millions d'enregistrements provenant de réflexions de impulsions laser à la surface du globe (Garvin *et al.*, 1998). Ces mesures altimétriques, d'une précision verticale de 10 à 16 m sur la topographie terrestre, permettent de détecter les pentes et la rugosité du sol, mais également des structures verticales de la végétation recouvrant la planète.

Prévu initialement pour un lancement en 2000 (Blair et Hofton, 1999), le lancement du capteur *Vegetation Canopy Lidar* (VCL) n'a jamais eu lieu. Ce satellite, avec une taille d'empreinte au sol attendue de 25 m, avait été conçu spécifiquement pour les applications d'étude de la végétation terrestre à l'aide d'un altimètre lidar. Le capteur devait pouvoir capter des données sur une grille de résolution de 2 km et la précision verticale attendue du système était de 1 m.

Plus récemment, en 2006, le satellite CALIPSO a été lancé, transportant le lidar *Cloud Aerosol Lidar with Orthogonal Polarization* (CALIOP). Ce capteur a été conçu pour

améliorer la compréhension du rôle des aérosols et des nuages sur le climat (Winker *et al.*, 2006). CALIOP acquiert de l'information à des longueurs d'ondes de 1064 nm et 532 nm. Sa particularité réside dans sa capacité à mesurer les composantes polarisées verticalement et horizontalement sur le signal à 532 nm. Ses empreintes au sol varient de 30 à 60 m selon la longueur d'onde utilisée. La couverture globale offerte par ce système est cependant très épars, ce qui le rend incompatible avec les applications terrestres.

Le lidar *Geoscience Laser Altimeter System* (GLAS) monté à bord du satellite *Ice, Cloud and land Elevation Satellite* (ICESat), acquiert des données à des longueurs d'ondes de 1064 nm et 532 nm (Abshire *et al.*, 2005). Lancé à l'été 2002, ce capteur permet d'obtenir une précision verticale de 3 cm. Les empreintes au sol équivalent à une surface circulaire de 65 m de diamètre et sont séparées d'environ 172 m le long de l'orbite du satellite (Schutz *et al.*, 2005). Conçu initialement pour cartographier et effectuer un suivi des calottes glaciaires, GLAS fournit également de l'information sur l'atmosphère et sur l'altimétrie terrestre. Comme il s'agit d'un système qui numérise entièrement la forme d'onde réfléchie, il a le potentiel de mesurer l'élévation de structures verticales sur le sol, telles que la végétation. Les mesures effectuées par GLAS tiennent compte du délai de signal dû au changement de vitesse de propagation des ondes électromagnétiques dans l'atmosphère. Pour ce faire, les analyses numériques du *National Center for Environmental Prediction* (NCEP) sont utilisées après avoir été validées à l'aide de stations météos automatisées situées dans les régions polaires (Herring et Quinn, 2001).

6. Problématique de recherche

Dans le contexte des changements climatiques, la quantification des stocks de carbone contenus dans les écosystèmes forestiers revêt une grande importance. Les forêts peuvent effectivement influencer positivement ou négativement les bilans de carbone. En fait, l'enjeu ne réside pas tant dans la détermination de la quantité de carbone contenu dans les écosystèmes forestiers que la variation de ces stocks dans le temps. Ce n'est qu'en évaluant la progression de ces stocks et en les comparant avec une valeur de référence qu'il devient possible d'analyser le rôle de ces écosystèmes dans le bilan de carbone, mais aussi l'impact des changements climatiques sur ces milieux. En effet, le

Groupe d’experts intergouvernemental sur l’évolution du climat (GEIC) rapportait dans son rapport de 2007 que l’augmentation des températures dans les hautes latitudes de l’hémisphère nord aura pour effet de dérégler les régimes forestiers, par la perturbation des cycles d’incendies et l’arrivée de nouveaux parasites.

Différentes méthodes permettent d’estimer le bilan de carbone terrestre. Houghton (2003) les regroupe en deux grandes catégories; l’approche par le haut (*top-down*) et l’approche par le bas (*bottom-up*). L’approche par le haut est basée sur des méthodes d’évaluation et de suivi des concentrations atmosphériques de CO₂. Ce suivi permet d’évaluer les grandes tendances au niveau global ou pour de grandes régions. Il a toutefois le désavantage de ne pas permettre de bien cerner toute la variabilité spatiale et l’origine des émissions ou encore les puits de carbone. L’utilisation de ces données en combinaison avec des modèles de transport atmosphérique permet d’inférer les sources et les puits de carbone à la surface de la terre.

L’approche par le bas est basée sur les analyses des inventaires forestiers et des changements d’utilisation du sol. Des équations allométriques lient certaines caractéristiques biophysiques des arbres, notamment le diamètre à hauteur de poitrine (DHP), à leur contenu en carbone (Lambert *et al.*, 2005). Les inventaires forestiers permettent d’utiliser les placettes échantillons distribuées à travers un territoire pour déterminer la biomasse au niveau d’un peuplement ou d’un écosystème entier (Botkin et Simpson, 1990). Ce n’est qu’avec un suivi temporel, c’est à dire un suivi des changements de la forêt dans le temps, qu’il est possible de déterminer si les différents écosystèmes forestiers absorbent ou émettent du carbone. Cette méthode est applicable dans les zones où la forêt est exploitée commercialement puisque les données y sont abondantes et recueillies sur une base régulière. Elle devient cependant beaucoup plus problématique dans des endroits reculés où les campagnes d’inventaire sur le terrain requièrent énormément de ressources. De plus, les inventaires sont généralement menés sur plusieurs années, ce qui ne permet pas de connaître l’état de la situation pour une année donnée.

L’avènement de réseaux de tours de flux, permettant de mesurer les échanges entre un type d’occupation du sol et l’atmosphère, donne lieu à une meilleure compréhension des interactions entre les peuplements forestiers et le bilan de carbone (Baldochchi *et al.*,

1988, Margolis *et al.* 2006). Une connaissance exhaustive du territoire est cependant requise pour pouvoir extrapoler les observations faites sur les sites des tours de flux à un écosystème entier. Les inventaires forestiers au sol ne permettent pas d'obtenir cette connaissance à moins d'efforts soutenus par des campagnes terrains coûteuses et très longues. L'utilisation de photographies aériennes permet d'obtenir de l'information sur l'utilisation du sol mais il n'en demeure pas moins que des contraintes financières, de temps et d'interprétation de l'imagerie rendent difficilement opérationnel le suivi temporel des forêts pour des écosystèmes très vastes comme la forêt boréale.

La télédétection, avec sa capacité d'acquérir de l'information sur de vastes territoires et de façon répétée, pourrait bien être une solution à cette problématique. Les capteurs passifs multispectraux permettent d'effectuer des classifications précises du type de couvert forestier. Au Canada, le projet Observation de la Terre pour le Développement Durable (OTDD) avait pour mandat d'effectuer une telle cartographie à partir de données du capteur multispectral Landsat ETM+, pour tout le territoire forestier du pays (Wulder *et al.*, 2003). Il en est résulté une couverture matricielle ayant une résolution de 25 mètres et permettant de connaître l'occupation du sol. Ce projet présente bien la capacité des capteurs multispectraux à classifier l'occupation du sol. Ils permettent également d'effectuer un suivi des changements de cette occupation du sol dans le temps. Toutefois, la connaissance du type de couvert n'est pas suffisante pour estimer la biomasse forestière dans le but d'évaluer les bilans de carbones. Drake *et al.* (2002) rapportent d'ailleurs que les capteurs passifs multispectraux permettent bien d'estimer la densité du couvert forestier de même que le type de couvert mais non la structure verticale de la forêt, un élément clé pour l'évaluation de la biomasse.

Les capteurs actifs, tels que le radar et le lidar, permettent quand à eux de mesurer directement des éléments verticaux. Les radars à synthèse d'ouverture permettent, à l'aide de radiations micro-ondes, de mesurer le signal réfléchi sur une forêt. Le retour de ce signal est proportionnel à la quantité et l'organisation de la biomasse. Cependant, il a été démontré que cette méthode, fonctionnelle sur des peuplements homogènes, n'est plus efficace lorsque la biomasse aérienne n'est pas homogène, ou qu'elle dépasse un seuil de $200 \text{ Mg}\cdot\text{ha}^{-1}$ (Dobson *et al.* 1992). La capacité du lidar à estimer la biomasse dans des couverts forestiers de nature et de densité variées n'est plus à démontrer

(Dubayah & Drake, 2000 ; Reutebuch *et al.*, 2005). Cette technologie est même utilisée au niveau opérationnel pour effectuer des inventaires forestiers (Naesset *et al.*, 2007).

Les capteurs lidar utilisés pour les applications forestières sont généralement des capteurs aériens munis d'un système de balayage. En conséquence, la problématique soulevée pour l'utilisation de photographies aériennes demeure; l'acquisition de ces données est coûteuse et la quantité d'information à traiter demande beaucoup de ressources. Des études ont démontré qu'un capteur profileur permet d'obtenir un échantillonnage systématique d'une région, ce qui permet d'en estimer la biomasse aérienne de manière fiable (Nelson *et al.*, 2004). Ceci permet de réduire considérablement la quantité de données à traiter. Selon cette approche, les survols aériens sont tout de même requis.

Les capteurs spatiaux offrent un avantage intéressant par rapport aux capteurs aériens. Une fois en orbite et opérationnels, ils acquièrent des données de façon soutenue. Bien qu'à ce jour aucun capteur lidar spatial n'ait été conçu spécifiquement pour des applications sur les écosystèmes terrestres, le capteur GLAS à bord du satellite ICESat acquiert des données sur les continents. L'objectif de ces acquisitions terrestres est de vérifier le potentiel des données lidar provenant de capteurs spatioportés pour de nouvelles applications.

Cette étude vise donc à vérifier le potentiel de GLAS à estimer la biomasse aérienne des forêts du Québec. La province de Québec a été choisie comme zone d'étude car elle est couverte en grande partie par des forêts et les forêts nordiques sont d'une grande importance dans le cycle du carbone et les changements climatiques. De plus, les données d'inventaire y sont abondamment disponibles (Figure 4) et il y existe une bonne collaboration entre les chercheurs du Service Canadien des Forêts, de l'Université Laval et de la NASA. Pour parvenir à estimer la biomasse aérienne des forêts pour une région aussi vaste, des données multisources seront mises à contribution, dont des données du capteur lidar aérien PALS.

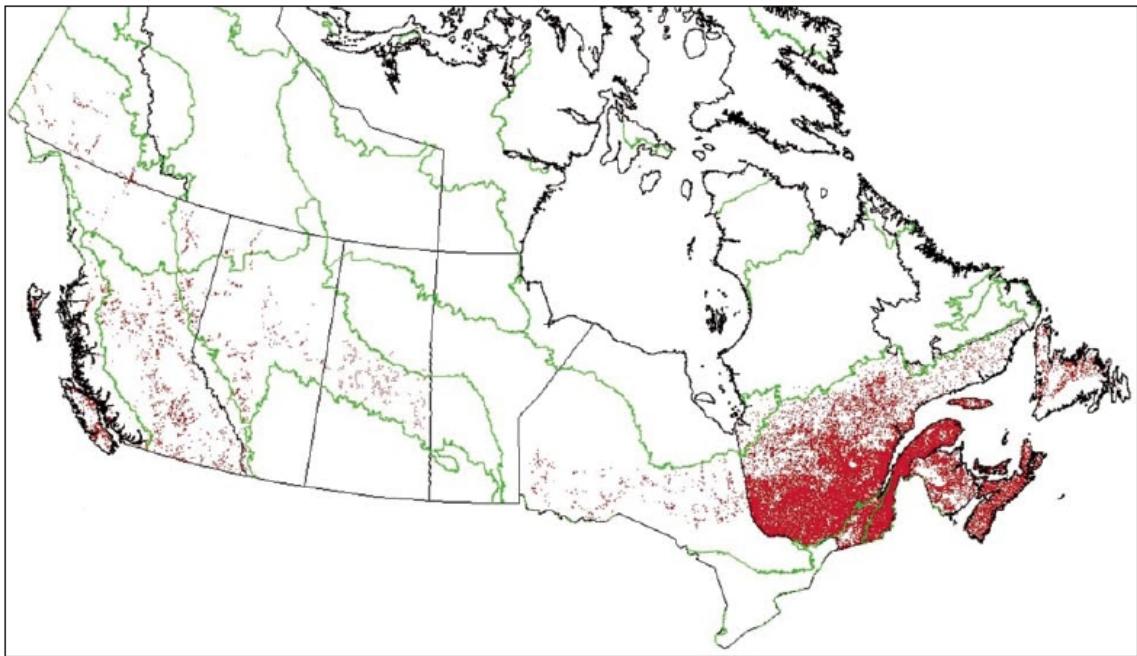


Figure 4 – Emplacement des parcelles d'inventaires disponibles à travers le Canada.
(Adapté de Boudewyn, 2007)

L'hypothèse suivante est posée ; les données du capteur GLAS permettent d'estimer efficacement la biomasse aérienne des forêts du Québec et sa distribution entre les écozones, les zones de végétation majeures et les types du couvert forestier. Que cette hypothèse soit confirmée ou infirmée, il sera intéressant de relever les forces et faiblesses des données GLAS pour ce type d'application. Il en résultera une meilleure définition des caractéristiques que devrait comporter un capteur spatial conçu spécifiquement pour l'étude des écosystèmes forestiers.

7. Bibliographie

- Abshire, J.B., Sun, X., Riris, H., Sirota, J.M., McGarry, J.F., Palm, S., Yi, D., & Liiva, P. (2005). Geoscience Laser Altimeter System (GLAS) on the ICESat Mission: On-orbit measurement performance. *Geophysical Research Letters*, 32, L21S02.
- Ackerman, F. (1999). Airborne laser scanning – present status and future expectations. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 64-67.
- Aldred, A.H., & Bonnor, G.M. (1985). Application of airborne lasers to forest surveys. Information Report PI-X-51, Canadian Forestry Service, Petawawa national Forestry Institute, 62pp.
- Andersen, H.-E., Reutebuch, S.E., & McGaughey, R.J. (2006). Chapter 3: Active remote sensing. In: Computer Applications in Sustainable Forest Management, Edited by G. Shao and K. Reynolds. Springer-Verlag, Dordrecht.
- Arnold, K.S., & She, C.Y. (2003). Metal fluorescence lidar (light detection and ranging) and the middle atmosphere. *Contemporary Physics*, 44:1, 35–49.
- Baldocchi, D.D. Hicks, B.B., & Meyers, T.P. (1988). Measuring biosphere-atmosphere exchanges of biologically related gases with micrometeorological methods. *Ecology*, 69, 1331-1340.
- Baltsavias, E.P. (1999). Airborne laser scanning : Existing systems and firms and other resources : *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 164-198.
- Blair J.B., & Hofton M.A. (1999). Modeling laser altimeter return waveforms over complex vegetation using high-resolution elevation data. *Geophysical Research Letters*, 26, 2509–2512.
- Blair, J.B., Rabine, D.L., & Hofton, M.A. (1999). The Laser Vegetation Imaging Sensor: a medium-altitude, digitisation-only, airborne laser altimeter for mapping vegetation and topography. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 54, 115-122.
- Bonn, F., & Rochon, G. (1992). Précis de télédétection, Volume 1, Principes et méthodes. Presses de l'Université du Québec/AUPELF, 485 pages.
- Botkin, D.B., & Simpson, L.G. (1990). Biomass of the North America boreal forest: A step toward accurate global measures. *Biogeochemistry*, 9, 161-174.
- Boudewyn, P., Song, X., Magnussen, S., & Gillis, M.D. (2007). Model-based, volume-to-biomass conversion for forested and vegetated land in Canada. *Natural Resources Canada, Canadian Forest Service, Pacific Forestry Centre, Information Report – BC-X-411*. 111 pp.
- Browell, E.V., Ismail, S., & Grant, W.B. (1998). Differential absorption lidar (DIAL) measurements from air and space. *Applied Physics B*, 67, 399-410.

- Carswell, A.I. (1983). Lidar measurements of the atmosphere. *Canadian Journal of Physics*, 61, 378-395.
- Castellanos, G. (2008). Application du lidar aéroporté pour la caractérisation des vergers. Mémoires et thèses électroniques, Université Laval.
- Centre Canadien de télédétection (2007). Notions fondamentales de télédétection. 266 pp.
- Collins, C.A., Parker, R.C., & Evans D.L. (2004): Using multispectral imagery and multi-return LIDAR to estimate trees and stand attributes in a southern bottomland Hardwood forest. In: ASPRS Annual Conference Proceedings, Denver, Colorado, May 2004.
- 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*, Vol. 33, L20308.
- Dobson, M.C., Ulaby, F.T., Letoan, T., Beaudoin, A., Kasischke, E.S., & Christensen, N.L., (1992). Dependence of radar backscatter on coniferous forest biomass. *IEEE Trans. Geosci. Remote*, 29: 444–450.
- Drake, J.B., Dubayah, R.O., Knox, R.G., Clark, D.B., & Blair, J.B. (2002). Sensitivity of large-footprint lidar to canopy structure and biomass in a neotropical rainforest. *Remote Sensing of Environment*, 81, 378–392.
- Dubayah, R.O., & Drake, J.B. (2000). Lidar remote sensing for forestry applications, *Journal of Forestry*, 98, 44-46.
- Eichinger, W.E., Cooper, D.I., Hipps, L.E., Kustas, W.P., Neale, C.M.U., & Prueger, J.H. (2006). Spatial and temporal variation in evapotranspiration using Raman lidar. *Advances in Water Resources*, 29, 369-381.
- Garvin, J., Bufton, J., Blair, J., Harding, D., Luthcke, S., Frawley, J., & Rowlands, D. (1998). Observations of the Earth's Topography from the Shuttle Laser Altimeter (SLA): Laser-pulse Echo-recovery Measurements of Terrestrial Surfaces. *Physics and Chemistry of the Earth*, 23, 9, 1053-1068.
- Gauldie, R.W., Sharma, S.K., & Helsley, C.E. (1996). LIDAR applications to fisheries monitoring problems. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 53, 1459-1468.
- GIEC (2007). Résumé à l'intention des décideurs. Dans: Bilan 2007 des changements climatiques: Impacts, adaptation et vulnérabilité. Contribution du Groupe de travail II au quatrième Rapport d'évaluation. Rapport du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat, M.L. Parry, O.F. Canziani, J.P. Palutikof, P.J. van der Linden et C.E. Hanson, (éd), Cambridge University Press, Cambridge, Royaume-Uni.

