

Génération de modèles numériques de terrain par fusion de données lidar et image

Generating digital terrain model:
joint use of airborne lidar data and optical images

Frédéric Bretar¹, Nesrine Chehata^{1,2}

¹Institut Géographique National, 2-4 Av. Pasteur 94165 St. Mandé cedex, France

Email: Frederic.Bretar@ign.fr

²Institut EGID – Université Bordeaux 3, 1 Allée Daguin 33607 Pessac

Email: Nesrine.Chehata@egid.u-bordeaux3.fr

Manuscrit reçu le 30 octobre 2007

Résumé et mots clés

La représentation numérique de la surface topographique est une donnée de base pour appréhender toute gestion de l'environnement et des risques naturels. En complément de l'image traditionnelle riche en contenu sémantique, la télédétection active lidar fournit des données altimétriques de la surface terrestre à une précision encore inégalée par les techniques stéréoscopiques classiques. Sous la forme d'un nuage de points tri-dimensionnel, nous présentons dans cet article une méthode pour générer un Modèle Numérique de Terrain à partir de ces données lidar conjointement avec des données image. Nous nous intéressons particulièrement au milieu rural peu urbanisés pour lesquels une cartographie grande échelle est un enjeu majeur. L'algorithme que nous proposons est basé sur un filtrage prédictif de Kalman pour lequel la composante temporelle est remplacée par une indexation spatiale. Appliqué au calcul de la pente locale et de l'altitude du terrain, il s'agit de combiner linéairement une « mesure » basée sur l'analyse du nuage de points dans un environnement local cylindrique et une « prédiction » basée sur les calculs déjà effectués. Le facteur de combinaison linéaire est calculé en fonction des incertitudes respectives sur la « mesure » et sur la « prédiction » des états du système. Nous soulignons également l'importance de la prise en compte de la pente locale pour la détermination de la hauteur du sol.

Si les données lidar fournissent parfois des informations altimétriques sur le terrain en présence de végétation, la densité de points au sol en présence de végétation dense devient très faible. Nous introduisons alors une adaptation du système de voisinage local basé sur l'intégration de données image et d'intensité lidar au sein d'un prédictif de zones de végétation haute. Celui-ci s'accroît lorsque la densité de points au sol diminue, augmentant ainsi la probabilité de trouver des points sol. Nous présentons pour finir des résultats prometteurs pour la poursuite de ce travail sur le Golfe du Morbihan.

Lidar aéroporté, Modèles Numériques de Terrain, Indice de végétation, Classification, Filtre de Kalman.

Abstract and key words

The knowledge of an accurate topography is a prerequisite for monitoring natural hazards and for environmental management (e.g. hydrologic and erosion models). Remote sensing lidar systems are active sensors which record altimeter data of the Earth's surface as 3D point clouds: from an emitted laser pulse, the receptor detects backscattered photons from the reflecting target. The altimeter accuracy is often higher than in the case of using stereoscopic

conventional techniques, even if the ground density of the data is often lower. Additionally, beyond the altimeter information, these data contain spectral information related to the target reflectance in the infra-red domain. Depending on the target geometry, lidar systems can acquire several echos for a single laser pulse. This property is particularly interesting in forests or in areas of urban vegetation since it provides not only the canopy height, but also, under certain conditions, the terrain height under the vegetation layer.

Many algorithms have been implemented to sort out the automatic classification problem of 3D point clouds providing ground and off-ground points as well as the Digital Terrain Model (DTM). This is mainly due to the various aspects of landscapes within a global survey which can include urban, forest or mountainous areas.

This paper presents the generation of DTMs based on the joint use of optical images and lidar data. The study is focused on rural areas where a large scale mapping is a major issue. We propose an algorithm based on a predictive Kalman filter for which the temporal component is replaced by a spacial indexation. The algorithm consists in analyzing the altimeter distribution of the point cloud of a local area in the local slope frame. We insist on the role of local slopes for determining the ground height especially in case of steep slope terrain. We assume that points of the first altimeter mode (lowest points) belong to the terrain. The mean height of these points correspond to the measured DTM value. The final DTM value at a specific position is obtained by a linear combination between the measured value and the predicted value. The predicted value depends on the neighboring pixels through their respective uncertainties. The slopes are also integrated in the predictive filter. The local slope is estimated by robust M-estimator, based on the local first altimeter mode. The final slope for each site depends on the corresponding neighborhood uncertainties. This process makes the slope estimation more robust. Finally, the predictive Kalman framework provides not only a robust terrain surface, but also an uncertainty for each DTM pixel as well as a map of normal vectors.