- Goldsmith, J.E.M., Blair, F.H., Bisson, S.E. & Turner, D.D. (1998). Turn-key Raman lidar for profiling atmospheric water vapor, clouds, and aerosols. *Applied Optics*, 37, 21, 4979-4990.
- Herring, T.A., & Quinn, K. (1999). Atmospheric delay correction to GLAS altimeter ranges, GLAS ATBD, Version 2.1, 31 pp., available at <http://www.csr.utexas.edu/glas/atbd.html>.
- Hollaus, M., Wagner, W., & Kraus, K. (2005). Airborne laser scanning and usefulness for hydrological models. *Advances in Geosciences*, 5, 57-63.
- Hollaus, M., Wagner, W., Eberhöfer, C., & Karel, W. (2006). Accuracy of large-scale canopy heights derived from LiDAR data under operational constraints in a complex alpine environment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 60, 323-338.
- Houghton, R. A. (2003). Why are estimates of the terrestrial carbon balance so different?. *Global Change Biology*, 2003, 9, 500-509.
- Irish, J.L., & Lillycrop, W.J. (1999). Scanning laser mapping of the coastal zone: the SOHALS system. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 123-129.
- Katzenbeisser, R. (2003). About the calibration of lidar sensors, ISPRS Workshop “3-D Reconstruction from Airborne Laser-Scanner and InSAR data”; 8-10 October 2003, Dresden.
- Korb, L.C., Gentry, B.M., & Weng, C.Y. (1992). Edge technique: theory and application to the lidar measurement of atmospheric wind. *Applied Optics*, 31, 21, 4202-4213.
- Lambert, M.-C., Ung, C.-H., & Raulier, F. (2005). Canadian national tree aboveground biomass equations. *Canadian Journal of Forest Research*, 35, 1996–2018.
- Lefsky, M.A., Cohen, W.B., Acker, S.A., Parker, G.G., Spies, T.A., & Harding, D. (1999). Lidar remote sensing of the canopy structure and biophysical properties of Douglas-fir western hemlock forests. *Remote Sensing of Environment*, 70, 339-361.
- Lefsky, M.A., Cohen, W.B., Parker, G.G., & Harding, D.J. (2002). Lidar remote sensing for ecosystem studies. *BioScience*, 52, 1, 19-30.
- Lefsky, M.A., Harding, D.J., Keller, M., Cohen, W.B., Carabajal, C.C., Del Bom Espírito-Santo, F., Hunter, M.O., & de Oliveira Jr., R. (2005). Estimates of forest canopy height and aboveground biomass using ICESat. *Geophysical Research Letters*, 32, L22S02.
- Lillesand, T.M., & Kiefer, R.W. (1994). Remote Sensing and Image Interpretation. John Wiley and Sons Inc., New York. 750 pages.
- Margolis, H.A., Flanagan, L.B., & Amiro, B.D. (2006). The Fluxnet-Canada Research Network: Influence of climate and disturbance on carbon cycling in forests and peatlands. *Agricultural and Forest Meteorology*, 140, 1-5.

- Means, J.E., Acker, S.A., Harding, D.J., Blair, J.B., Lefsky, M.A., Cohen, W.B., Harmon, M.E., & McKee, W.A. (1999). Use of large-footprint scanning airborne lidar to estimate forest stand characteristics in the Western Cascades of Oregon. *Remote Sensing of Environment*, 67, 298-308.
- Murakami, H., Nakagawa, K., Hasegawa, H., Shibata, T, & Iwanami, E. (1999). Change detection of buildings using airborne laser scanner. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 148-152.
- Naesset, E. (1997). Determination or mean tree height of forest stands using airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 52, 49-56.
- Næsset, E. (2007). Airborne laser scanning as a method in operational forest inventory: Status of accuracy assessments accomplished in Scandinavia. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 22(5), 433–442.
- Nelson, R., Krabill, W., & Maclean, G. (1984). Determining forest canopy characteristics using airborne laser data. *Remote Sensing of Environment*, 15, 201-212.
- Nelson, R., Krabill, W., & Tonelli, J. (1988). Estimating forest biomass and volume using airborne laser data. *Remote Sensing of Environment*, 24, 247-267.
- Nelson, R., Parker, G., & Hom, M. (2003a). A portable airborne laser system for forest inventory. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 69, 267-273.
- Nelson, R., Valenti, M.A., Short, A., & Keller C. (2003b). A multiple resource inventory of Delaware using airborne laser data. *BioScience*, 53(10), 981-992.
- Nelson, R., Short, A., & Valenti, M. (2004). Measuring biomass and carbon in Delaware using an airborne profiling LIDAR. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 19, 500–511. Erratum. 2005. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 20, 283–284.
- Nelson, R., Keller, C., & Ratnaswamy, M. (2005). Locating and estimating the extent of Delmarva fox squirrel habitat using an airborne LiDAR profiler. *Remote Sensing of Environment*, 96, 292-301.
- Nilsson, M. (1996). Estimation of tree heights and stand volume using an airborne lidar system. *Remote Sensing of Environment*, 56, 1-7.
- Office Québécois de la Langue Française (2006). Grand dictionnaire terminologique (en ligne), http://www.granddictionnaire.com/btml/fra/r_motclef/index1024_1.asp (vérifié le 19 novembre 2008).
- Reutebuch, S.E., Andersen, H.-E., & McGaughey, R.J. (2005). Light Detection and Ranging (LIDAR): An emerging tool for multiple resource inventory. *Journal of Forestry*, 103, 286–292.

- Sallenger, A.H., Stockdon, H.F., Fauver, L., Hansen, M., Thompson, D., Wright, C.W., & Lillycrop, J. (2006). Hurricanes 2004: An overview of their characteristics and coastal change. *Estuaries and coasts*, 29, 6A, 880-888.
- Schmugge, T.J., Kustas, W.P., Ritchie, J.C., Jackson, T.J., & Rango, A. (2002). Remote sensing in hydrology. *Advances in Water Resources*, 25, 1367-1385.
- Schulz, W.H. (2007). Landslide susceptibility revealed by LIDAR imagery and historical records, Seattle, Washington. *Engineering Geology*, 89, 67-87.
- Schutz, B.E., Zwally, H.J., Shuman, C.A., Hancock, D., & DiMarzio, J.P. (2005). Overview of the ICESat mission. *Geophysical Research Letters*, 32, L21S01.
- Thomas, V., Treitz, P., McCaughey, J. H., & Morrison, I. (2006). Mapping stand-level forest biophysical variables for a mixedwood boreal forest using lidar: an examination of scanning density. *Canadian Journal of Forest Research*, 36, 34-47.
- Webster, T.L., Murphy, J.B., & Gosse, J.C. (2006). Mapping subtle structures with light detection and ranging (LIDAR): flow units and phreatomagmatic rootless cones in the North Mountain Basalt, Nova Scotia. *Canadian Journal of Earth Sciences*, 43, 157-176.
- Wehr, A., & Lohr, U. (1999). Airborne laser scanning – an introduction and overview. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54, 68-82.
- Winker, D., Vaughan, M., & Hunt, B. (1996). The CALIPSO mission and initial results from CALIOP. *Lidar Remote Sensing for Environmental Monitoring VII*, 6408. 640902.
- Wulder, M.A., Dechka, J.A., Gillis, M.A., Luther, J.E., Hall, R.J., Beaudoin, A., & Franklin, S.E. (2003). Operational mapping of the land cover of the forested area of Canada with Landsat data: EOSD land cover program. *The Forestry Chronicle*, 79, 6, 1075–1083.

CHAPITRE 2 – REGIONAL ABOVEGROUD FOREST BIOMASS USING AIRBORNE AND SPACEBORNE LIDAR IN QUEBEC

« It is difficult to say what is impossible, for the dream of yesterday is the hope of today, and the reality of tomorrow”

- Robert H. Goddard

Note:

This chapter presents a collaborative project which forms my M.Sc. thesis research. My participation in this project began with the processing of all the lidar datasets and integrating them with the SRTM digital elevation model, as well as with data provided by Luc Guindon and André Beaudoin of the Laurentian Forestry Center, i.e. forest inventories, Landsat-7 ETM+ landcover map, and vegetation zone maps. The equations for estimating aboveground biomass from airborne lidar were then developed by Ross F. Nelson from the NASA Goddard Space Flight Center. I used these equations to link the airborne lidar estimates of biomass to GLAS data parameters. I then developed an algorithm allowing us to extrapolate GLAS estimates of biomass to the entire study area. This algorithm is based on the equations developed by Ross F. Nelson and presented in appendix of this article. Finally, I was the first author of an article based on this research which has been published in the journal, *Remote Sensing of Environment*. I wrote the initial drafts of all the sections in this article which were then subsequently corrected and revised by my co-authors. After receiving two reviews back from the editor, I worked with my co-authors to revise the manuscript and respond to the reviewers' comments.

This chapter has been published in the peer-reviewed scientific literature as:

Boudreau, J., R.F. Nelson, H.A. Margolis, A. Beaudoin, L. Guindon, D.S. Kimes. 2008. Regional aboveground forest biomass using airborne and spaceborne LiDAR in Québec. *Remote Sensing of Environment* 112: 3876-3890.

Abstract

Aboveground dry biomass was estimated for the 1.3 M km² forested area south of the treeline in the eastern Canadian province of Québec by combining data from an airborne and spaceborne lidar, a Landsat ETM+ land cover map, a Shuttle Radar Topographic Mission (SRTM) digital elevation model, ground inventory plots, and vegetation zone maps. Plot-level biomass was calculated using allometric relationships between tree attributes and biomass. A small footprint portable laser profiler then flew over these inventory plots to develop a generic airborne lidar-based biomass equation ($R^2 = 0.65$, $n=207$). The same airborne lidar system flew along four portions of orbits of the ICESat Geoscience Laser Altimeter System (GLAS). A square-root transformed equation was developed to predict airborne profiling lidar estimates of aboveground dry biomass from GLAS waveform parameters combined with an SRTM slope index ($R^2 = 0.59$, $n=1325$).

Using the 104,044 quality-filtered GLAS pulses obtained during autumn 2003 from 97 orbits over the study area, we then predicted aboveground dry biomass for the main vegetation areas of Québec as well as for the entire Province south of the treeline. Including cover type covariances both within and between GLAS orbits increased standard errors of the estimates by two to five times at the vegetation zone level and as much as threefold at the provincial level. Aboveground biomass for the whole study area averaged 39.0 ± 2.2 (standard error) Mg ha⁻¹ and totalled 4.9 ± 0.3 Pg. Biomass distributions were 12.6% northern hardwoods, 12.6% northern mixedwood, 38.4% commercial boreal, 13% non-commercial boreal, 14.2% taiga, and 9.2% treed tundra. Non-commercial forests represented 36% of the estimated aboveground biomass, thus highlighting the importance of remote northern forests to C sequestration. This study has shown that space-based forest inventories of northern forests could be an efficient way of estimating the amount, distribution, and uncertainty of aboveground biomass and carbon stocks at large spatial scales.

1. Introduction

Concerns about global climate change have highlighted the importance of finding efficient ways of quantifying terrestrial carbon stocks at regional, continental, and global scales. Inventories conducted at two points in time provide a potentially straightforward means of calculating the gain or loss of terrestrial aboveground carbon for a given period (Nelson *et al.*, 2003a). Such an approach will be valuable for monitoring changes in carbon stocks over multi-year periods due to changes in climate, natural disturbance, and/or land use activities. Such carbon inventories could also be useful for helping to evaluate claims that additional carbon has been sequestered in vegetation over large land areas as a result of mitigation efforts designed to reduce overall greenhouse gas emissions. Such inventories could also be useful in assessing the impacts of climate change, natural disturbances, deforestation, and/or forest management on the amount and distribution of regional carbon stocks and provide useful information for ecosystem management and biodiversity conservation. Furthermore, a reliable method for calculating spatially explicit changes in carbon stocks would place a powerful constraint on model-data fusion techniques that combine top-down inverse modeling with bottom-up ecosystem process modeling to optimize the calculation of the spatial distribution of carbon sources and sinks for monthly time steps at continental scales (Raupach *et al.*, 2005).

Ground inventories link tree metrics to their biomass using allometric relationships and then extrapolate these estimates to forest stands and to entire forest ecosystems (Botkin & Simpson, 1990; Botkin *et al.*, 1993; Penner *et al.*, 1997; Fournier *et al.*, 2003). However, the lack of a ground-based forest inventory in remote areas and the inconsistency of inventory methods between management units over large regions are major constraints to obtaining reliable large-scale biomass estimates using ground-based techniques. Moreover, ground inventory campaigns require a huge effort over large areas and are not well suited for detecting changes because a single measurement campaign can extend over several years.

A potentially interesting way of obtaining a nearly instantaneous overview of terrestrial carbon stocks is to use Earth observation satellites that acquire information over large areas

at regular intervals (e.g., Castro *et al.*, 2003). However, Hyde *et al.* (2006) report that passive multispectral and hyperspectral sensors are of limited use especially in dense forests since they have difficulty penetrating beyond upper canopy layers and interferometric synthetic aperture radar (InSAR) does not seem to reach the desired accuracy unless a forest is structurally homogenous and has relatively low biomass. Light Detection And Ranging (LiDAR), on the other hand, is perhaps the most promising remote sensing technology for estimating biomass since it directly measures vertical forest structure by measuring the distance between the sensor and a target surface (Means *et al.*, 1999; Lefsky *et al.*, 2002).

Lidar makes use of the close link between vegetation height and other biophysical characteristics of the vegetation (Dubayah and Drake, 2000; Reutebuch *et al.*, 2005). Even though tree diameter at breast height (DBH) is the primary predictor used to estimate aboveground biomass of ground plots, Nelson *et al.* (2003a, 2004) demonstrated that tree height obtained from airborne lidar can also be a good predictor of biomass for large-area averages. Such small footprint airborne lidar systems are available on a commercial basis and are now used at the operational level in forest resource inventories (Næsset *et al.*, 2004; Thomas *et al.*, 2006; Næsset 2007). For example, Næsset & Goabakken (2008) were able to explain 88% and 85% of the variability in aboveground and belowground biomass, respectively, for 1395 sample plots in the coniferous boreal zone of Norway. Airborne systems usually record only the first and last return of the emitted energy that is reflected by either the vegetation or the underlying topography and have footprints of sub-meter size. Other studies have demonstrated that waveform lidar systems with footprint sizes of ten to 25 meters can also provide accurate data to map canopy structure and biomass (Blair *et al.*, 1999; Means *et al.*, 1999; Drake *et al.*, 2002).

The application of airborne lidars to forest biomass assessment still has its challenges. Estimating the biomass of hardwoods is more difficult than it is for conifers (Popescu *et al.* 2003, Næsset 2004, Lefsky *et al.* 1999a,b). This is probably related to growth form, since tree heights are more strongly related to the volume and biomass of trees that exhibit apical dominance. Deliquescent tree forms, e.g., hardwoods, put greater amounts of woody biomass into lateral branches, thereby making the height-volume or height-biomass

relationship noisier. Clark *et al.* (2004) found that slope, stand density, stand structure, and difficulties with determining ground elevation complicated the relationship between lidar and ground estimated tree heights for a tropical landscape in Central America. They showed a stronger correlation of lidar metrics with average stand height than for individual trees and the correlations were particularly low for trees in irregular, old growth forests and were higher for uniform plantations. Detecting changes in biomass between two points in time is particularly challenging since the estimate can be influenced by differences in instruments, geolocation, slope, and ground detection between the two sample acquisitions.

The Geoscience Laser Altimeter System (GLAS), onboard the Ice, Cloud and land Elevation Satellite (ICESat), is a full waveform digitizing lidar system with a nominal footprint size of ~65 m that acquires information on topography and the vertical structure of the vegetation (Harding & Carabajal, 2005; Brenner *et al.*, 2003). While designed primarily for mapping the polar ice sheets (Zwally *et al.*, 2003), GLAS data have been shown to have a fairly close correlation with canopy height and aboveground biomass measured on ground plots in tropical and temperate forests (Lefsky *et al.*, 2005; Helmer & Lefsky 2006). As the ICESat satellite acquires a consistent dataset that samples all of the Earth's vegetated surfaces on a 91-day repeat cycle, it is possible that these data can be used to obtain both regional and global estimates of aboveground biomass. However, multiple scattering of laser energy in canopies is a complex process that is dependent on wavelength, the amount of transmission through foliage, and the three-dimensional distribution of canopy components (Brenner *et al.*, 2003). Furthermore, GLAS was designed to sample large, non-contiguous footprints within which slope and rough topography can confound the energy return over vegetated areas, thus making it more difficult to relate the signal to the structural characteristics of the vegetation (Harding & Carabajal, 2005). Variations in laser power over time are an additional confounding factor (Harding and Carabajal 2005). Therefore, it is important to evaluate the accuracy, precision, and sources of uncertainty involved in using GLAS for large-scale biomass estimation in different regions of the world.

This article reports on such an evaluation using the 1.27 million km² of northern temperate and boreal forest in the eastern Canadian province of Québec. Our basic approach was (a) to relate treed aboveground dry biomass (Mg ha⁻¹) obtained from a series of 207 ground plots located in different parts of the study area to height measurements obtained from an airborne lidar system; (b) to fly the airborne lidar along several GLAS transects to relate the airborne biomass estimates to the 1,325 quality-filtered GLAS waveforms with a model that used a square-root transformation of the dependent variable; and (c) to then use the 104,044 quality-filtered GLAS pulses available from 97 orbits over Québec during autumn 2003 and a Landsat-derived cover type map to estimate the treed aboveground biomass and its associated uncertainty for each cover type in the study area. Finally, we compare our estimates with other aboveground biomass estimates available in the literature and discuss how our results can be used to develop approaches for reliably estimating biomass at biome and global scales.

2. Data

2.1. ICESat GLAS laser altimetry data

Since January 2002, the ICESat satellite has been orbiting the Earth at an altitude of 600 km with a 94° inclination. During most of its operating life, it has been programmed for a 91-day orbital repeat cycle. The GLAS sensor onboard ICESat acquires altimetry data using a 1064-nm laser operating at 40 Hz, resulting in a nominal footprint of ~65 m diameter on the Earth's surface with each pulse separated by 172 m postings (Schutz *et al.*, 2005). The laser pulse at ground level is actually in the form of an ellipse and its size varies over time as a function of the power output from the laser (Harding and Carabajal, 2005). The waveform recording sensors obtain data on the time variations in the intensity of the energy returned from a laser pulse, thus providing information on the vertical distribution of the canopy structure (Lefsky *et al.*, 2002). The GLA14 product (<http://nsidc.org/data/icesat/data.html>) extracts information from these complex waveforms recorded over vegetated land by fitting up to six Gaussian distributions to the waveform to describe different waveform peaks that correspond to different features of the vertical

structure of the vegetation and the underlying topography (Harding and Carabajal, 2005). Figure 1 shows a typical waveform return profile over a boreal forest site having modest topographic relief.

Several variables related to vegetation structure can be extracted from the GLAS waveforms. The total waveform length (*wflen*), corresponding to the distance between signal beginning and signal end, provides information on vegetation height although it is combined with the effect of topographic slope (Lefsky *et al.*, 2005). The position of the peaks from the six Gaussian distributions that are fit to the waveform can help to distinguish canopy from ground topography. Harding and Carabajal (2005) proposed using the distance from the signal beginning to the last peak (*h14*) to estimate the maximum canopy height, the last peak representing the ground topography. In some cases, however, the last peak is not a good representation of the ground location, e.g., when the last peak has low amplitude and another peak with relatively high amplitude is close to it. In such cases, the higher amplitude peak should probably be used to represent ground height (*alt_h14*). The centroid of the waveform corresponds to the height where half of the return energy is above and half below (*centroid*) (Ranson *et al.*, 2004a, 2004b). The front slope angle (θ) is defined as the angle between the vertical vector representing zero height and the vector running between signal beginning and the first peak representing the canopy (Figure 1).

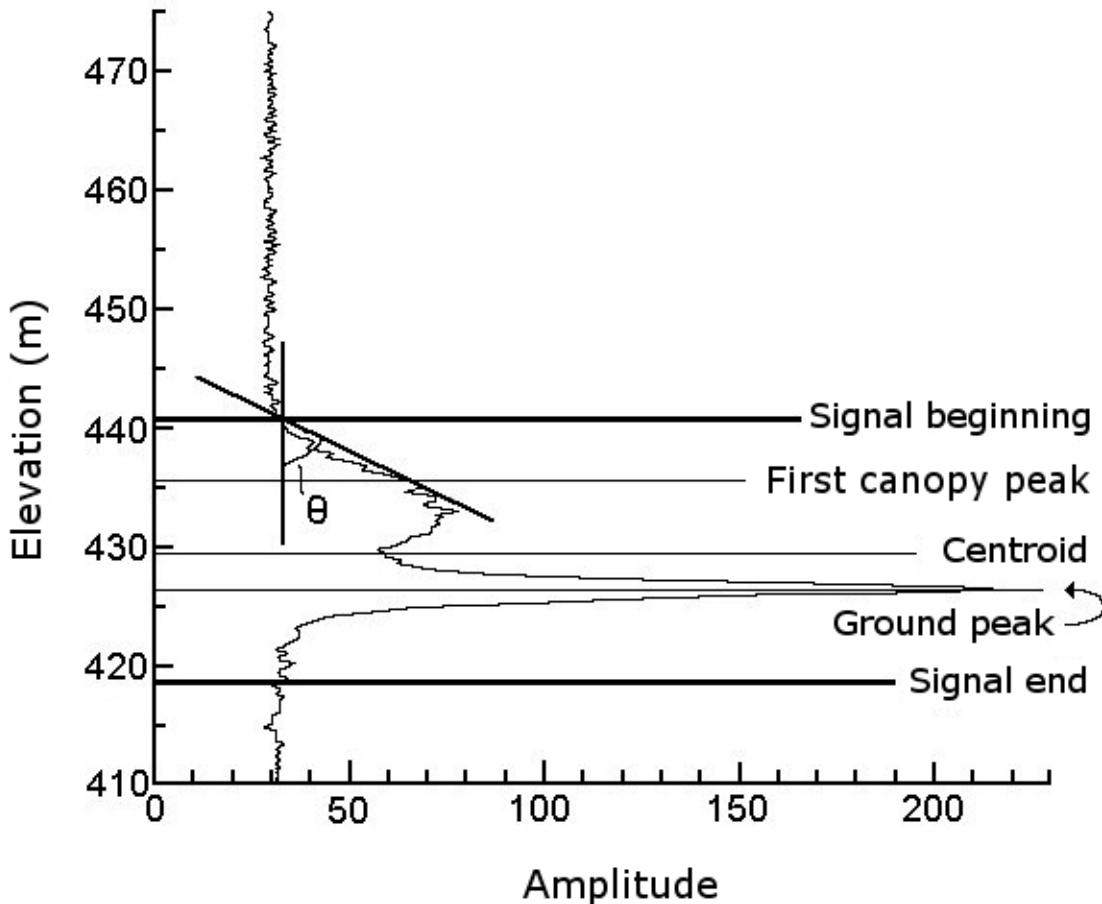


Figure 1. A typical waveform profile for a GLAS shot over dense conifer in Québec's boreal forest showing some of the different measurements derived from the waveform. First canopy peak refers to the height of the first Gaussian peak calculated from the GLAS waveform and should correspond to the uppermost portion of the canopy. The leading edge, (θ), is defined as the slope between signal beginning and this first Gaussian canopy peak. The leading edge is used in the PALS-GLAS regression described in section 3.2.

In this study, a GLAS dataset (version 26 of the Laser 2a operational period) was collected over a larger acquisition window (September 27 to November 18, 2003) within which we selected a subset (October 9 to 21, 2003) to use with the airborne data. The larger dataset contained 104,044 GLAS records from 97 orbits. The subset of data set consisted of four sections of the satellite's ground track orbit over Québec for a total of 1,325 footprints across the study area from north to south.

2.2. Airborne laser profiler data

The Portable Airborne Laser System (PALS) is a profiling lidar designed to fly aboard a small helicopter or fixed-wing aircraft (Nelson *et al.*, 2003b). The system digitizes the first and last return of the 905 nm laser recording at 200 Hz, for nominal footprints of 0.45 m spaced by 0.25 m postings when the sensor is flying at 200 m altitude (Nelson *et al.*, 2003b). PALS has proven its capacity to estimate canopy heights and predict biomass in various forested cover types and densities (Nelson *et al.*, 2003b; Nelson *et al.*, 2004). Nelson *et al.* (2003) found a root-mean-square error (RMSE) of 0.55 m when applying PALS to measure the height of buildings where we know precisely where the laser pulse stopped its downward trajectory. Since forests are irregular porous surfaces, the RSME estimate of building height is probably the most accurate way to estimate the precision of PALS, although this RMSE obviously also includes error in our ground measurement of building height. Figure 2 shows the laser profile from PALS for the land area captured in the waveform shown in Figure 1. The PALS profiles provide the data required over a given flight segment to derive the mean height for all laser shots (\bar{h}_a) and for canopy shots only (\bar{h}_c), the quadratic mean height of all shots (\bar{h}_{qa}) and for canopy shots only (\bar{h}_{qc}), the mean height of the three tallest trees ($mh3$), their variance, the cover density (g), and the decile heights ($h10$, $h20$, ..., $h100$). PALS is also equipped with a differential Global Positioning System (dGPS) receiver and a charge-coupled device (CCD) video camera with GPS video titling. The GPS receiver was a Garmin GPS V and the dGPS corrections were provided by the Canada-wide dGPS Service (CDGPS) for the data acquired north of 50° N latitude, and by the Wide Area Augmentation System (WAAS), for differential positioning south of 50°N.

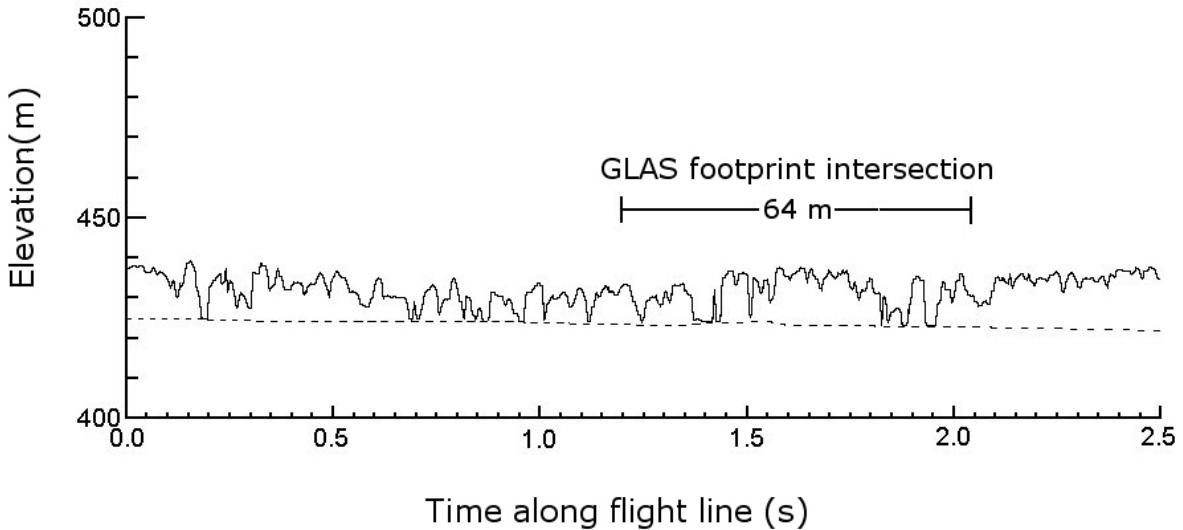


Figure 2. A PALS profile over the GLAS footprint shown in Figure 1. The dashed line represents the ground spline fit to the last pulse returns received by the profiling system.

In August 2005, an aircraft equipped with the PALS system flew over portions of four GLAS orbits within the study area, acquiring over 15 million data records. In total, over 4600-km of GLAS transects were flown by PALS. PALS data were also collected over 207 ground inventory plots (see next section for plot descriptions). After completion of the flights, all the PALS data were processed, an operation that involved separating canopy hits from ground hits. This semi-automated operation was conducted using a procedure (Nelson *et al.*, 2003) developed with the Interactive Data Language (IDL) programming language. The ground hits in each PALS transect were sampled using a moving window that retains only the lowest shots and a spline was fit to this sampling of ground hits to reconstruct the ground surface. An operator then manually adjusted the spline to represent the ground as realistically as possible. The difference between the height of the upper canopy and the spline curve allows us to estimate the canopy height at any point along a transect. A threshold of 2-m was set to reject records of low height as this would likely be the result of minor variations in micro-topography (Naesset, 1997). Figures 3a and 3b present an overview of the lidar data available in the study area.

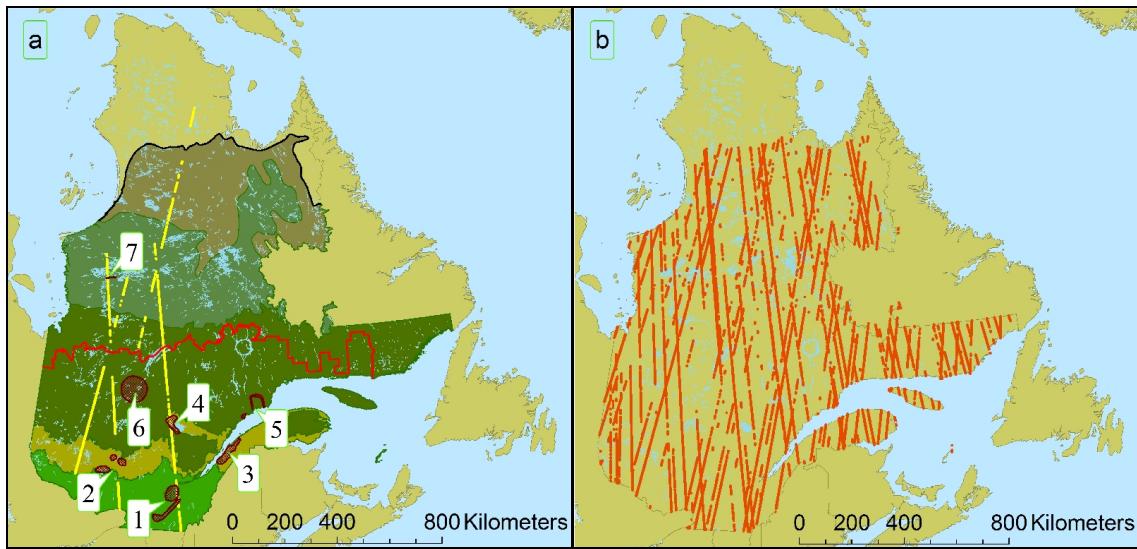


Figure 3. Overview of the study area. (a) Regions where ground plots were sampled by PALS (brown spots), GLAS transects sampled by PALS (yellow lines), limit of the commercial forest (red line), and northern treeline (black line). The background shows, in different colors, the five vegetation zones: (from south to north) northern hardwood, northern mixedwood, boreal, taiga, and treed tundra. Ground plot regions are given a number where 1=Trois-Rivières, 2=Mont-Laurier, 3=Rivière-du-Loup, 4=Lac-Saint-Jean, 5=Baie-Comeau, 6=Chibougamau, 7=Radisson. (b) All spaceborne GLAS transects from the 2a acquisition (orange lines). All transects were used in the current study.

2.3. Forest inventory plot data

A database of ground inventory plots was assembled at the Laurentian Forestry Centre (LFC) of the Canadian Forest Service (CFS). It regrouped data from two sources, temporary sample plots (TSPs) from the Ministère des Ressources Naturelles et de la Faune du Québec (MRNFQ) and TSPs collected within the Canadian Forest Service's EOSD (Earth Observation for Sustainable Development of forests) and ECOLEAP (Extended Collaboration to Link Ecophysiology and Forest Productivity) projects. Provincial inventory plots are selected according to a rigorous statistical stratification procedure for all the merchantable forests in Quebec. Within this larger sample, seven areas were selected in

different parts of the province for aircraft measurements of ground plots. The idea was to sample as many ecozones as feasible given several significant logistical constraints related to flight planning. This included the need to have a significant number of recently measured ground plots within a limited area that were located on fairly flat terrain (<10% slope) with no dangerous topographic features (cliffs, mountains) in the way of the aircraft. Since the PALS data are acquired at low flying altitudes (~200 m), areas with steep slopes perpendicular to the flight line had to be avoided and proximity to local airports had an influence on the final choice of plots.

Within a given sampling area, the plots were selected to obtain as wide a range of biomass as possible from the available plots. The objective for this portion of the study was to develop the ground-to-air regression equations; it was not to conduct a comprehensive and representative aircraft and plot sampling of Québec's forests. This latter objective was accomplished with the GLAS-PALS sampling and overall GLAS analysis described in sections 3.2 and 3.3. Table 1 shows the number of plots flown by PALS and their characteristics for the seven different regions of the study area.

Table 1. Description of ground inventory plots for each ground plot study area.

Region Name	no.	# of plots	Average biomass (Mg ha ⁻¹)	Average DBH (cm)	Modal height class (m)	Dominant tree species
Trois-Rivières	1	4	127.8	4.2	7-12	Sugar maple, beech, birch, aspen, basswood, ash
Mont-Laurier	2	26	63.3	4.1	7-12	Sugar maple, yellow birch, beech, eastern hemlock
Rivière-du-Loup	3	11	84.2	4.8	12-17	Balsam fir, yellow birch, white spruce, sugar maple
Lac St-Jean	4	36	61.4	5.3	4-7	Balsam fir, yellow birch, white spruce, sugar maple
Baie-Comeau	5	37	81.9	6.4	7-12	Balsam fir, white birch, white spruce, black spruce, jack pine
Chibougamau	6	38	81.2	6.1	7-12	Black spruce, balsam fir, white birch, aspen poplar
Radisson	7	26	34.5	4.5	7-12	Black spruce

In the areas of Québec where the forest is commercially exploited (south of the red line in Figure 3a), the ground plot forest inventory was conducted primarily by the MRNFQ. 17,832 temporary sample plots (TSPs) located with a GPS are available for the years 1998 to 2003. Each of these circular plots have a radius of 11.28-m, for a total area of 400-m². Species and diameter at breast height (DBH) of trees with a DBH larger than 9 cm were recorded. In the center of the plot, a sub-plot of radius 3.57 m (40 m²) was established. In this sub-plot, trees with a DBH smaller than 9 cm were counted and DBH and species were recorded. TSPs are located along transect lines, each transect line usually contained five

TSPs, although there could be up to ten TSPs under some circumstances. The center of the plots were located with a GPS with an error that can reach as much as 15-m. Additional information on these plots is available in MRNFQ (2003a).

Several TSPs were jointly established by the federally sponsored EOSD and ECOLEAP projects. These plots were mostly designed to calibrate and validate methods to estimate aboveground biomass using optical data within the EOSD biomass mapping component (http://www.eosd.cfs.nrcan.gc.ca/biomass/index_e.html) and were therefore highly suitable for the purpose of the present study. The protocol used for these plots is based on the MRNFQ ground inventory methodology except that the center sub-plot was 3.99-m radius (50 m²) and the DBH limit for small trees was 5 cm as many plots were established in non-commercial coniferous stands with many small trees. Plot centers were located using a handheld GPS with differential CDGPS corrections, with an accuracy of 10-m. The EOSD plots selected for this study were located either (a) in the vicinity of the Fluxnet-Canada mature site (Eastern Old Black Spruce) flux tower near Chibougamau, Québec (49.7°N, 74.3°W) (Bergeron *et al.*, 2007) and measured during 2003 and 2004 or (b) near Radisson, Québec (53.8°N, 77.6°W) and measured from 2002 to 2004.