The local window size is a critical parameter in filtering algorithms. It should be small enough to keep all ground details but large enough to ensure the removal of off-ground objects such as trees or/and buildings. Consequently, we introduce an adaptation of the local neighborhood based on the integration of image and lidar data within a predictor of high vegetation areas. In this context, we decided to investigate the potential of using raw uncalibrated lidar intensity in case of a joint indice computation, which is generally derived from image-based infrared data. Consequently, lidar intensity and optical images are combined to generate a Hybrid Normalized Difference Vegetation Index (HNDVI). The lidar provides the infrared band whereas the aerial image provides RGB spectral bands.

A vegetation mask is then calculated with HNDVI and lidar variance information. In fact, higher values of HNDVI are likely to correspond to vegetated areas and vegetation is described as non-ordered point cloud with a high variance compared to human-made structures. Based on the vegetation mask, the local neighborhood size continuously varies from a predefined minimum distance to an automatically processed upper boundary depending on the vegetated area density. Lidar data have been collected in 2004 by the Institut Français de Recherche pour l'Exploitation de la Mer (IFREMER) over the Morbihan Gulf, France. It has been funded by TOTAL. The entire survey is composed of $230 \cdot 10^6$ points with intensities and has been acquired with an ALTM (Optech) system 1210. The point density is 0.7 pt/m^2 . The lidar wavelength is 1064 nm. Optical images are extracted from the BDOrtho ©French orthophoto data basis of the Institut Géographique National with a nominal resolution of 0.5 m, but resampled at 2.5 m for the generation of the Hybrid-NDVI image.

Conclusive results show the potentiality of a full combination of lidar data and RGB optical images for improving the generation of fine DTMs on rural environments. The filtering process is more robust, DTM are less picked due to vegetation filtering. However, in case of dense vegetation, the window size can be large and the average terrain height may be underestimated. As future work, further area predictors can be developed to adapt the proposed methodology to various landscapes and relieves.

Airborne Lidar, Digital Terrain Models, Vegetation Indice, Classification, Kalman filter.

1. Introduction

1.1 Contexte

L'Institut Géographique National (IGN) a pour vocation de décrire la surface du territoire national français et l'occupation de son sol, contribuant ainsi à l'aménagement du territoire, au développement durable, à la protection de l'environnement et à la prévention des risques. C'est dans ce contexte particulier, dont le cadre va être établi par une directive européenne pour la gestion des risques d'inondations, qu'une cartographie altimétrique de haute précision devient une donnée majeure pour la réalisation de plans de prévention des risques.

En effet, la connaissance précise des bassins hydrographiques et de leurs zones côtières associées, notamment la hauteur du terrain support des écoulements, mais aussi les éléments obstruant le flux de ruissellement comme la végétation ou certains éléments de sur-sol, est un pré-requis à l'élaboration de cartes des zones inondables et de cartes des risques d'inondation.

Il s'agit ici de la cartographie réglementaire des zones à enjeux, qu'ils soient humains, économiques ou environnementaux. Les données altimétriques issues de la BDAlti® de l'IGN ont une précision hétérogène ($\sigma_z = 2$ m sur 70 % du territoire) et insuffisante en regard de celle des modèles de prédiction du risque hydrologique. Or la cartographie des zones à enjeux nécessite une précision bien plus importante. Elles sont généralement situées dans un environnement topographique varié composé d'un relief parfois irrégulier, de zones de végétation et surtout de zones urbaines. L'extraction d'une surface terrain à partir de techniques photogrammétriques par corrélation automatique peut être mise en défaut d'une part, car le terrain n'est pas visible sous couvert végétal à partir d'une prise de vue aérienne et, d'autre part, car les zones homogènes en radiométrie et peu texturées ne sont pas adaptées à la recherche de points homologues et répondent mal aux critères d'une bonne corrélation [18] [11]. Depuis plusieurs années, la technique de la télémétrie lidar aéroportée fournit une mesure directe de distance entre un vecteur aérien et la surface terrestre. Le calcul de la trajectographie du vecteur aérien basé sur le couplage d'une unité inertielle et d'un GPS différentiel permet à son tour de transformer ces mesures de distance en points 3D géoréférencés. Notons deux propriétés majeures de ces systèmes : d'abord, la précision altimétrique sur la mesure est particulièrement élevée puisqu'elle est inférieure, sous certaines conditions à 5 cm. En outre, l'émission d'un faisceau lidar au niveau du vecteur aérien permet l'acquisition d'un ou plusieurs points de mesure le long de l'onde réfléchi. Cette propriété est particulièrement intéressante en milieu forestier ou dans les zones de végétation urbaine, car elle permet d'accéder non seulement à la hauteur de la canopée, mais aussi, sous certaines conditions, à l'altitude du sol sous la végétation.