2.4. Landsat-7 ETM+ land cover map

Extrapolating the results from the initial part of our work to the entire study area required a continuous representation of the forest cover. The EOSD project produced a land cover map of the forested lands of Canada primarily from Landsat 7 ETM+ data (Wulder *et al.*, 2003). The final product, completed in 2006, is a 25-m resolution raster map available through a worldwide web data portal in 1:250,000 map sheets in GeoTiff format (<http://eosd.cfs.nrcan.gc.ca>). In provinces outside of Québec, the maps were produced from transformation and translations of already undergoing provincial projects. While some of the Canada's coverage was produced using K-means unsupervised classifications (Wulder *et al.*, 2003), the 95 Landsat scenes in Québec were classified in a slightly different manner using the Enhancement-Classification Methodology (ECM), a method suitable for large scale mapping based on image enhancement, filtering and visual interpretation for the

progressive class labelling of unsupervised k-means clusters down to the desired number of useful thematic classes (Beaubien *et al.*, 1999). The images were all acquired in the peak growing season of 1998 to 2003. This required the purchase of around 35% of the 95 images used for the specific use of the EOSD classification for Québec. To fill in some gaps due to clouds and get full coverage of the area, a few scenes from Landsat-5 TM were also integrated into the classifications. Out of the 22 land cover classes, there are two classes of shrubs, three classes of wetlands (including one with shrubs and one with trees), and nine classes of forest. These nine forest classes include coniferous, broadleaf, and mixedwood forests each with three density levels.

The accuracy of EOSD land cover classification in Québec is not yet well characterized. Consequently, inaccurate classifications are a potential source of error in the current study that we are not able to quantify. However, a field test in the sub-arctic area around Radisson (53.8°N, 77.6°W) showed 78% correct classification. Validation studies are ongoing in the Abitibi region.

2.5. Vegetation zone map

This vegetation product was produced by the MRNFQ and delineates the major vegetation zones and bioclimatic domains of Québec (MRNFQ, 2003b). The delineations are determined by climatic factors as influenced by both latitude and elevation for which Québec is divided into six vegetation zones. The northern temperate forest includes two of these zones, (1) the deciduous forest in the south, characterized by sugar maple (*Acer saccharum* Marsh.), yellow birch (*Betula alleghaniensis* Britton), American beech (*Fagus grandifolia*), bitternut hickory (*Carya cordiformis* (Wangenh.) K. Koch), and basswood (*Tilia americana* L.), and (2) the northern mixedwood forest represented primarily by mixtures of yellow birch and balsam fir (*Abies balsamea* (L.) Mill.). The boreal area is represented by three vegetation zones. (1) The continuous boreal forest in the southern portion of this area consists primarily of mixed stands of white birch (*Betula papyrifera* Marsh.) and balsam fir as well as stands of either black spruce (*Picea mariana* (Mill.) B. S. P.) or jack pine (*Pinus banksiana* Lamb.) that are sometimes mixed with trembling aspen (*Populus tremuloides* Michx.). (2) The taiga, is dominated by lichen - black spruce stands

and jack pine stands to a lesser extent. (3) The northern portion of this area is the forested tundra of which the northern limit is the northern treeline, denoted by the black line circumscribing the treed tundra vegetation zone in Figure 3a (see also:

<http://www.mrnf.gouv.qc.ca/forets/connaissances/connaissances-inventaire-zones-carte.jsp>). The sixth vegetation zone is the arctic, which was not included in this study based on prior knowledge of the absence of trees in this area.

The red line in Figure 3 represents the northern limit of commercial operations in the boreal forest. Therefore, the continuous boreal forest was then divided into two portions, south and north of this red line. Thus, for reporting purposes, we used a total of six vegetation zones: (1) northern hardwood, (2) northern mixedwood, (3) boreal commercial, (4) boreal non-commercial, (5) taiga, and (6) treed tundra.

2.6. SRTM digital elevation model

To investigate the ability of GLAS to detect vegetation height, information on ground topography was required. The Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) took place during 11 days in February, 2000 and acquired full coverage elevation data of the land area between 60°N and 56°S latitude (Sun *et al.*, 2003). The resulting 90-m resolution digital elevation model (DEM) covers our entire study area. Information on slopes can be derived from this DEM using a 3x3 moving window. To determine the effect of topography on the GLAS waveforms, Lefsky *et al.* (2005) used a terrain index, defined as the difference between the maximum and minimum SRTM elevation value (*range*) in a 3x3 window centered on the pixel of interest. We followed this methodology to calculate both slope (in degrees) and the terrain index (*range*), in meters. Figure 4 illustrates how the different layers of information were overlaid.

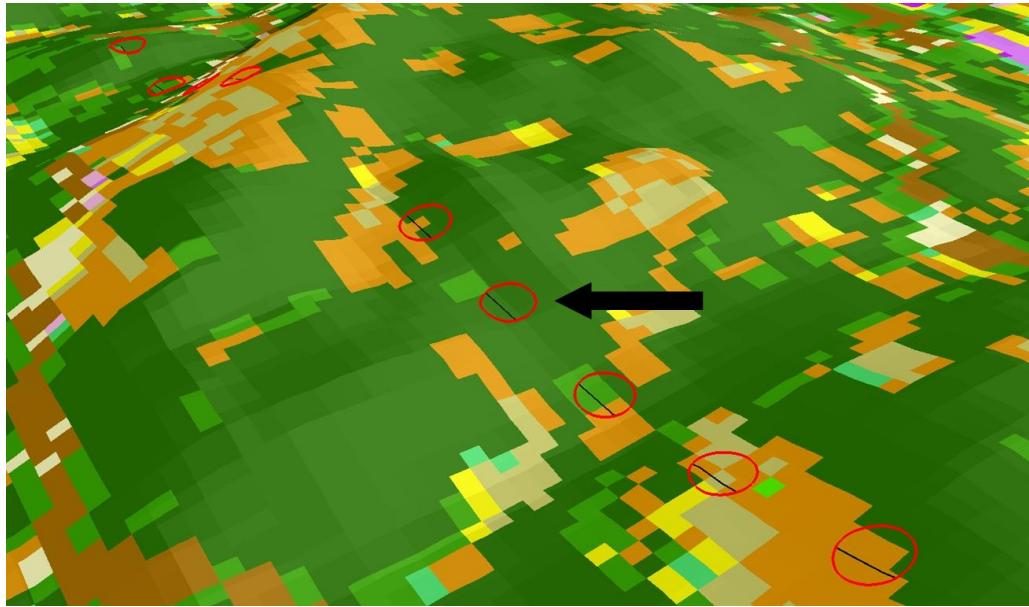


Figure 4. Representation of the GLAS footprints on the ground (red circles) with intersection of the PALS flight lines (black lines). The DEM is a resampling of the SRTM DEM from 90-m to 30-m represented with a vertical exaggeration of 4 and a hillshade effect. The EOSD Landsat ETM+ land-cover map is shown in the background. The black arrow points at the GLAS shot represented in Figure 1.

3. Methods

3.1. Developing airborne lidar biomass estimates

Biomass was calculated for each ground sample plot using a subset of the 33 species-specific equations developed by Lambert *et al.* (2005) for which diameter at breast height (dbh) is the independent variable. There were 38 species present in the ground plots that were selected for PALS overflights of which 22 had species-specific equations. These 22 species accounted for more than 98.5% of the biomass. For the other 16 tree species, we used substitute equations that were selected from the closest taxonomic group for which a species-specific equation was available. All of the species which required substitute equations were fairly rare and were not species that typically attain large size (e.g. *Acer pensylvanicum*).

Those sections of the PALS transects that crossed the 11.3-m radius ground inventory plots were extracted and used to calculate the lidar variables. From the total 413 plot crossings, a filtered dataset was constructed consisting of 207 plot crossings. The selected crossings were all within 10 m of the plot center and had homogenous land cover within 30 m of the center as determined by the video recorder mounted on board of the aircraft. Since the ground plots were inventoried between 2000 and 2002 but the PALS flight were conducted in 2005, particular attention was paid to detecting changes due to fire, logging, windthrow, insects and diseases that might have occurred between these dates. Such plots were removed based on an obvious disagreement between the ground plot data and the laser measurements and/or video records.

This ground plot filtering process was also necessary because of location errors in both the ground data and the laser data. Due to the time delay in recording the aircraft position in the laser data stream, the latitudes and longitudes recorded in the PALS data were delayed by about 0.65 seconds. At a nominal flight speed of 50 m/s, the cumulative delays amount to an along-track location error of ~30 to 35 m. This near-systematic error was mitigated by shifting the records along the track according to the current flight speed and orientation. The aircraft attitude represents another source of error in the PALS ground location. PALS does not record information on the roll, pitch, and yaw of the aircraft, although the pilot was instructed to cross each plot with wings level to mitigate this unknown source of error. Finally, there is also an unknown error associated with the location of the ground plots that we believe could be as high as 15 m in some cases.

The plots were represented in a Geographic Information System (GIS) as 11.3-m radius circles centered on the plot coordinates (Figure 4). For each plot crossed by PALS, the PALS height variables were extracted (see Data section). Vegetation zone and EOSD land cover were also extracted for each plot. This resulted in a dataset that combined ground plot biomass, PALS metrics describing forest structure, and qualitative plot information such as the land cover type and the stand density class. This dataset was used to develop two sets of parametrically-derived simple linear regressions to predict aboveground biomass using SAS Version 9.0. The first regression was a generic biomass equation

developed using all 207 crossings across all vegetation zones and cover types. The second was a set of biomass equations, stratified by vegetation zone and, when possible, cover type within vegetation zone. Because of limited sample sizes, the Northern Hardwood and Mixedwood vegetation zones were combined into a joint Northern Hardwood-Mixedwood zone (NHM) for the stratified equations.

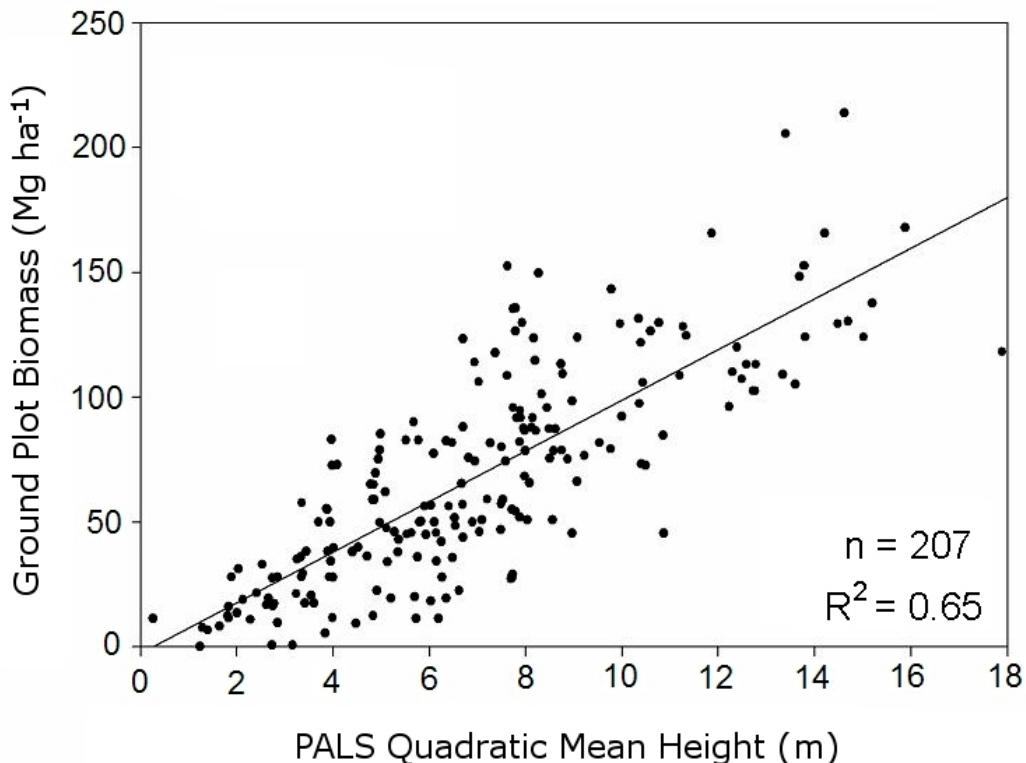


Figure 5. Quadratic mean height (h_{qa}) derived from the airborne lidar (PALS) vs. ground measured biomass for 207 field plots located in seven different regions of Québec.

3.2. Relating PALS biomass estimates to GLAS waveform parameters

The footprints from the GLAS laser shots along the four selected orbits of ICESat were incorporated into the GIS as circles centered on the footprint center (Figure 4). A diameter of 64-m was used since this is the nominal footprint size for ICESat acquisitions L1-L2c, L3a and L3b (Abshire *et al.*, 2005). Each acquisition represents a period ranging from 33 to 38 days when GLAS was collecting data. The PALS transects along these orbits were

overlaid on to the GLAS footprints and the various height statistics for the PALS transects within each footprint were derived. From these PALS measurements, PALS estimates of biomass were calculated for each GLAS footprint so we could develop a new regression equation between the PALS –derived biomass and various GLAS metrics (described below). Vegetation zones were also extracted for each GLAS footprint along with the EOSD Landsat ETM+ land cover and SRTM DEM information.

The first step in filtering those GLAS data that were used to develop the predictive regressions was to remove records associated with water and those records where no land cover information was available due to clouds obscuring the ETM+ observations. Second, pulse returns falling in the maximum range bin of 255 were removed. Such pulses are associated with cloud contamination. Third, a maximum vegetation height of 40 m was set for both the PALS (\bar{h}_{qa}) and GLAS (h_{14}) data. Although 40 m was the maximum tree height recorded in the entire TSP database for the study area, trees higher than 30 m are very rare in Québec. Fourth, only shots falling within a 100% homogenous land cover were retained. Finally, 20 pulse returns had a value of $wflen$ greater than 50 m and these pulses were removed since they tended to greatly skew the relationships. Note that the variable, $wflen$, is the total waveform height including the full spread of the ground return, whereas h_{14} is the distance from signal beginning to the top of the ground peak. They probably differ most when there is an effect of local topography that does not show up in the SRTM map.

Regressions were developed between GLAS h_{14} and PALS \bar{h}_{qa} (see Data section) to determine the impact of the selected filters on GLAS data quality. Using SAS, regressions were formulated to link PALS estimates of aboveground dry biomass to GLAS waveform parameters. Dry biomass refers to the weight of the plant matter exclusive of any water in the tissues. It is the standard biomass measurement used in ecology since water contents can vary dramatically over short periods of time after harvest and before weighing and it is closely related to the carbon stocks.

Lefsky *et al.* (2005) used a parametric multivariate regression model based on the total waveform extent (*wflen*, from GLAS), terrain index (range, from SRTM), and the leading edge extent where this latter variable is described as the vertical distance between signal start and the topmost peak of the waveform. In our data set, variable selection procedures identified the slope of the leading edge (*fslope*) as being more informative than the vertical extent (*range*). This *fslope* variable (θ), defined by the slope between signal beginning and the first Gaussian canopy peak, provides information on canopy density and the vertical variability of the upper canopy (Figure 1). Several GLAS vegetation height variables were compared (*wflen*, *h₁₄*, *alt_h₁₄* and *centroid*). The *range* and θ variables were included in the regression, both separately and combined. The best possible subset algorithm in SAS selected a model that used *range*, θ , and *wflen* as an estimator of canopy height. The other variables, such as several combinations of the six Gaussian peaks fitted to the waveform, were rejected because of collinearity issues with *wflen*.

Residual analysis of the model indicated strong heteroskedasticity¹. A square-root transformation of the dependent variable (PALS biomass) was employed to mitigate this issue (Gregoire *et al.*, 2007). A log transformation was also tested, but plots of residuals indicated that the square-root transformation was much better at resolving heteroskedasticity and better linearized the PALS biomass-GLAS height relationship. A weighted regression was also tried, but the results were not any better. Attempts were made to produce stratified PALS-GLAS equations, but a paucity of data in some strata and poor fits in other strata ($R^2 \sim 0.1$) precluded the use of these stratified equations. Consequently, we decided to work with one single non-stratified PALS-GLAS equation.

This generic equation was then used to develop biomass estimates for the entire study area. A $\sqrt{\text{biomass}}$ estimate was calculated for each GLAS pulse and the following back transformation was applied, as per Eq. 13 in Gregoire *et al.* (2007):

$$\hat{b}_G = \left(\sqrt{\hat{b}_G} \right)^2 + \hat{s}_{reg}^2 \quad (1)$$

¹ Heteroskedasticity refers to an inconstant distribution of the variance i.e the error terms vary with the independent variable.

where \hat{b}_G = GLAS pulse estimate of aboveground dry biomass, in Mg ha⁻¹ and \hat{s}_{reg} = root mean square error associated with the regression of the generic equation. Gregoire *et al.* (2007) noted that this back-transformation is conservatively biased but that in most cases, the bias is near zero. Furthermore, the results of the unbiased back-transformation that they propose differed very little from those obtained using Equation (1), e.g., mean values differed by less than 0.1% for the data used in our study (results not shown).

We attempted to consider the impact of prediction error from the regression on biomass estimates by randomly adding noise to the dataset, thus creating new GLAS data sets that included this noise. This is described in further detail at the end of the following section.

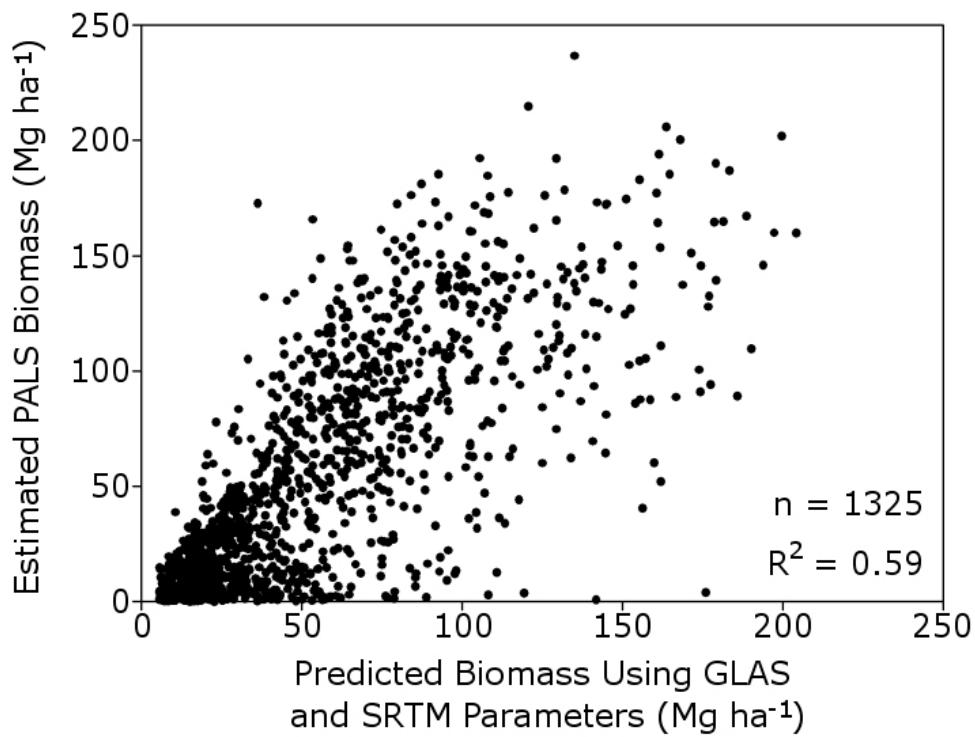


Figure 6. Biomass estimated using PALS-ground equations for GLAS pulses sampled by PALS (Table 2) versus biomass estimates for the same pulses developed from the regression using the GLAS and SRTM parameters (Equation 2, page 60).

3.3. Extrapolating GLAS biomass estimates to the study area

GLAS estimates of aboveground dry biomass were computed for all 104,044 filtered GLAS shots available over the study area from the Laser 2a operational period (e.g., <40 m height, homogenous land cover, saturation index<1, etc.). For each of the 97 GLAS orbits, biomass estimates were computed for each Landsat EOSD cover type within each vegetation zone. At this phase, the sections of the GLAS orbits within each cover type and each vegetation zone became the basic sampling unit.

The biomass estimates for each Landsat cover type within each of the six vegetation zones were obtained from a weighted sum of the GLAS flight lines falling within each cover type for a given vegetation zone. The weights were based on the number of GLAS pulses within each orbit for each cover type within each vegetation zone. The equations that we used are based on equations presented in Nelson *et al.* (2004), modified to reflect the fact that we are working with individual GLAS pulses within an orbit instead of lengths of profiling laser segments within flight lines. Note that for pulses within a cover type within an orbit, spatial autocorrelation is not an issue because we take the average for the orbit and this average value for the orbit is the sampling unit in subsequent analyses. Standard errors would have been much lower if we had used individual shots as the sampling unit, but then autocorrelation would have been a problem. For estimates made between cover types within an orbit, there is a positive covariance (autocorrelation), so we calculated the covariances within and among orbits as described below.

The equations used for calculating biomass estimates and their associated variances are described in the Appendix. The procedure involved calculating (a) biomass ha^{-1} for a given cover type, by orbit, within a given vegetation zone (Eq. A-1); (b) biomass estimates for cover types within a vegetation zone (Eq. A-2); (c) the variance of the cover type estimates (Eq. A-3); (d) biomass estimates for vegetation zones within the Province (Eq. A-4); (e) variances (Eq. A-5) and covariances (Eqs. A-6 and A-7) for the vegetation zone estimates; (f) Provincial-level biomass estimates (Eq. A-8) and (g) Provincial-level variances calculated either without inclusion of covariances (Eq. A-9) or with inclusion of covariances (Eqs. A-10 and A-11).

For the study area estimates, we also took advantage of the information provided by the Landsat land cover classification to identify GLAS shots that should be excluded because they are associated with a cover type that does not normally have significant biomass, e.g., ice, bare ground.

In this biomass statistical generalization process, we used a parametrically derived, implicitly linear equation to relate PALS estimates of biomass to GLAS waveform parameters. The prediction error, or scatter about the regression line, may introduce an important source of variation compared to the standard errors of the estimates of biomass that are normally reported. This prediction error represents, for each GLAS waveform used in the scaling-up process, an uncertainty in predicted biomass. To account for the influence of this additional uncertainty, we perturbed each GLAS estimate of biomass by adding prediction error (Nelson *et al.* 2007). The IDL function RANDOMN was used to generate normally-distributed random numbers with a mean of zero and variance of one. This random value was multiplied by the RMSE of the predictive regression equation and by a prediction error term reported by Myers (1990, pg. 112) and utilized by Nelson *et al* (2007). This random error, when added to the predicted values of biomass, resulted in a new dataset with the biomass variability at the individual shot level characterized by this prediction error. However, introducing prediction error into a square-root transformed model can result in a positive bias in the estimates (see Discussion, section 5.3)

4. Results

4.1. Ground plots to PALS

We developed two sets of equations to link the PALS data records to the ground plot biomass (Table 2); (1) a generic equation using \bar{h}_{qa} that has an R^2 of 0.65 (Figure 5) and (2) seven equations stratified for different combinations of vegetation zones and cover types. This latter set of equations used several PALS height variables ($h70$, \bar{h}_{qc} , \bar{h}_a , and \bar{h}_{qa}) sometimes combined with crown closure (g) and yielded R^2 values between 0.51 for deciduous boreal stands to 0.73 for deciduous stands in the NHM vegetation zone (Table 2).

Table 2. The stratified and the generic regression equations for PALS biomass based on regressions between biomass derived from ground inventory plots and PALS data acquired over these plots. The PALS metrics were calculated for PALS pulses falling within the 22.6-m diameter circles representing each ground plot.

PALS metric	Slope	Intercept	R^2	RMSE Mg ha ⁻¹	n	Ground Inventory Biomass			
						CV (%)	Mg ha ⁻¹	Max. Mg ha ⁻¹	
Generic	\bar{h}_{qa}	10.15	-2.53	0.65	25.5	207	62.3	0.2	213.9
Northern Hardwood-Mixedwood / Deciduous	$h70$	9.61	-19.91	0.73	20.6	37	79.6	0.2	137.6
Northern Hardwood-Mixedwood / Mixedwood	$(\bar{h}_{qc})(g)$	0.10	2.48	0.51	38.7	24	65.8	11.4	213.9
Northern Hardwood-Mixedwood / Conifer	\bar{h}_{qc}	10.45	-15.99	0.79	18.0	23	51.1	17.3	167.9
Boreal / Deciduous	$(\bar{h}_a)(g)$	0.08	25.37	0.51	26.7	10	37.6	36.3	149.8
Boreal / Mixedwood	$(\bar{h}_{qa})(g)$	0.09	14.24	0.59	22.8	26	42.1	21.2	148.4
Boreal / Conifer	\bar{h}_{qa}	10.88	0.09	0.68	23.2	61	52.2	21.6	165.8
Taiga	\bar{h}_{qa}	14.90	-12.54	0.72	14.2	26	76.6	6.6	106.2

\bar{h}_{qa} = Quadratic mean height of all pulses, in meters.

$h70$ = 7th decile height, in meters, i.e., height below which 70% of the pulses fall.

\bar{h}_{qc} = Quadratic mean height for canopy hits > 3m, in meters.

(g) = Crown closure, in percent, i.e., [(number of canopy hits > 3m) / total number of pulses]*100.

(\bar{h}_a) = Mean height of all pulses, in meters.

CV = Coefficient of variation, i.e., standard deviation/mean biomass

Table 3. Regressions between GLAS height and PALS height after the application of different filters. The GLAS height used for this regression was the distance from signal beginning to ground peak (h14). PALS height is the quadratic mean height (\bar{h}_{qa}) of all pulses within a 64-m diameter circular GLAS footprint.

Filters	n	Slope	Intercept	R^2	RMSE	GLAS height		
						CV (%)	Min (m)	Max (m)
---	8841	0.24	1.22	0.14	6.9	78.5	0.6	81.1
Land cover class is water or no data	7352	0.24	1.71	0.12	7.5	69.9	0.6	81.1
Saturation index > 1	6435	0.24	1.78	0.14	7.0	70.7	0.6	81.1
PALS \bar{h}_a , \bar{h}_c , \bar{h}_{qa} , \bar{h}_{qc} and $mh3 > 40$ meters	6406	0.21	1.92	0.28	4.0	70.8	0.6	81.1
GLAS $h14 > 40$ meters	6139	0.35	0.08	0.45	3.4	58.8	0.6	40.0
Pure land cover class within footprint	1345	0.41	-0.60	0.52	3.5	58.2	0.8	39.9
GLAS $wflen > 50$ meters	1325	0.41	-0.67	0.54	3.4	58.0	0.8	39.9

\bar{h}_a = PALS mean height of all pulses, in meters.

\bar{h}_c = PALS mean height for canopy hits > 3 m, in meters.

\bar{h}_{qa} = PALS quadratic mean height of all pulses, in meters.

\bar{h}_{qc} = PALS quadratic mean height for canopy hits > 3 m, in meters.

$mh3$ = PALS mean height of the three highest hits, in meters.

$h14$ = Distance from signal beginning to ground peak from GLAS waveform, in meters.

$wflen$ = Distance from signal beginning to signal ending from GLAS waveform, in meters.

4.2. PALS to GLAS

Different filters were applied to the initial GLAS Acquisition 2a dataset along the orbits selected for aircraft sampling so as to improve data quality. These filters improved the R^2 of the regressions between GLAS $h14$ and PALS \bar{h}_{qa} from as low as 0.14 up to 0.54 (Table 3). These filters reduced the number of GLAS-PALS data records available, dropping them from 8,841 records to 1,325.

The filtered GLAS dataset ($n=1,325$) was used to build one generic equation to link PALS estimates of aboveground dry biomass measured for the GLAS pulses using a generic equation that related PALS biomass to different GLAS and SRTM variables (Figure 6, Equation 2):

$$\sqrt{\hat{b}_{PG}} = 0.27wflen - 0.83\theta - 0.06range + 2.67, n = 1325, R^2 = 0.59 \quad (2)$$

where \hat{b}_{PG} = is the dependent variable used for calculating the regression parameters, i.e., the PALS estimate of aboveground dry biomass in $Mg\ ha^{-1}$ for GLAS pulses sampled by PALS and calculated using generic PALS-ground equations; $wflen$ = total GLAS waveform extent, i.e. the distance from signal beginning to signal end, in meters; θ = GLAS waveform front rising slope angle, in radians; and $range$ = the SRTM DEM terrain index, in meters.

4.3. Extrapolating biomass estimates to the study area

The statistical generalization process provided estimates of aboveground dry biomass by vegetation zone and for the entire Province south of the treeline. This was done via a series of preliminary calculations for each vegetation zone using a number of different assumptions (described below) for calculating means and variances and reporting only for forested Landsat-derived EOSD land cover types (Table 4). The first column in Table 4 is the result of an extrapolation based on biomass calculated directly from the filtered provincial-wide GLAS records using Equation (2) and without accounting for prediction error or for covariance as described in Equations A-6, A-7 and A-9. Biomass

varied from 21.4 to 63.3 Mg ha⁻¹ in the different vegetation zones and the standard errors ranged from 0.5 and 1.3 Mg ha⁻¹ (Table 4). When these estimates for the individual vegetation zones were scaled-up to the provincial level, the mean biomass was 39.0 Mg ha⁻¹ and the standard error decreased to 0.3 Mg ha⁻¹.

Prediction error was then added to each GLAS pulse estimate of biomass. The second column of the Table 4 shows the effect of this noise with biomass estimates now varying from 25.6 to 69.7 Mg ha⁻¹ with standard errors between 0.5 and 1.3 Mg ha⁻¹. For the entire Province south of treeline (1.3 M km²), we now estimate 43.9 Mg ha⁻¹ of aboveground dry biomass with a standard error remaining essentially stable at 0.3 Mg ha⁻¹. It is important to note that this result is anomalous. The addition of prediction error should change mean estimates very little (~0) and, in general, increase the variances of those mean estimates. Just the opposite occurs in column 2. The reason behind this result is discussed in Section 5.3.

The third column in Table 4 shows the biomass estimates when the covariance between and within the flight lines within cover types at the vegetation zone level and between the cover types within vegetation zones at the provincial level is included (Equations A-6, A-7, and A-9). The estimates do not include the prediction error and are the same as those in column 1 (Table 4). However, the standard errors increased, reaching values ranging from 0.7 to 2.3 Mg ha⁻¹ for the vegetation zones and 2.2 Mg ha⁻¹ for the Province.

When the estimates from column 3 in Table 4 are multiplied by the appropriate surface areas, we obtain estimates of the total aboveground dry biomass for each vegetation zone and for the entire Province south of the treeline, i.e., 4.9 (± 0.3 SE) Pg aboveground dry biomass (Table 4).

In the extrapolation process, intermediate estimates of aboveground dry biomass were computed by vegetation zone for each land cover type (Table 5). The values presented in this table were obtained using Equation (A-8) where a weighted average of biomass was calculated using the cover type within each vegetation zone within each orbit, with covariance included. The maximum biomass had a mean of 95.2 Mg ha⁻¹ for the dense deciduous stands of the northern hardwood vegetation zone, while the minimum biomass was 21.1 Mg ha⁻¹ in the treed wetlands in the non-commercial portion of the

boreal forest. The standard errors were sometimes quite high, reaching 26.0 Mg ha^{-1} for the open deciduous stands of the treed tundra. In general, large standard errors are associated with relatively rare cover types, i.e., land cover classes not frequently found in the landscape. For example, only two orbits crossed this open deciduous cover type in this treed tundra zone.

Table 4. Preliminary and final GLAS estimates of aboveground dry biomass and their standard errors for the major vegetation areas and for the entire Province of Québec south of the treeline. These results are reported from equation 2 and reporting only for forested Landsat-derived land cover types. The effects of adding regression noise (prediction error) on the estimates is shown in column 2, and the effects including covariance within and between orbits is shown in column 3. The calculations were based on a PALS-GLAS regression model that applied a square-root transformation to the dependent variable as shown in Equation 2.

Vegetation Zones	Mean biomass (Mg ha^{-1})			Area (Mha)	Total biomass ⁴ ($\text{Mg} \times 10^6$)	Percentage of the total biomass (%)
	1	2	3			
Northern Hardwood	56.6 ± 1.3	60.7 ± 1.3	56.6 ± 1.4	11.0	621.3 ± 15.7	12.6
Northern Mixedwood	63.3 ± 0.7	69.7 ± 0.8	63.3 ± 2.3	9.8	620.9 ± 22.1	12.6
Boreal (Commercial)	50.6 ± 0.6	56.1 ± 0.6	50.6 ± 2.3	37.5	1897.3 ± 84.3	38.4
Boreal (Non commercial)	36.2 ± 0.6	41.4 ± 0.6	36.2 ± 0.7	17.7	640.1 ± 13.2	13.0
Taiga	23.8 ± 0.5	28.2 ± 0.5	23.8 ± 0.7	29.5	702.0 ± 19.8	14.2
Treed Tundra	21.4 ± 0.5	25.6 ± 0.5	21.4 ± 1.1	21.3	456.8 ± 22.7	9.2
Province (South of treeline)	39.0 ± 0.3	43.9 ± 0.3	39.0 ± 2.2	126.8	4938.2 ± 274.8	100.0

1. Without prediction error from the regression and without covariance.
2. With prediction error from the regression, without covariance.
3. Without prediction error from the regression and with covariance.
4. Developed from results in column 3.

Table 5. GLAS estimates of aboveground dry biomass (Mg ha^{-1}), standard errors, and the number of GLAS orbits intercepting each stratum (n), by vegetation zone, for all EOSD forested land cover classes. The calculations were based on a PALS-GLAS regression model that applied a square-root transformation to the dependent variable as shown in Equation 2.

	Vegetation Zones				
	Northern hardwood	Northern mixedwood	Boreal (commercial)	Boreal (non commercial)	Taiga
High shrubs (Height > 2 m.)	63.8 ± 3.9 (27)	49.6 ± 2.7 (39)	39.9 ± 2.2 (47)	42.7 ± 3.1 (31)	47.7 ± 2.6 (49)
Low shrubs (Height < 2m.)	37.5 ± 6.2 (16)	48.7 ± 3.6 (33)	41.1 ± 1.8 (56)	33.0 ± 1.3 (58)	32.8 ± 1.7 (56)
Wetland treed	45.5 ± 10.2 (8)	50.4 ± 8.6 (8)	24.2 ± 1.2 (21)	21.1 ± 0.6 (11)	23.1 ± 1.5 (21)
Wetland shrubs	32.6 ± 4.4 (11)	34.3 ± 4.4 (12)	23.2 ± 1.6 (33)	21.5 ± 1.7 (25)	23.2 ± 1.0 (35)
Dense conifer (density > 60%)	65.3 ± 2.5 (24)	74.7 ± 2.0 (41)	72.6 ± 1.4 (64)	66.2 ± 1.8 (56)	47.4 ± 2.3 (46)
Open conifer (density 26 - 60%)	57.4 ± 4.8 (21)	65.7 ± 2.5 (40)	58.3 ± 1.6 (65)	50.2 ± 1.4 (67)	38.0 ± 1.4 (56)
Sparse conifer (density 10 - 25%)	24.8 ± 5.9 (3)	57.3 ± 6.5(14)	37.7 ± 1.4 (56)	37.5 ± 1.5 (67)	34.9 ± 1.5 (55)
Dense deciduous (density > 60%)	95.2 ± 4.0 (27)	88.6 ± 2.5 (42)	64.0 ± 3.7 (41)	72.7 ± 3.7 (21)	59.4 ± 9.2 (9)
Open deciduous (density 26 - 60%)	78.9 ± 4.0 (27)	72.2 ± 3.3 (39)	55.4 ± 3.1 (39)	56.8 ± 9.7 (10)	30.1 ± 7.0 (3)
Sparse deciduous (density 10 - 25%)	---	---	---	---	---
Dense mixed (density > 60%)	85.5 ± 3.3 (29)	82.4 ± 1.5 (47)	73.3 ± 1.7 (55)	71.6 ± 3.2 (32)	45.6 ± 11.1 (4)
Open mixed (density 26 - 60%)	67.5 ± 3.3 (27)	71.6 ± 2.0 (45)	60.3 ± 1.9 (57)	55.3 ± 2.7 (44)	55.6 ± 5.5 (16)
Sparse mixed (density 10 - 25%)	---	---	23.2 ± 3.5 (3)	---	27.0 ± 2.0 (4)
EOSD forested cover types					---

The biomass estimates for the study area were applied to reclassify the Landsat EOSD land cover map by vegetation zone so as to create a map of estimated aboveground dry biomass for the entire Province of Québec south of treeline (Figure 7). This method allowed us to calculate the average biomass for different sub-categories such as the commercial or non-commercial forests (north or south of the red line in Figure 3a) or for boreal forest only. These results are compared to other biomass results found in the literature for Québec and other parts of the boreal forest (Table 6).