1.2 Gestion des données lidar aéroportées

1.2.1 Topologie

Un chantier lidar est composé de plusieurs fichiers binaires et est organisé soit par bande d'acquisition, soit par dalles composées de plusieurs parties de bandes [7]. En effet, un chantier lidar aéroporté comporte plusieurs millions de points 3D, sa taille dépendant de la superficie du chantier et de la densité de points. Un sous-ensemble de points lidar est donc représenté par plusieurs fichiers, chacun codant un attribut particulier. Il s'agit par exemple de la position 3D du point dont les composantes x , y et z sont séparées par fichier, mais aussi l'intensité dans le proche infra-rouge. Après traitements, d'autres attributs peuvent être ajoutés comme un label de classification (sol, sur-sol, végétation, bâtiments...) ou bien des informations sur la normale locale.

Les surfaces topographiques générées étant en 2.5D, les requêtes topologiques de voisinage dans le nuage de points sont gérées par une structure d'arbre (quadtree). Dans cet article, il s'agit d'un voisinage cylindrique de diamètre variable \mathbf{d}_s . Ce voisinage est noté \mathcal{V}_s , s représentant le site image correspondant sur le futur MNT (s_x, s_y) les coordonnées du site dans l'espace 3D.

$\mathcal{V}_s = \{l \in \text{nuage de points} /$

$$(s_x - l_x)^2 + (s_y - l_y)^2 \leq (\mathbf{d}_s/2)^2, \mathbf{d}_s \in \mathbb{R}^+\} \quad (1)$$

1.2.2 Parcours du nuage

L'élément structurant se déplace à travers le nuage de points selon une grille géoréférencée, support du MNT, dans la géométrie intrinsèque de l'image (4/8-connexité). À partir d'un site initial de variance minimale, l'élément structurant se déplace dans le nuage de points selon les variances minimales du premier mode des distributions altimétriques des sites voisins. Cette propagation favorise le calcul du MNT sur les zones ayant une faible variabilité altimétrique correspondant à des zones soit de terrain nu, soit de végétation non dense. Pour chaque site s visité (sites noirs sur la figure 1), les sites voisins sont extraits puis valués en fonction de la variance altimétrique des points lidar appartenant à \mathcal{V}_s . La propagation dans le nuage s'effectue selon la frontière de cet ensemble (sites extrudés sur la figure 1). La variance altimétrique est calculée sur 20 % des points les plus bas pour minimiser la dispersion engendrée par les points appartenant au sur-sol. Notons que la propagation est indépendante du calcul du MNT.

Cet article a pour objet de présenter une méthodologie pour générer des Modèles Numériques de Terrain (MNT) à partir de données lidar et de données image. Nous abordons dans une première partie la problématique générale de la génération de MNT à partir de données lidar à travers une bibliographie des algorithmes les plus utilisés avant de présenter notre approche. Celle-ci, décrite dans la deuxième partie, est basée sur un filtrage prédictif exprimé dans le formalisme d'un filtre de

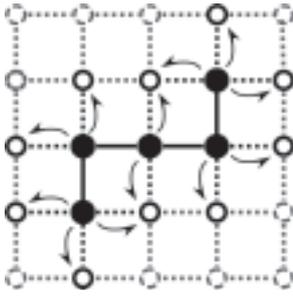


Figure 1. Ensemble de sites MNT. Le système se propage (disques pleins) selon les sites de plus faible variance parmi les sites potentiels (cercles noirs).

Kalman. La composante temporelle y est alors substituée par un parcours ordonné du nuage de points. Nous soulignerons l'importance de la prise en compte des pentes locales pour l'estimation du terrain avant d'introduire une adaptation du système de voisinage local basé sur l'intégration de données image et lidar au sein d'un prédicteur de zones de végétation haute. Les images optiques et les données lidar constituent des données complémentaires aussi bien sur le plan géométrique (2D/3D) que sur le plan spectral. Les orthophotos sont des images optiques rectifiées à 0.5 m de résolution. Elles sont disponibles sur tout le territoire Français dans la base de données BDORTHO® de l'IGN. En outre, les orthophotos fournissent les trois canaux spectraux du visible : rouge-vert-bleu. Le LIDAR a une longueur d'onde dans le proche-infrarouge et apporte par conséquent une information spectrale complémentaire. Finalement, nous présenterons des résultats obtenus sur un levé lidar effectué sur le Golfe du Morbihan, France.

2. Problématique

L'extraction d'un MNT à partir de données lidar (nuage de points 3D) ainsi que la classification de ces données en sol et sur-sol¹ sont au cœur des recherches en télédétection active lidar depuis plusieurs années. Ces traitements sont liés et constituent la base de toute analyse thématique concernant la topographie terrestre. Trois approches se dégagent pour la génération de MNT à partir de données lidar.

2.1 Les approches morphologiques

Les filtres morphologiques sont couramment employés dans le traitement des images d'élévation. Appliqués au filtrage de points 3D, *Kilian* [12] propose la classification de points lidar à partir d'opérations morphologiques. Considérons un point lidar

l , on définit l'opération de **dilatation** d_l sur un voisinage \mathcal{V}_p de centre p par :

$$d_l = \max_{l' \in \mathcal{V}_l} (z_{l'}) \quad (2)$$

L'**érosion** e_l est à son tour définie sur \mathcal{V}_l par

$$e_l = \min_{l' \in \mathcal{V}_l} (z_{l'}) \quad (3)$$

La composition de ces deux opérations de base mène classiquement aux traitements d'ouverture (érosion puis dilatation) et de fermeture (dilatation puis érosion). Après l'application d'une ouverture, les points d'altitude minimale sont détectés dans un voisinage donné. Les autres points de ce voisinage se trouvant dans une bande de tolérance autour de ce point minimum sont classés sol. Cette bande de tolérance est de l'ordre de la précision des mesures lidar, c'est-à-dire de 20 à 30 cm aux dires des auteurs. Parce que la taille de l'élément structurant est critique dans ce type de filtrage [17], les mêmes auteurs proposent d'appliquer une série d'ouvertures en faisant croître ou décroître la taille de l'élément structurant. Ainsi, à partir d'une estimation initiale de la hauteur du terrain (hauteur du point le plus bas au sein de la fenêtre), les points d'altitudes inférieures à un certain seuil (les points sol) sont ensuite affectés d'un poids dépendant de la taille de l'élément structurant. Plus la taille de la fenêtre est importante, plus le poids est élevé. Le filtrage morphologique permet de calculer rapidement un MNT sur des zones étendues, dont la qualité, donc celle de la classification, reste dépendante de la taille de l'élément structurant.

Si les données sont bruitées, certains auteurs [16] [8] envisagent un autre type de filtrage morphologique utilisant un couple de filtres d'ordre, le **Dual Rank**. À partir de n points lidar l' contenus dans un voisinage \mathcal{V}_l de centre l et rangés par ordre croissant d'altitude, on définit l'opérateur de rang \mathcal{R} qui retourne l'altitude z'_r de l'élément r par

$$\begin{aligned} \mathcal{R}: \mathbb{R}^3 \times \mathcal{V}_p \times \mathbb{N} &\longrightarrow \mathbb{R} \\ l, l', r &\longmapsto z'_r \end{aligned} \quad (4)$$

L'opérateur $\mathcal{D}\mathcal{R}$ de Dual Rank est alors défini par :

$$\begin{aligned} \mathcal{D}\mathcal{R}: \mathbb{R}^3 \times \mathcal{V}_p \times \mathbb{N} &\longrightarrow \mathbb{R} \\ l, l', r &\longmapsto \mathcal{R}(l, l', r) \circ \mathcal{R}(l, l', n + 1 - r) \end{aligned} \quad (5)$$

Pour $r = 0$, on retrouve l'ouverture morphologique, pour $r = 1$, la fermeture et pour $r = \frac{1}{2}$ le filtre médian. Une version améliorée de ce filtre a été développée par *Zhang* [22]. Les points de sur-sol sont progressivement éliminés en faisant croître la taille de l'élément structurant de manière exponentielle.