A biomass estimate was also developed from the 17,382 MRNFQ ground plots. The estimates were first calculated for each cover type within the three vegetation zones of the portion of the study area in which forest is commercially exploited. Weighted sums of the estimates for each cover type within each vegetation zone were computed to obtain vegetation zone estimates. Weights were calculated from the area covered by each cover type in each vegetation zone. In a similar way, a provincial estimate was computed by calculating weighted sums of the vegetation zone estimates using weights developed from the area of each vegetation zone. The 17,832 plots were treated assuming that the plots represent a random sample, i.e., assuming that the plots in different strata are independent, and not including covariance. Our estimates for the commercial forest are lower than that from the MRNFQ provincial inventory and from Penner *et al.* (1997), but this is understandable since our methodology does not measure the same population as these other two studies (see Discussion). Our estimates for the Province's boreal forests are also lower, but closer to the estimates of Botkin and Simpson (1990) for the North American boreal forest (Table 6).

Table 6. GLAS estimates of mean aboveground dry biomass and their standard errors for commercial and non-commercial forested areas and for the entire Province south of treeline as well as comparison with other sources in the literature.

	Mean biomass (Mg ha^{-1})
This Study	
Commercial Forests	53.9 ± 2.6
Non-Commercial Forests	26.3 ± 1.1
Province (south of treeline)	39.0 ± 2.2
Boreal Forest	34.9 ± 2.2
Northern Temperate Forest	59.8 ± 1.7
Other Data Sources	
Québec Commercial Forests (MRNFQ Inventory)	83.7 ± 0.3
North American Boreal Forest ¹	41.8 ± 10.1
Laurentian Highlands ²	68.0 ± 33.3
St. Lawrence Lowlands ²	58.0 ± 72.5
Eastern North America Temperate Deciduous Forest ²	80.5 ± 13.8
Canada's commercial forests ³	90.9
Québec's commercial forests ³	70

1. Botkin et Simpson (1990), errors determined from 95% C.I.

2. Botkin *et al.* (1993), errors determined from 95% C.I.

3. Penner *et al.* (1997).

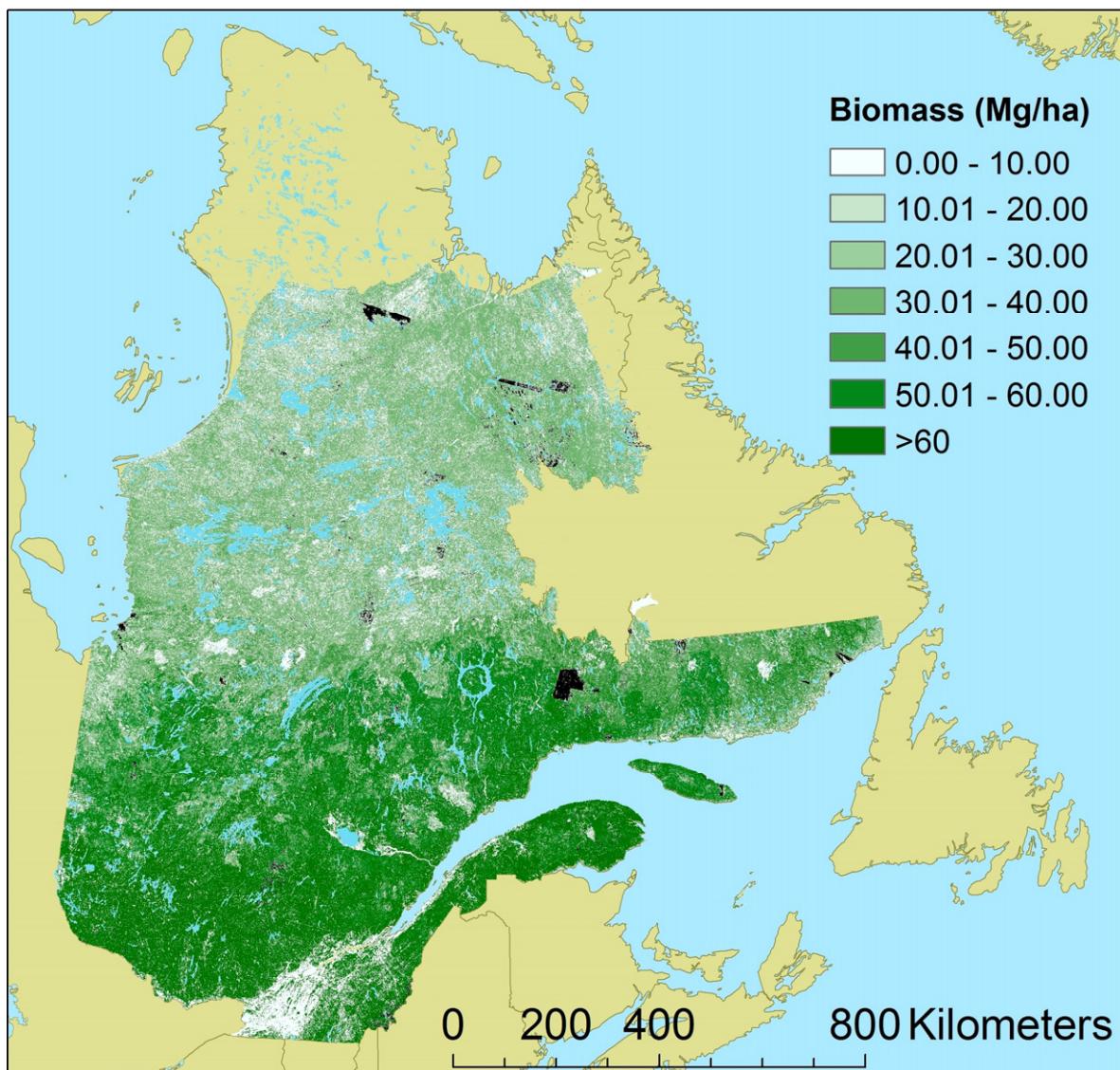


Figure 7. Map of aboveground dry biomass for the Province of Québec. Black areas indicate areas with no land cover data. Blue areas indicate open water.

5. Discussion

We developed a method to evaluate aboveground dry biomass of the boreal and northern hardwood forests of Québec by combining airborne lidar sampling, ground plots, and the GLAS large footprint lidar. The results demonstrate the power of our approach for large-scale biomass estimation but also allow us to assess some of the different sources of error and uncertainty.

5.1. Linking ground plots, PALS and GLAS

The use of PALS airborne sampling was crucial for linking the ground plot data to the GLAS satellite data because of the lack of ground plot data sets within GLAS footprints. Even though PALS acquires data only along a narrow flight line, its capacity to extract information on regional forest biomass has been well demonstrated by the fairly strong correlations (Table 2) between the different ground plot and PALS variables (see also Nelson *et al.*, 2003a). During our aircraft campaign, PALS was flown two times over 65 GLAS footprints allowing analysis of the variability in the PALS data over the same GLAS footprint. This allowed us to assess the degree to which a profiling airborne laser altimeter illuminating contiguous 0.45 m footprints along a line crossing a much larger GLAS footprint actually represents the GLAS waveform. A regression was run between PALS \bar{h}_{qa} of the first and the second flight over these footprints and this analysis produced a R^2 of 0.74. This result suggests that PALS measurements are repeatable on an area the size of a GLAS footprint. However, the fact that 26% of the variation remains unexplained suggests the extent to which reliance on a profiler (as opposed to a scanner) adds noise to the regression relationships.

This result, along with the regression between PALS and ground inventory plots, could be improved by better quantification, or mitigation, of the positioning error of the PALS shots. A quantification of this error would be a significant improvement in future studies using this type of measurement approach. A better approach would be to use scanning lidar to collect data over both the ground plots and along the GLAS transects, but such data are more expensive to obtain, and were beyond the means of this investigation. Also, a

sampling design for TSPs that placed them in more homogenous areas could improve the biomass estimates. Most of the TSPs from MRNFQ are currently located in heterogeneous stands with the intent to represent the variability of the forest with a minimum of plots. On the other hand, the EOSD plots are located within homogenous areas to decrease the impact of GPS location errors. These latter types of plots are better suited for geospatial studies. Unfortunately, the EOSD plots were all located only in the boreal forest areas around Radisson and Chibougamau, so the provincial TSPs were essential for the objectives of the current study.

The stratified PALS equations demonstrated the capacity of this sensor to estimate biomass over a wide range of cover types of different heights and densities, thus demonstrating the versatility of the lidar technology for biological applications and confirming previous results achieved with this sensor (Nelson *et al.*, 2004). On the other hand, some of the stratified equations have extreme intercept values resulting in either high or negative biomass values when the related PALS metric values were close to zero.

These R^2 values obtained for the stratified regressions between the ground plot biomass and the PALS metrics (Table 2) are typical of what is obtained for lidar profilers for forests. A major reason for remaining uncertainty is that lidar profilers only obtain estimates of tree heights, they are not effective for estimating stem diameter which can be an important independent variable for predicting tree volume and biomass. In the current study, we used the generic (non-stratified) plot-to-PALS equation ($R^2 = 0.65$) for applying PALS to GLAS. We can not assess the implications of the prediction error of the regressions between ground plots and PALS on the large-scale estimates, although our results suggest that the impact of the prediction error for the PALS and GLAS regression on regional biomass estimates was small (e.g., standard errors in column 1 versus column 2 of Table 4).

The equation developed to link PALS estimates of biomass to GLAS variables provided a unique opportunity to assess aboveground dry biomass in Québec. Several filters had to be applied to the GLAS records to get to this final generic equation (Table 3, Equation 2, Figure 6). Among these filters, an upper limit to vegetation height ($h_{14} < 40$ m) had to be applied, revealing that even after filtering for saturation index, significant noise remained in

the data. This filter allowed us to significantly reduce the noise in the data, while the number of GLAS records removed was minor (Table 3). The use of 100% pure EOSD land cover classes within the GLAS footprints also improved the results significantly (Table 3). Indeed, biomass in heterogeneous stands seems to be harder to capture using variables related to vegetation height (Clark *et al.*, 2004). Land cover heterogeneity also likely resulted in some classification errors in the land cover map.

The generic equation uses the variable, *range*, representing the SRTM terrain index. This variable quantifies the elevation difference between the highest and lowest nine 90 m SRTM pixels surrounding the GLAS pulse. Integration of the DEM with GLAS data, as proposed by Lefsky *et al.* (2005), requires a lot of data processing and introduces errors from various sources. In fact, the DEM from SRTM is affected by the vegetation height itself (Sun *et al.*, 2003). Improved methods to better describe ground topography should be considered in future work, particularly variables derived from the waveform itself. Lefsky *et al.* (2007) described an alternate method to infer and mitigate the effects of topography on the GLAS waveform response. They reported results using the extent (in meters) of the trailing edge of the waveform. Such an approach has the potential to move spaceborne lidar analyses away from the need for ancillary data sets such as regional DEMs or SRTM data. However, having multiple waveform-derived variables in the same equation may lead to collinearity problems.

5.2. Extrapolation to larger spatial scales

The extrapolation process described in this article is a statistically robust approach for using a generic GLAS equation to predict biomass and its variability over large areas. Despite the R^2 value of 0.59 for the filtered generic PALS-GLAS equation, prediction error from this regression is not necessarily a significant source of uncertainty in the regional biomass estimates. If the prediction error in the regression estimates respects the basic assumptions of linear regression by being homogenously distributed and having a mean of zero, the cumulative regression prediction error generated from a large number of samples should tend to cancel itself out.

The impact of adding regression noise to determine the impact of prediction error from the regression on biomass estimates induced differences in the overall biomass estimates for each vegetation zone and for the entire Province of around 10 to 20% (Table 4), even though we believe that changes to regional mean estimates should be near zero. The inclusion of the prediction error is not well suited to a square-root model since the addition of a negative prediction error to a low biomass estimate occasionally results in a negative $\text{sqrt}(\text{biomass})$ value. Some proportion of these negative values (~4 to 6% of the 104,044 GLAS shots) result in biomass estimates that are negative and back-transformation of these negative values results in a positive bias. Consequently, we did not include the prediction error from the regressions in the final method for calculating the large area biomasses. Nevertheless, the use of the square-root model remains a valid choice for this study since it was the only model that mitigated heteroskedasticity. Even though prediction error from the regressions was not included in the large-scale biomass estimates, we did include the covariance among cover types within and between GLAS orbits and the covariance among vegetation zones (Table 4) in the estimates. We believe that this solution represents the most realistic estimator of sampling variation. Gregoire *et al.* (2008) demonstrated that a back transformation from the square root model can be conducted without introducing a significant bias. However, additional investigation on weighted regression, with weights proportional to the square root of the variable, could possibly lead to a simpler model. The determination of the correct weights to apply may require several attempts as the best model to use in lidar remote sensing of forests biomass has not yet been defined. Moreover, the dataset has a lot of outliers, even after applying the filters and weighted regressions are sensitive to outliers.

The estimates of biomass by vegetation zones for all EOSD forested land covers allowed us to construct a biomass map for the entire study area (Figure 7). The biomass map created is derived directly from the original land cover map in that biomass values were derived for each land cover class in each vegetation zone. This map is not designed to provide accurate estimates of biomass at a local scale. However, it is useful for describing and quantifying the distribution of aboveground biomass over the entire area of the Province and within each vegetation zone. Previously, such estimates were only available for the commercial

forest area, only 46% of the forested area of the Province and, according to our results, containing only 64% of the Province's total aboveground biomass (Table 4).

5.3. Detecting changes in biomass over time

Assessing our ability to detect changes in biomass between two points in time using lidar is an important area of research that lies largely beyond the scope of the current study. Issues that need to be addressed include differences in instruments used, phenological differences, geolocation problems, slope issues, ground detection under increasingly dense canopies, etc.). We do not believe that differences with ground-based tree height measurements are a major limitation to the application of lidar for large-scale biomass estimation since our capacity to assess tree height from the ground has significant limitations. Ultimately, whether estimates of changes in biomass obtained by repeated lidar measurements are “good enough” for a given purpose is a value judgment made in a given specific context. The precision required for detection of change will depend on what a person is trying to estimate (see Tables 5 and 6 for different estimates made at different scales). From Table 5, we see that 10 Mg differences in aboveground biomass could be detectable for a given cover type with around 1 m difference in average height, something that could be within the accuracy level of most current airborne lidar systems. For larger scale estimates, even smaller height differences could be used to infer significant biomass changes because of the large number of samples.

5.4. Comparing biomass estimates to other data sources

We derived a biomass estimate uniquely from the MRNFQ ground plot data gathered for our study. This resulted in an estimate of 81.9 Mg ha^{-1} with a standard error of 0.5 Mg ha^{-1} for commercial forests of Québec (Table 6). Penner *et al.* (1997) also developed an estimate of biomass based on available forest inventory. Their results were in the same range as what is found using the MRNFQ plots database, although no estimates of errors were provided (Table 6). In both these cases, the sampling strategy was not well suited to obtaining an estimate of aboveground biomass over a large area. These types of ground plot inventories are designed to determine the commercial potential of forests in a local area

at a given point in time and consequently the ground inventory plots are usually skewed to areas with large amounts of forest biomass. To get a statistically reliable estimate of biomass over a large area, the sampling must be designed to cover all the strata in a systematic way (Botkin and Simpson, 1990; Botkin *et al.*, 1993). Interestingly, the Botkin and Simpson (1990) estimates of biomass for the North American boreal forest are much closer to the results of our study for the boreal forest of Québec (Table 6). In the Northern Temperate forest zone in our study, our results were again closer (Table 6) to those reported for the Laurentian Highlands and St. Lawrence Lowlands in Botkin *et al.* (1993) (Table 6).

5.5. Timing of data acquisitions

PALS acquisitions were obtained in 2005 while inventory plot data were collected between 1998 and 2003. This time gap between the two acquisitions may be a source of error as forests grow faster in the southern part of the study area than they do at the more northern latitudes. This source of error might be significant for southern areas with young and fast growing trees. However, we do not consider a significant error over the entire study area.

While the airborne laser dataset was acquired in August 2005, the corresponding satellite lidar dataset was acquired in October 2003. This difference of two years between the two acquisitions could introduce errors in the sampling for areas where disturbance caused the biomass to change dramatically between the two sampling dates. However, disturbed areas over these two years represent less than one percent of the entire territory (Natural Resources of Canada, 2004, 2005, 2006) and so we do not consider this to be an important source of error. The principal drawback of the time difference between the two datasets likely resides in the seasonal differences. PALS data was acquired during the growing season, allowing a good identification of the top of the canopy. In open and sparse forests, the ground was almost always very easy to identify. In dense broadleaf forests, on the other hand, it was sometimes more time consuming to identify the ground, but it was feasible.

In contrast, GLAS data was acquired during the period of leaf fall. The height of the top of canopy might have been underestimated for those stands characterized by broadleaf trees during or after leaf fall (Hollaus *et al.*, 2006). There is a need to quantify the impact of the

presence or absence of leaves on GLAS data as this might be a source of inconsistency in the regression between airborne and spaceborne lidar data. Another reason why PALS data were acquired during the growing season was to avoid snow. In October, in northern latitudes or at higher elevations, snow can already be present on the ground. As GLAS data was acquired over a broad range of elevations and latitudes, there is a chance that snow was present in some areas and this would have biased our estimates downward.

In the absence of airborne lidar data, it is still be possible to make use of GLAS data for forest biomass estimation by taking ground plot measurements where GLAS pulses have struck the ground. This approach, combined with MODIS land cover data, has been successfully used to estimate timber volume in Siberia (Ranson *et al.*, 2007).

5.6. Accessory data sets

Data from multiple sources were used in the analyses described in this paper, i.e., lidar data, EOSD Landsat ETM+ land cover, and SRTM DEM. The land cover map is an unsupervised classification product that allowed us to investigate the stratification and reporting of results over the entire study area. This classification contains errors (preliminary accuracy assessment using digital aerial photos over various regions in Quebec indicates a maximum overall classification accuracy around 75-80 %) and the filter for preserving GLAS shots within homogenous patch of land cover was intended to partially offset these classification errors. As discussed previously, lidar data can be affected by topographic slope and this can introduce a bias in the estimates of vegetation structure. It is difficult to further improve these accessory data sets since they are already highly refined products. On the other hand, the fusion of PALS or GLAS data with raw multispectral or SAR data represents an interesting research opportunity for further study (Slatton *et al.*, 2001).

5.7. Future sensor development

The GLAS instrument onboard ICESat offers an unprecedented opportunity to work with a uniform, near-global lidar dataset. Even if the principal objective of the ICESat mission is to retrieve information on ice elevation, we have shown that the secondary objective of

monitoring land and vegetation can also be achieved to a fair extent. There is a clear need for a spaceborne lidar mission that is specifically designed for biomass applications. An increase in sampling density along an orbital track and a reduction of the distance between orbits would contribute to improve the sampling density for vegetation assessment. As demonstrated in this study, more orbits within a stratum reduce the variability of biomass estimates significantly. The reduction of the size of the footprint would also improve sampling accuracy. It has already been demonstrated that 25-m wide airborne lidar footprints have the ability to describe vegetation structure accurately (Blair *et al.*, 1999; Drake *et al.*, 2002) and a smaller footprint will mitigate the effects of topography. Finally, data quality would likely be improved if it were obtained during the growing season.

6. Conclusions

This study has demonstrated that GLAS data can be used to achieve large-scale monitoring of aboveground dry biomass at large spatial scales. The 4.9 (± 0.27) Pg of aboveground biomass in Québec south of the treeline represents a C content equal to about 32% of the global annual fossil fuel CO₂ emissions in 2004 and is 6.6 and 54.4 times greater than the 2005 emissions for Canada and Québec, respectively. Furthermore, commercial forests represented only 64% of the total aboveground biomass, thus highlighting the importance of remote northern forests to C sequestration. Spaceborne lidar data has a strong potential to provide global information on vegetation state. We have demonstrated that by using an airborne profiling laser system to link ground data to the GLAS data, space-based forest inventories of northern forests can be efficiently used to provide aboveground biomass information at large spatial scales for applications to forest management, carbon cycle science, and assessing the impacts of global change.

Acknowledgments

This study was supported by the NASA Carbon Cycle Science Program, the Natural Science and Engineering Research Council of Canada (NSERC), the Canadian Foundation for Climate and Atmospheric Sciences (CFCAS), and the Canadian Forest Service (CFS). We are also grateful for the support offered by the UMBC-GEST Program. The provincial

ground sample plots were acquired through the MRNFQ forest inventory program who kindly shared this valuable dataset for the study through the ECOLEAP project. The authors would also like to thank Stephen Côté and Philippe Villemaire from the Laurentian Forestry Centre (CFS) as well as Guoqing Sun from the Biospheric Sciences Branch of NASA Goddard Space Flight Centre for their important contributions to the data processing. This project could not have been realized without the statistical support from Huor Ung of the Laurentian Forestry Centre and from Tim Gregoire of the Yale School of Forestry and Environmental Studies. We also thank the very capable C-182/PALS pilot, Ryan Collins, for flying us safely from 45°N to 62.5°N and back, with many stops in between.

References

- Abshire, J. B., Sun, X., Riris, H., Sirota, J. M., McGarry, J. F., Palm, S., Yi, D., & Liiva, P. (2005), Geoscience Laser Altimeter System (GLAS) on the ICESat Mission: On-orbit measurement performance. *Geophysical Research Letters*, 32, L21S02.
- Beaubien, J., Cihlar, J., Simarg, G., & Latifovic, R. (1999), Land cover from multiple thematic mapper scenes using a new enhancement-classification methodology. *Journal of Geophysical Research*, 104, D22, 27909-27920.
- Bergeron, O., Margolis, H. A., Black, T. A., Coursolle, C., Dunn, A. L., Barr, A. G., & Wofsy, S. C. 2007. Comparison of CO₂ fluxes over three boreal black spruce forests in Canada. *Global Change Biology*, 13, 89-107.
- Blair, J. B., Rabine, D. L., & Hofton, M. A. (1999), The Laser Vegetation Imaging Sensor: a medium-altitude, digitisation-only, airborne laser altimeter for mapping vegetation and topography. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 54, 115-122.
- Botkin, D. B., Simpson, L. G., & Nisbet, R. A. (1993), Biomass and carbon storage of the North American deciduous forest. *Biogeochemistry*, 20, 1-17.
- Botkin, D. B. & Simpson, L. G. (1990), Biomass of the North America Boreal Forest: A Step toward accurate global measures. *Biogeochemistry*, 9, 161-174.
- Brenner, A. C., Zwally, H. J., Bentley, C. R., Csathó, B. M., Harding, D. J., Hofton, M. A., Minster, J.-B., Roberts, L. A., Saba, J. L., Thomas, R. H., & Yi, D. (2003), Derivation of range and range distributions from laser pulse waveform analysis for surface elevations, roughness, slope, and vegetation heights. GLAS ATBD Version 4.1, 92 pp.

- Castro, K. L., Sanchez-Azofeifa, G. A., & Rivard, B. (2003), Monitoring secondary tropical forests using space-borne data: implications for Central America. *International Journal of Remote Sensing*, 24, 1853-1894.
- Clark, M. L., Clark, D. B., Roberts, D. A. (2004), Small-footprint lidar estimation of sub-canopy elevation and tree height in a tropical forest landscape. *Remote Sensing of Environment*, 91, 68-89.
- Drake, J. B., Dubayah, R. O., Knox, R. G., Clark, D. B., & Blair, J. B. (2002), Sensitivity of large-footprint lidar to canopy structure and biomass in a neotropical rainforest. *Remote Sensing of Environment*, 81, 378-392.
- Dubayah, R. O. & Drake, J. B. (2000), Lidar remote sensing for forestry. *Journal of Forestry*, 98, 44-46.
- Fournier, R. A., Luther, J. E., Guindon, L., Lambert, M.-C., Piercy, D., Hall, R. J., & Wulder, M. A. (2003), Mapping aboveground tree biomass at the stand level from inventory information: test cases in Newfoundland and Québec. *Canadian Journal of Forest Research*, 33, 1846-1863.
- Gregoire, T. G., Lin, Q. F., Boudreau, J., & Nelson, R. (2008), Regression estimation following the square-root transformation of the response. *Forest Science*, 54, 6, 597-606.
- Harding, D. J. & Carabajal, C. C. (2005), ICESat waveform measurements of within-footprint topographic relief and vegetation vertical structure. *Geophysical Research Letters*, 32, L21S10.
- Helmer, E. H. & Lefsky, M. A. (2006), Forest canopy heights in Amazon River basin forests as estimated with the Geoscience Laser Altimeter System (GLAS). In: Aguirre-Bravo, C., Pellicane, P. J., Burns, D. P., Draggan, S., Eds. Monitoring Science and Technology Symposium: Unifying Knowledge for Sustainability in the Western Hemisphere Proceedings RMRS-P-42CD. Fort Collins, CO: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. p. 802-808.
- Hollaus, M., Wagner, W., Eberhöfer, C., & Karel, W. (2006), Accuracy of large-scale canopy heights derived from LiDAR data under operational constraints in a complex alpine environment. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 60, 323-338.
- Hyde, P., Dubayah, R., Walker, W., Blair, J.B., Hofton, M., & Hunsaker, C. (2006), Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using multi-sensor (LiDAR, SAR/InSAR, ETM+, Quickbird) synergy. *Remote Sensing of Environment*, 102, 63-73.

- Lambert, M.-C., Ung, C.-H., & Raulier, F. (2005), Canadian national tree aboveground biomass equations. *Canadian Journal of Forest Research*, 35, 1996-2018.
- Lefsky, M. A., Cohen, W. B., Acker, S. A., Parker, G. G., Spies, T. A., & Harding, D.. (1999a), Lidar remote sensing of the canopy structure and biophysical properties of Douglas-fir western hemlock forests. *Remote Sensing of Environment* 70, 339-361.
- Lefsky, M.A., Harding, D., Cohen, W. B., Parker, G., & Shugart, H. H. (1999b). Surface lidar remote sensing of basal area and biomass in deciduous forests of eastern Maryland, USA. *Remote Sensing of Environment* 67, 83-98.
- Lefsky, M. A., Cohen, W. B., Parker, G. G., & Harding, D. J. (2002), Lidar remote sensing for ecosystem studies. *BioScience*, 52, 1, 19-30.
- Lefsky, M. A., Harding, D. J., Keller, M., Cohen, W. B., Carabajal, C. C., Del Bom Espírito-Santo, F., Hunter, M. O., & de Oliveira Jr., R. (2005), Estimates of forest canopy height and aboveground biomass using ICESat. *Geophysical Research Letters*, 32, L22S02.
- Lefsky, M. A., Keller, M., Pang, Y., deCamargo, P., & Hunter, M.O. (2007), Revised method for forest canopy height estimation from the Geosciences Laser Altimeter System waveforms. *Journal of Applied Remote Sensing*, in press.
- Means, J.E., Acker, S. A., Harding, D. J., Blair, J. B., Lefsky, M. A., Cohen, W. B., Harmon, M. E. & McKee, W. A. (1999), Use of large-footprint scanning airborne lidar to estimate forest stand characteristics in the Western Cascades of Oregon. *Remote Sensing of Environment*, 67, 298-308.
- Ministère des Ressources naturelles et de la Faune du Québec (MRNFQ) (2003a), Normes d'inventaire forestier – Placettes-échantillons permanentes. Gouvernement du Québec, Ministère des Ressources naturelles et de la Faune, Direction des Inventaires Forestiers.
- Ministère des Ressources naturelles et de la Faune du Québec (MRNFQ) (2003b), Zones de végétation et domaines bioclimatiques du Québec. Gouvernement du Québec, Ministère des Ressources naturelles et de la Faune, Direction des Inventaires Forestiers, Code de diffusion, 2003-3043.
- Myers, R. H. (1990), Classical and Modern Regression with Applications. 2nd Ed. PWS-Kent Publishing Co., Boston, MA. 488 pg.
- Natural Resources Canada. (2004), The State of Canada's Forests 2003-2004. Government of Canada.
- Naesset, E. (1997), Determination or mean tree height of forest stands using airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 52, 49-56.

- Næsset, E., Gobakken, T., Holmgren, J., Hyppä, H., Hyppä, J., Maltamo, M., Nilsson, M., Olsson, H., Persson, Å., & Söderman, U. (2004), Laser scanning of forest resources: the Nordic Experience. *Scandinavian Journal of Forest Research* 19, 482-499.
- Næsset, E. (2007), Airborne laser scanning as a method in operational forest inventory: Status of accuracy assessments accomplished in Scandinavia. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 22(5), 433-442.
- Naesset, E. & Gobakken, T. (2008). Estimation of above- and below-ground biomass across regions of the boreal forest zone using airborne laser. *Remote Sensing of Environment*, 112, 3079-3090.
- Natural Resources Canada. (2005), The State of Canada's Forests 2004-2005. Government of Canada.
- Natural Resources Canada. (2006), The State of Canada's Forests 2005-2006. Government of Canada.
- Nelson, R., Valenti, M. A., Short, A., & Keller C. (2003a), A multiple resource inventory of Delaware using airborne laser data. *BioScience*, 53(10), 981-992.
- Nelson, R., Parker, G., & Hom, M. (2003b), A portable airborne laser system for forest inventory. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 69, 267-273.
- Nelson, R., Short, A., & Valenti, M. (2004), Measuring biomass and carbon in Delaware using an airborne profiling LIDAR. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 19, 500-511. Erratum. 2005. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 20, 283-284.
- Nelson, R., Næsset, E., Gobakken, T., Ståhl, G., & Gregoire, T. (2007), Regional forest inventory using an airborne profiling LiDAR. *Journal of Forest Planning*, accepted for publication.
- Penner, M., Power, K., Muhairwe, C., Tellier, R., & Wang, Y. (1997), Canada's forest biomass resources: Deriving estimates from Canada's forest inventory. Natural Resources Canada, Canadian Forest Service, Pacific Forestry Centre. Information Report BC-X-370. 33pp.
- Popescu, SC., Wynne, R. H., & Nelson, R. F.. (2003), Measuring individual tree crown diameter with LiDAR and assessing its influence on estimating forest volume and biomass. *Canadian Journal of Remote Sensing* 29, 564-577.
- Ranson, K. J., Sun, G., Kovacs, K., & Kharuk, V. I. (2004), Landcover attributes from ICESat GLAS data in central Siberia. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International*, 2, 753-756.

- Ranson, K. J., Sun, G., Kovacs, K. & Kharuk, V. I. (2004), Use of ICESat GLAS data for forest disturbance studies in central Siberia. *Proceedings, International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2004. IEEE International*, 3, 1936-1939.
- Ranson, K. J., Kimes, D., Sun, G., Nelson, R., Kharuk, V., & Montesano, P. (2007). Using MODIS and GLAS data to develop timber volume estimates in central Siberia. *Proceedings, International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2007*. Barcelona, Spain. pgs. 2306-2309. DOI: 10.1109/IGARSS.2007.4423302.
- Raupach, M. R., Rayner, P. J., Barrette, D. J., Defries, R. S., Heimann, M., Ojima, D. S. Quegan, S., & Schmullius, C. C . 2005. Model–data synthesis in terrestrial carbon observation: methods, data requirements and data uncertainty specifications. *Global Change Biology*, 11: 378–397. doi: 10.1111/j.1365-2486.2005.00917.x
- Reutebuch, S. E., Andersen, H.-E., & McGaughey, R. J. (2005), Light detection and ranging (LIDAR): An emerging tool for multiple resource inventory. *Journal of Forestry*, 103, 286-292.
- Schutz, B. E., Zwally, H. J., Shuman, C. A., Hancock, D., & DiMarzio, J. P. (2005), Overview of the ICESat mission. *Geophysical Research Letters*, 32, L21S01.
- Slatton, K. C., Crawford, M. M., & Evans, B. L. (2001), Fusing interferometric radar and laser altimeter data to estimate surface topography and vegetation heights. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39, 2470-2482.
- Sun, G., Ranson, K. J., Kharuk, V. I., & Kovacs, K. (2003), Validation of surface height from shuttle radar topography mission using shuttle laser altimeter. *Remote Sensing of Environment*, 88, 401-411.
- Thomas, V., Treitz, P., McCaughey, J. H., & Morrison, I. (2006), Mapping stand-level forest biophysical variables for a mixedwood boreal forest using lidar: an examination of scanning density. *Canadian Journal of Forest Research*, 36, 34-47.
- Wulder, M. A., Dechka, J. A., Gillis, M. A., Luther, J. E., Hall, R. J., Beaudoin, A., & Franklin, S. E. (2003), Operational mapping of the land cover of the forested area of Canada with Landsat data: EOSD land cover program. *The Forestry Chronicle*, 79, 6, 1075-1083.
- Zwally, H. J., Schutz R., Bentley C., Bufton, J., Herring, T., Minster, J. Spinhirne, J., & Thomas, R. (2003), GLAS/ICESat L2 global land surface altimetry data V026, 15 October to 18 November 2003. Boulder, CO. National Snow and Ice Data Center. Digital media.

Appendix

(Note that this section was developed and written by Ross Nelson at NASA Goddard Space Flight Center)

Calculation of biomass and the associated variances and covariances was conducted as follows.

(a) Biomass per hectare ($Mg\ ha^{-1}$) for the k^{th} orbit, j^{th} cover type, i^{th} vegetation zone:

$$\hat{b}_{ijk} = \frac{\sum_{p=1}^{n_{ijk}} \hat{b}_{ijkp}}{n_{ijk}} \quad (\text{A-1})$$

where \hat{b}_{ijk} = estimate of biomass ha^{-1} on the k^{th} orbit, j^{th} cover type, and i^{th} vegetation zone, n_{ijk} = number of GLAS pulses along the k^{th} orbit which intercepts the j^{th} cover type in the i^{th} vegetation zone, and \hat{b}_{ijkp} = biomass ($Mg\ ha^{-1}$) of the p^{th} GLAS pulse on the k^{th} orbit in the j^{th} cover type in vegetation zone i , where \hat{b}_{ijkp} is a regression estimate based on the GLAS waveform and SRTM variables.

(b) Cover type estimates within a vegetation zone:

$$\hat{b}_{ij} = \sum_{k=1}^{n_{ij}} w_{ijk} \hat{b}_{ijk} \quad (\text{A-2})$$

where \hat{b}_{ij} = biomass per hectare ($Mg\ ha^{-1}$) in the j^{th} cover type, i^{th} vegetation zone, n_{ij} = number of orbits intercepting the j^{th} cover type in the i^{th} vegetation zone. Note that n_{ij} may

be less than the number of orbits actually acquired over a vegetation zone i; in fact this may be a regular occurrence for rare cover types. w_{ijk} = weight of the kth orbit that intercepts the jth cover type in vegetation zone i,

$$w_{ijk} = \frac{n_{ijk}}{\sum_{k=1}^{n_{ij}} n_{ijk}} \quad \sum_{k=1}^{n_{ij}} w_{ijk} = 1.0$$

(c) Variance of the cover type estimates:

$$\hat{v}\hat{a}r(\hat{b}_{ij}) = \frac{\sum_{k=1}^{n_{ij}} w_{ijk} (\hat{b}_{ijk} - \hat{b}_{ij})^2}{n_{ij} - 1} \quad (A-3)$$

This equation is based on an equation presented in DeVries (1986), as reported in Nelson *et al.* (2004). The $\sqrt{\hat{v}\hat{a}r(\hat{b}_{ij})}$ reports the standard error (not the standard deviation) of \hat{b}_{ij} .

Estimates of total biomass are calculated by multiplying per-hectare estimates of the cover type by a_{ij} , the area of cover type j in vegetation zone i, based on the Landsat land cover classification.