2.2 Densification d'un réseau irrégulier de triangles

L'approche d'*Axelsson* [2] basée sur la densification progressive du sol sous la forme d'un TIN (*Triangular Irregular*

1. le sur-sol est constitué de tous les éléments n'appartenant pas au sol (bâtements, végétation, mobilier urbain ...)

Network) a l'avantage majeur de modéliser explicitement les discontinuités du sol. À partir d'un TIN initial contenant un nombre réduit de sommets d'altitude minimale répartis uniformément sur le nuage de points, le réseau de triangles est progressivement densifié par des points (nouveaux sommets) dont la distance au triangle le plus proche est inférieure à un seuil. Un autre seuil est introduit limitant la pente des triangles. Le processus itératif s'arrête lorsque la surface TIN est stable.

2.3 Interpolation

Les travaux de *Kraus et Pfeifer* [13] sont basés sur une interpolation itérative proche du krigeage. Cette méthode, très populaire, est reprise [3], voire modifiée [14] par de nombreux auteurs. L'algorithme consiste à faire évoluer les paramètres de l'interpolateur en fonction d'une pondération associée aux points lidar. Si $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_n)^T$ est l'altitude des points lidar (p_1, \dots, p_n) au sein d'un voisinage \mathcal{V}_p de centre p , l'altitude prédite de p est exprimée en fonction des informations de covariance sur \mathcal{V}_p par

$$z_p = \mathbf{c}^T \underline{\mathbf{C}}^{-1} \mathbf{z} \quad (6)$$

avec

$$\mathbf{c} = (\mathcal{C}(pp_1), \mathcal{C}(pp_2), \dots, \mathcal{C}(pp_n))^T \quad (7)$$

$$\underline{\mathbf{C}} = \begin{pmatrix} \mathcal{C}(p_1p_1) & \mathcal{C}(p_1p_2) & \dots & \mathcal{C}(p_1p_n) \\ & \mathcal{C}(p_2p_2) & & \mathcal{C}(p_2p_n) \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & \mathcal{C}(p_n p_n) \end{pmatrix} \quad (8)$$

La fonction de covariance \mathcal{C} est modélisée par une fonction exponentielle définie par :

$$\mathcal{C}(p_i p_k) = \begin{cases} \sigma_i^2 + \mathcal{C}(0) = \frac{\sigma_0^2}{\alpha_i} + \mathcal{C}(0) & \text{si } i = k \\ \mathcal{C}(0) e^{-\frac{d^2(p_i, p_k)}{f}} & \text{si } i \neq k \end{cases} \quad (9)$$

où $\mathcal{C}(0)$ est la covariance à distance nulle, $d(p_i, p_k)$ la distance planimétrique entre les points p_i et p_k , f un facteur contrôlant la pente de \mathcal{C} . La variance des points sur \mathcal{V}_p est la somme de $\mathcal{C}(0)$ et de la variance σ_i^2 sur la mesure du point p_i . La précision initiale σ_0 est supposée la même pour tous les points de \mathcal{V}_p . On associe finalement une variance à chaque point dépendant de ses résidus ν_i par rapport à la surface calculée. On définit alors α_i par

$$\alpha_i = \begin{cases} 1 & \text{si } \nu_i \leq g, g \in \mathbb{R}^- \\ \frac{1}{1+(a(\nu_i-g)^b)} & \text{si } g < \nu_i \leq g+w, w \in \mathbb{R}(a, b) \in \mathbb{R}^2 (10) \\ 0 & \text{si } g+w < \nu_i \end{cases}$$

a et b déterminent la forme de la fonction de poids. Les points sont pondérés de manière à privilégier les résidus négatifs, c'est-à-dire les points situés sous la surface. Celle-ci sera donc attirée par les points les plus bas. L'algorithme est itéré jusqu'à l'obtention d'une surface stable.

Des approches développées dans la littérature, seule la dernière prend en compte les propriétés géostatistiques de l'environnement local. Cependant, le mécanisme itératif n'assure pas explicitement une cohérence entre sites (pixels) voisins, ce qui est une information *a priori* capitale pour guider l'estimation locale du terrain. C'est dans ce cadre que nous proposons une nouvelle approche de génération de MNT basée sur le formalisme prédictif d'un filtre de Kalman (partie 3). La variété des paysages rencontrés rend difficile le succès d'un unique algorithme [19]. L'adaptation locale des paramètres au type de paysage (urbain, massif forestier, végétation ...) est une étape nécessaire. L'introduction de prédicteurs de paysage est donc utilisée pour modifier le système de voisinage local lors du parcours du nuage de points. Dans cette étude, nous nous sommes particulièrement intéressés à la prédiction de zones de végétation haute pour lesquelles le taux de pénétration d'un faisceau lidar varie fortement en fonction de la densité du couvert végétal : plus cette densité est importante, plus la probabilité que le faisceau lidar soit réfléchi par le sol diminue. L'estimation du sol à partir des points d'altitude minimale dans un voisinage peut alors être erronée. Cette prédiction est effectuée en combinant des données image aérienne RVB et l'intensité des données lidar.

3. Génération de MNT par filtrage prédictif

3.1 Le filtre prédictif de Kalman

Le filtre de Kalman traditionnel permet de mettre en relation la prédiction d'un état au temps t sachant les états passés avec la mesure effective de cet état au temps t via leurs incertitudes respectives. La valeur finale de l'état au temps t est une combinaison linéaire de la prédiction et de la mesure. Ici, le temps est remplacé par la position spatiale d'un système de voisinage cylindrique (également dénommé élément structurant) \mathcal{V}_s .

Notre système est représenté au site k par le vecteur d'état $\mathbf{x}_k = (x_{1,k} \dots x_{n,k})^T$ de dimension $n \times 1$, $n \in \mathbb{N}$ et une matrice de covariance \mathbf{S}_k de dimension $n \times n$. Le formalisme récursif de Kalman décrit le système par deux équations. D'une part une équation d'état décrivant la transition d'un site k , étant donné son environnement local \mathbb{V}_k , vers le site $k+1$, représenté par une matrice de transition Φ_k de dimension $n \times m$. Si \preceq est une relation d'ordre le long de la trajectoire du système, $\mathbb{V}_k = \{s_i/s_i \preceq k\}_i$ est l'ensemble des sites voisins (8-connexes)

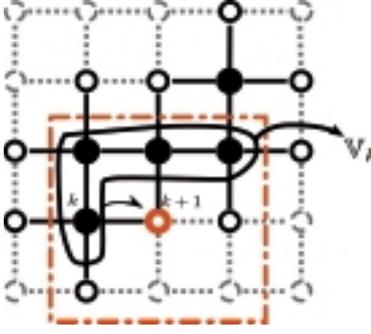


Figure 2. Définition du voisinage \mathbb{V}_k centré sur le site $k+1$.
Les sites noirs représentent les sites déjà visités.

du site $k+1$ qui ont déjà été visités (figure 2). Nous avons $\text{card}(\mathbb{V}_k) \leq 8$ et $k+1 \notin \mathbb{V}_k$.

L'équation 11 représente un modèle de topographie comme un processus récursif. On considère que la topographie (hauteur du terrain et pente locale) au site $k+1$ a une forte corrélation avec les valeurs aux sites de \mathbb{V}_k . Cette corrélation est traduite par la matrice de transition Φ_k qui est un opérateur moyenne.

$$\mathbf{x}_{k+1|\mathbb{V}_k} = \Phi_{\mathbb{V}_k} \mathbf{x}_{\mathbb{V}_k} + \mathbf{w}_k \quad (11)$$

où \mathbf{w}_k est un bruit blanc de matrice de covariance \mathbf{Q}_k et $\mathbf{x}_{k+1|\mathbb{V}_k}$ est un vecteur de dimension $\max(\text{card}(\mathbb{V}_k), 8) * \dim(\mathbf{x}_k)$ défini par :

$$\mathbf{x}_{\mathbb{V}_k} = \left(\underbrace{x_{1,s_1} \dots x_{1,s_8}}_{X_1} \dots \underbrace{x_{n,s_1} \dots x_{n,s_8}}_{X_n} \right)^T \quad (12)$$

On définit une matrice $\left(\mathbb{1}(X) \right)_{\mathbb{V}_k}$ de taille 1×8 où $X \in \{X_1 \dots X_n\}$ (eq. 12) telle que

$$\left(\mathbb{1}(X) \right)_{\mathbb{V}_k} = \sum_{s_i \in \mathbb{V}_k} \mathbb{1}_{\mathbb{V}_k}(s_i) \left(\mathbb{1}_{\mathbb{V}_k}(s_1) \dots \mathbb{1}_{\mathbb{V}_k}(s_8) \right)_X \quad (13)$$

où la fonction indicatrice $\mathbb{1}_{\mathbb{V}_k}(s_i)$ est définie par :

$$\mathbb{1}_{\mathbb{V}_k}(s_i) = \begin{cases} 1 & \text{si } s_i \in \mathbb{V}_k, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (14)$$