(d) Vegetation zone estimates within the Province:

$$\hat{b}_i = \sum_{j=1}^{n_i} w_{ij} \hat{b}_{ij} \quad (A-4)$$

where \hat{b}_i = biomass per hectare in vegetation zone i, n_i = number of cover types in vegetation zone i,

$$w_{ij} = \frac{a_{ij}}{a_i}, \quad \sum_{j=1}^{n_i} w_{ij} = 1.0,$$

a_{ij} = area (ha) of cover type j in vegetation zone i , and a_i = area (ha) of vegetation zone i .

(e) Variance of the vegetation zone estimates:

$$\hat{\text{var}}(\hat{b}_i) = \sum_{j=1}^{n_i} w_{ij}^2 (\hat{\text{var}}(\hat{b}_{ij})) \quad (\text{A-5})$$

Equation A-5 would be valid if GLAS observations between cover types within vegetation zones were independent within and between orbits. Such an argument for independence is weak given the close proximity of GLAS pulses along and, occasionally, between orbits. To account for this expected lack of independence, we add a weighted covariance term to Equation A-5.

$$\hat{\text{var}}(\hat{b}_i) = \sum_{j=1}^{n_i} w_{ij}^2 \hat{\text{var}}(\hat{b}_{ij}) + 2 \sum_{j=1}^{n_i-1} \sum_{m=j+1}^{n_i} w_{ij} w_{im} \hat{\text{cov}}(\hat{b}_{ij}, \hat{b}_{im}) \quad (\text{A-6})$$

where \hat{b}_{ij} and \hat{b}_{im} = biomass ha^{-1} in cover types j and m , respectively, w_{ij} and w_{im} = area weights associated with cover types j and m , as defined in Eq. A-4,

$$\hat{\text{cov}}(\hat{b}_{ij}, \hat{b}_{im}) = \frac{\sum_{k=1}^{n_{i(j,m)}} \sum_{l=1}^{n_{i(j,m)}} (\hat{b}_{ijk} - \hat{b}_{ij})(\hat{b}_{iml} - \hat{b}_{im})}{n_{i(j,m)}^2 - 1} \quad (\text{A-7})$$

and $n_{i(j,m)}$ = the number of orbits in vegetation zone i that intercept both cover types j and m .

Variances computed with and without covariances (i.e., Eqs. A-5 and A-6) are compared to see to what degree covariances, in fact, need to be taken into account (Table 4).

The last variable, $n_{i(j,m)}$, brings up two important points. First, variances and associated covariances are calculated based only on observations from orbits that have intercepted the cover type(s) of interest. An orbit that does not intercept a particular cover type is not treated as an observation of zero biomass, rather it is treated as "no information" and excluded from the calculation in question. Second, given the first point and the fact that, *a priori*, we do not know the exact location of a GLAS orbital track or the location of a particular pulse within that orbit, the GLAS sample is considered a post-stratified sample. This means that many of the variables found in these equations, e.g., the n 's and w 's, are random variables rather than fixed quantities that are known or set prior to the collection of the sample. Therefore, we condition our sampling on the particular post-stratified sample that we selected. This allows us to treat n 's and w 's as fixed quantities even though, in fact, they are random variables.

As a result of this condition, however, all inferences and conclusions drawn from study results are limited to the specific set of flight lines, orbits, and to the particular post-stratification processing used in this study. Despite this limitation on inference, we present these results in the expectation that studies conducted employing similar techniques will note similar trends regarding the large impact of including covariances on overall variances, the relatively low impact of including prediction error, and the difficulty of estimating precise biomass estimates for rare cover types.

(f) Provincial biomass estimates:

$$\hat{b} = \sum_{i=1}^n w_i \hat{b}_i \quad (\text{A-8})$$

where $w_i = \frac{a_i}{a}$ $\sum_{i=1}^n w_i = 1.0,$

n = number of vegetation zones in the Province, and a = area (ha) of the Province (south of treeline).

(g) Variance of the Provincial biomass estimate:

$$\hat{\text{var}}(\hat{b}) = \sum_{i=1}^n w_i^2 (\hat{\text{var}}(\hat{b}_i)) \quad (\text{A-9})$$

As with Eq. A-5, Eq. (A-9) can be calculated assuming that GLAS-based biomass estimates between vegetation zones are independent, or covariances can be incorporated to account for non-independent sample observations. Provincial-level variances which include the covariance terms are calculated as follows, and both are reported in Table 4.

$$\hat{\text{var}}(\hat{b}) = \sum_{i=1}^n w_i^2 (\hat{\text{var}}(\hat{b}_i)) + 2 \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{q=i+1}^n w_i w_q \hat{\text{cov}}(\hat{b}_i, \hat{b}_q) \quad (\text{A-10})$$

where \hat{b}_i and \hat{b}_q = biomass ha^{-1} in vegetation zones i and q , respectively, w_i and w_q = area weights associated with vegetation zones i and q , as defined for Eq. (A-8),

$$\hat{\text{cov}}(\hat{b}_i, \hat{b}_q) = \frac{\sum_{k=1}^{n_{(i,q)}} \sum_{l=1}^{n_{(i,q)}} (\hat{b}_{ik} - \hat{b}_i^*) (\hat{b}_{ql} - \hat{b}_q^*)}{n_{(i,q)}^2 - 1} \quad (\text{A-11})$$

\hat{b}_{ik} = average biomass ha^{-1} on the k^{th} orbit in the i^{th} vegetation zone, across all n_i cover types,

$$\hat{b}_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^{n_i} \sum_{p=1}^{n_{ijk}} \hat{b}_{ijkp}}{\sum_{j=1}^{n_i} n_{ijk}} ,$$

\hat{b}_{ql} = average biomass ha^{-1} on the l^{th} orbit in the q^{th} vegetation zone, across all n_q cover types,

$$\hat{b}_{ql} = \frac{\sum_{j=1}^{n_q} \sum_{p=1}^{n_{qjl}} \hat{b}_{qjlp}}{\sum_{j=1}^{n_q} n_{qjl}},$$

\hat{b}_i^* and \hat{b}_q^* are estimates of biomass ha^{-1} for vegetation zones i and q calculated using the number of GLAS pulses as weighting factors rather than the estimated area of each land cover,

$$\hat{b}_i^* = \sum_{j=1}^{n_i} w_{ij}^* \hat{b}_{ij} \quad \text{and} \quad \hat{b}_q^* = \sum_{j=1}^{n_q} w_{qj}^* \hat{b}_{qj}$$

$$w_{ij}^* = \frac{\sum_{k=1}^{n_{ij}} n_{ijk}}{\sum_{j=1}^{n_i} \sum_{k=1}^{n_{ij}} n_{ijk}}, \quad w_{qj}^* = \frac{\sum_{l=1}^{n_{qj}} n_{qjl}}{\sum_{j=1}^{n_q} \sum_{l=1}^{n_{qj}} n_{qjl}}, \quad \sum_{j=1}^{n_i} w_{ij}^* = \sum_{j=1}^{n_q} w_{qj}^* = 1.0,$$

for six vegetation zones, 23 cover types, and 97 orbits, and $n_{(i,q)} =$ the number of orbits in the Province that intercept both vegetation zones i and q .

The substitution of \hat{b}_i^* and \hat{b}_q^* for \hat{b}_i and \hat{b}_q , respectively, in Equation A-11 is done to ensure comparable weighting. In the covariance calculation, weighting must be uniform, i.e., weights must be based either on number of pulses per orbit or on Landsat ETM-based areas. Since our concern is within- and between-orbit biomass estimates, a pulse-based weighting system is necessary and therefore the vegetation zone estimates must also be calculated using the pulse-based weights. Mixing weights within the covariance calculation (i.e., differencing \hat{b}_{ik} with \hat{b}_i and \hat{b}_{ql} with \hat{b}_q) led to inflated covariance estimates. If GLAS pulses were proportionally allocated to each cover type and vegetation zone based

on their areas, then \hat{b}_i and \hat{b}_q could be substituted for \hat{b}_i^* and \hat{b}_q^* in Equation A-11, but this was not the case in this study. For whatever reason, e.g., clouds over selected cover types and/or cover type or vegetation zone characteristics that might lead to GLAS waveform saturation, GLAS pulses were not proportionally allocated. As a result, modified vegetation zone means (\hat{b}_i^* and \hat{b}_q^*) were employed to calculate vegetation zone covariances.

Covariances can be positive or negative. In this study, situations occasionally arose where negative covariances overwhelmed the variance sums. This resulted in situations where the variance – covariance sums in Equations (A-6) or (A-10) were negative. If a particular variance turned negative with the addition of the covariance term, then the covariance term was ignored and the variance without the covariance term (Eqs. A-5 and A-9) was reported.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Les lidars aériens sont maintenant utilisés de manière opérationnelle pour effectuer l'inventaire des ressources forestières. Par contre, l'utilisation de capteurs lidar spatiaux pour étudier les écosystèmes terrestres est une science relativement récente. Bien peu de satellites d'observation de la terre portent à leur bord un capteur lidar et aucun d'entre eux n'est entièrement dédié à des applications terrestres. Les concepteurs du satellite ICESat ont pavé la voie en ce sens en donnant des opportunités pour les applications terrestres, par l'acquisition annuelle de données au-dessus des continents. Ces données représentent donc la première occasion de démontrer le potentiel des données lidar spatiales pour le suivi des écosystèmes forestiers et, par conséquent, de leur bilan de carbone. Les données issues du satellite ont le double avantage de couvrir de plus vastes étendues et de fournir des données accessibles tout à fait gratuitement pour les usagers.

Sommaire des résultats

Cette étude a permis de démontrer que les données GLAS permettent d'atteindre les objectifs attendus. La biomasse aérienne sèche a été estimée à $39.0 (\pm 2.2)$ Mg ha⁻¹ pour un total de $4.9 (\pm 0.27)$ Pg pour la province de Québec au sud de la limite nordique des arbres. Les résultats obtenus permettent également de stratifier les estimations de biomasse aux différentes zones de végétation du Québec. La distribution de la biomasse estimée à travers les différentes zones de végétation est de 12.6% feuillus nordiques, 12.6% mélangés nordiques, 38.4% boréale commerciale, 13% boréale non-commerciale, 14.2% taïga, et 9.2% toundra arborée. Les forêts non-commerciales représentent 36% de la biomasse aérienne estimée alors que les forêts boréales représentent à elles seules 51% de cette biomasse. La carte de la biomasse aérienne produite permet d'apprécier la distribution générale de cette biomasse à travers la zone d'étude.

Pertinence de l'étude pour l'étude du cycle du carbone et la télédétection terrestre

La zone d'étude de ce projet est très vaste, couvrant 1.3 M km². La méthode présentée a permis d'estimer la biomasse aérienne pour la totalité de cette zone avec un jeu de données homogène. Les données d'inventaire locales, dont la densité et la répartition sont spécifiques à la zone d'étude, ont permis de développer les équations de prédiction de la biomasse pour des écosystèmes qui peuvent s'étendre bien au-delà du Québec, notamment aux forêts boréales. D'un autre côté, les données de télédétection qui ont permis d'extrapoler les modèles de prédiction à la zone d'étude en entier sont disponibles globalement. C'est donc dire qu'à partir des données du capteur GLAS et des images Landsat ETM+, il pourrait être possible d'extrapoler ces résultats à l'ensemble de la forêt boréale. Cette approche, pour faire preuve de rigueur, devrait évidemment être appuyée sur des modèles basés sur des inventaires et des données de lidar aérien bien distribués à travers cette zone. Il n'en demeure pas moins que le potentiel de cette approche est démontré.

Les données GLAS ont démontré leur potentiel pour bien représenter la structure verticale de la forêt. Ce potentiel est de mieux en mieux révélé dans les forêts tropicales mais n'avait jamais été démontré pour les forêts nordiques. Le large gradient de densités et de types de couverts retrouvés dans les forêts de la zone d'étude permettent de démontrer que GLAS est un outil polyvalent. L'information qu'il procure est directement liée à la biomasse forestière et vient bonifier les classifications thématiques obtenues avec Landsat ETM+ dans le cadre du projet EOSD.

Analyse des erreurs

La comparaison des résultats obtenus avec ceux d'études précédentes montre bien que la méthodologie présentée semble permettre de bien représenter la réalité. Les sources d'erreurs demeurent toutefois nombreuses. Les estimations finales obtenues proviennent d'une relation générique liant des parcelles d'inventaire au sol aux données aériennes de PALS, puis d'une autre équation liant les données PALS aux paramètres de la forme d'onde du lidar satellitaire GLAS. À chacun de ces sauts d'échelle, des erreurs se propagent et cette

étude n'effectue pas de suivi de toute cette propagation. Au niveau même de la placette, par exemple, il existe déjà des erreurs dans les estimations de biomasse qui proviennent à la fois des relations allométriques utilisées et des mesures d'inventaires. L'extrapolation des résultats à toute la zone d'étude est basée sur une carte de couverture du sol qui contient elle-même des erreurs de classification des scènes Landsat-7 ETM+.

Des efforts ont été faits pour inclure l'erreur de prédiction dans le calcul de la variance des types de couverts. Cependant, la transformation racine carré qui a été appliquée au modèle rendait très difficile l'inclusion de cette source d'erreur. Néanmoins, le modèle racine carré était le seul à réduire les problèmes d'homogénéité de la variance. De plus, nos résultats suggèrent que l'impact de l'erreur de prédiction sur les estimations de biomasse régionales est faible. En effet, une distribution aléatoire des erreurs de prédiction a été appliquée aux estimations de biomasse obtenues par le modèle n'ayant pas été transformé par racine carré. La variation des erreurs types associées aux estimations de biomasse pour les différentes zones de végétation était alors près de zéro.

Les équations développées pour extrapoler les résultats au niveau des zones de végétation tiennent compte de la covariance le long et entre les orbites pour un type de couvert. Elles permettent également de tenir compte de la covariance entre les types de couverts dans une zone de végétation au niveau de la zone d'étude en entier. Les données distribuées le long des orbites du satellite ICESat ont été considérées comme un échantillonnage systématique. Or, il est possible que les orbites orientées nord-sud ne permettent pas de bien saisir un potentiel gradient est-ouest. Ce type de gradient n'étant pas considéré, les estimations d'erreur obtenues doivent être considérées comme conservatrices.

Les données GLAS ont fait l'objet de plusieurs filtres avant d'obtenir les résultats de régression présentés. Certains de ces filtres sont relatifs à la longueur de la forme d'onde GLAS, un paramètre fortement corrélé à la pente locale. Le jeu de données utilisé pour produire les équations de prédiction de la biomasse n'est donc plus représentatif de l'ensemble du territoire à l'étude. Toutefois, les résultats ont tout de même été extrapolés à l'ensemble de cette zone. Il y a donc un potentiel d'erreur d'estimation pour ces zones du territoire qui ne sont pas représentées par le jeu de données GLAS filtré.

Nonobstant ces sources d'erreurs qui n'ont pas été considérées, les résultats présentés dans cette étude représente une estimation assez fiable de la biomasse aérienne. En effet, aucune autre méthode utilisée antérieurement pour ce type d'étude ne reposait sur un jeu de données aussi large. Les données du satellite GLAS permettent de couvrir le territoire de façon systématique par une couverture d'empreintes au sol relativement dense. Cette quantité d'information permet de bien capter toute la variabilité caractéristique de la forêt, ce qui est pratiquement impensable d'obtenir en utilisant uniquement des données d'inventaire. Bien que des erreurs se propagent à chacune des étapes permettant de mener à l'extrapolation à tout le Québec, les relations utilisées sont suffisamment fortes et basée sur une approche rigoureuse.

Les prochaines études portant sur l'utilisation de données GLAS pour l'estimation de la biomasse aérienne sèche devraient tenter de trouver une ressource alternative aux modèles numériques de terrain du SRTM pour évaluer la pente. Tout d'abord, ce modèle de terrain n'est pas suffisamment précis pour apprécier la pente locale. De plus, certains paramètres de GLAS pourraient permettent d'estimer cette pente. Par exemple, la distance entre les deux derniers pics de la forme d'onde, ou encore l'angle entre ces pics sont possiblement liées à la pente au sol. La recherche de la meilleure utilisation possible de ces paramètres permettra d'éliminer un jeu de données très lourd qui a beaucoup allongé le temps de traitement des données lors de cette étude.

Opportunités de recherches futures dans ce domaine d'étude

De nombreuses sources d'incertitude constatées dans les résultats proviennent du fait que le satellite ICESat n'a pas comme mission première l'étude de la végétation terrestre. Il est à souhaiter qu'un nouveau système entièrement dédié à ce genre d'application sera conçu et lancé au cours des prochaines années. Le potentiel des données lidar spatiales a été très bien démontré dans cette étude et il serait attendu que des données mieux adaptées procureraient des résultats d'une qualité encore supérieure. La mission *Deformation, Ecosystem Structure and Dynamics of Ice* (DESDynI), qui est présentement en développement, fait un pas en ce sens. Les données lidar acquises par ce système auront une empreinte au sol de 25 m. Les données de ce capteur permettront de calibrer les données du capteur InSAR auquel il sera

combiné. Ce système devrait permettre de réunir la précision verticale ponctuelle du lidar et la couverture spatiale complète offerte par le InSAR.

Il a été annoncé d'entrée de jeu que le bilan de carbone pour le territoire étudié ne pourrait être déterminé qu'en comparant le contenu en carbone à deux époques différentes. Dans le but de bonifier le travail effectué au cours de cette étude, il sera souhaitable que, dans un avenir rapproché (e.g., cinq à dix ans), de nouvelles données GLAS soient utilisées pour répéter l'approche décrite dans cette étude. Les résultats obtenus aux deux temps pourront être comparés pour obtenir enfin un bilan de carbone des forêts du Québec au cours de cette période. Le satellite ICESat est déjà un vieux satellite d'observation de la terre et deux des trois lasers montés à son bord sont maintenant hors d'usage et la qualité des données fournies par le dernier laser en opération est déjà remise en question. ICESat II, son successeur est le nouveau satellite prioritaire de la NASA pour son programme d'observation de la Terre et il devrait être prêt à être lancé en 2011. Il pourra alors assurer la continuité de la mission primaire de mesurer l'élévation la glace polaire et sa distribution spatiale, tout en poursuivant ses objectifs d'observation des écosystèmes terrestres.