Dès lors, on écrit la matrice de transition $\Phi_{\mathbb{V}_k}$ sous forme d'une matrice bloc-diagonale :

$$\Phi_{\mathbb{V}_k} = \begin{pmatrix} \left(\mathbb{1}(X) \right)_{\mathbb{V}_k} & 0 & \dots \\ 0 & \ddots & 0 \\ \vdots & 0 & \left(\mathbb{1}(X) \right)_{\mathbb{V}_k} \end{pmatrix} \quad (15)$$

D'autre part, l'équation (eq.16) de mesure s'écrit :

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (16)$$

où \mathbf{y}_k est le vecteur de mesures au site k , \mathbf{H}_k est une matrice de liaison de taille $m \times n$ entre les mesures et le vecteur d'état (pour notre application, \mathbf{H}_k est la matrice Identité) et \mathbf{v}_k de taille $m \times 1$ un bruit blanc de matrice de covariance \mathbf{R}_k

On rappelle dans l'algorithme 1 le déroulement d'un filtrage prédictif de Kalman dans sa formulation générale [9]. L'indice k correspond à l'indexation spatiale des sites parcourus par le filtre.

Algorithm 1 Implementation récursive d'un filtre prédictif pour la génération d'un MNT

• Initialisation

$$(\mathbf{x}_{1|0}, \mathbf{S}_{1|0})$$

Pour Chaque k Faire

• Mesure

$$(\mathbf{y}_k, \mathbf{R}_k)$$

• Calcul du gain

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{S}_{k|\mathbb{V}_{k-1}} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{S}_{k|\mathbb{V}_{k-1}} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1}$$

• Correction

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k|\mathbb{V}_{k-1}} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_{k|\mathbb{V}_{k-1}})$$

$$\mathbf{S}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{S}_{k|\mathbb{V}_{k-1}}$$

• Prediction

$$\mathbf{x}_{k+1|\mathbb{V}_k} = \Phi_{\mathbb{V}_k} \mathbf{x}_{\mathbb{V}_k} + \mathbf{w}_k$$

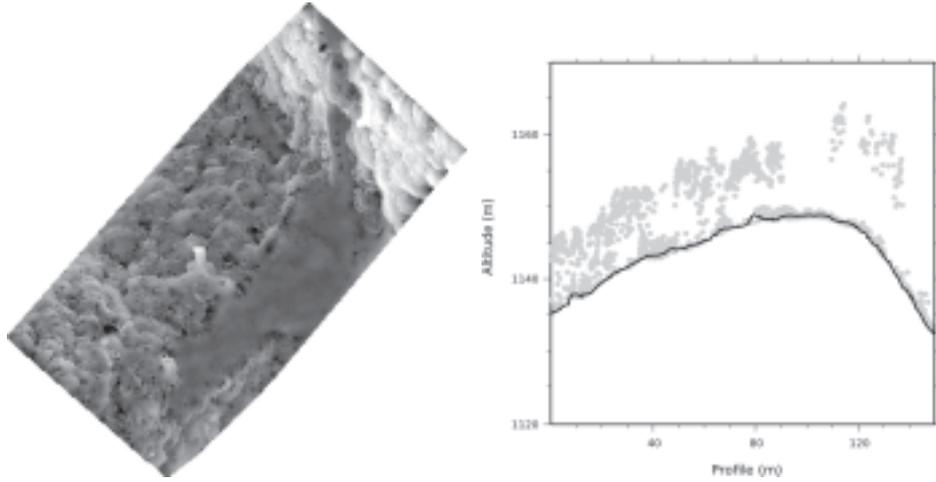
$$\mathbf{S}_{k+1|\mathbb{V}_k} = \Phi_{\mathbb{V}_k} \mathbf{S}_k \Phi_{\mathbb{V}_k}^T + \mathbf{Q}_k$$

L'estimation de l'altitude du sol à partir des points lidar est détaillée au paragraphe 3.3 et consiste en l'analyse de la distribution altimétrique des points lidar contenus dans un voisinage cylindrique de diamètre variable. En fonction de l'extension de ce voisinage (qui peut être grand en présence de végétation), et en présence de reliefs fortement vallonnés comme le milieu montagneux, il est nécessaire de prendre en compte l'influence de la pente locale pour estimer le sol. La figure 3 montre la différence pixellaire entre deux MNT calculés avec et sans prise en compte de la pente locale. On remarque que les disparités peuvent atteindre 2,5 m dans les zones de plus grande pente (valeurs proches de 255).

3.2 Mesure de la pente locale

On a souligné que le calcul de l'altitude du sol dépendait de la pente locale dans le mode d'estimation par éléments structuraux. La qualité de l'estimation des plans locaux est donc particulièrement importante pour fournir une mesure du sol dotée d'une incertitude pertinente.

On estime donc un plan local de la forme $n_x x + n_y y + n_z z + d = 0$ avec $(n_x, n_y, n_z) \in [-1, 1]$ et $d \in \mathbb{R}$ à partir des points appartenant au premier mode du voisinage cylindrique. L'estimation a lieu dans le repère barycentrique du voisinage. On utilise un M-estimateur robuste doté d'une norme



a) Différence altimétrique codée en niveaux de gris entre deux MNT calculés avec et sans prise en compte de la pente locale à une résolution de 0,5 m.

b) Profil du MNT le long de la diagonale. Les points gris sont les points lidar.

Figure 3. Illustration de l'influence de la pente sur l'estimation du MNT

$L_{p=1.2}$ [21]. Cet algorithme est implémenté sous la forme d'un système par moindres carrés itératifs pondéré où les poids sont recalculés à chaque itération en fonction des résidus associés à chaque point.

Le calcul des plans locaux de manière indépendante sur chaque site a montré certaines incohérences entre sites voisins entraînant des erreurs dans le MNT final. Les figures 4(a), 4(c), 4(e), représentant les composantes (n_x, n_y, n_z) des normales locales calculées sur un nuage de points sur une grille de 1 m de résolution, montrent que les coordonnées des normales sont bruitées dans les trois directions. Ces erreurs sont provoquées par une répartition planimétrique et altimétrique des points lidar non représentative de la géométrie locale de la surface terrain. Cependant, la détection de telles erreurs s'avère difficile, un seuillage sur la somme des résidus n'étant pas satisfaisant. Nous avons donc implémenté un filtre de Kalman pour l'estimation des plans locaux afin de maîtriser les variations brusques et erronées des normales.

En reprenant les notations du paragraphe précédent, \mathbf{y}_k et \mathbf{x}_k sont des vecteurs de dimension 4, $\mathbf{x}_{\mathbb{V}_k}$ est un vecteur de dimension 32 en utilisant un voisinage 3×3 et Φ_k est une matrice de dimension 4×32 . La mesure \mathbf{y}_k est le résultat de l'estimation robuste du plan. \mathbf{v}_k est un bruit blanc de variance 0.005. La matrice de covariance associée à la « mesure » de la pente est définie comme l'intervalle de confiance à 99 % autour de chaque paramètre.

La relation de prédiction peut être ré-écrite selon

$$\mathbf{x}_{k+1|\mathbb{V}_k} = \left(\sum_{s_i \in \mathbb{V}_k} \mathbb{I}_{\mathbb{V}_k}(s_i) \right)^{-1} \sum_{s_i \in \mathbb{V}_k} \begin{pmatrix} n_x(s_i) \\ n_y(s_i) \\ n_z(s_i) \\ d(s_i) \end{pmatrix} \mathbb{I}_{\mathbb{V}_k}(s_i) \quad (17)$$

On définit ensuite la matrice de covariance $\mathbf{S}_{k|\mathbb{V}_{k-1}}$ associée à la prédiction de mesure comme une matrice diagonale dont les composantes sont les maxima des variances associées à chaque composante dans un voisinage 8-connexe. On a :

$$\mathbf{S}_{k|\mathbb{V}_{k-1}} = \mathbf{diag} \left[\max_{s_i \in \mathbb{V}_k} \mathbf{S}_{s_i}(n_x), \max_{s_i \in \mathbb{V}_k} \mathbf{S}_{s_i}(n_y), \max_{s_i \in \mathbb{V}_k} \mathbf{S}_{s_i}(n_z), \max_{s_i \in \mathbb{V}_k} \mathbf{S}_{s_i}(d) \right] \quad (18)$$

La figure 4 compare les résultats obtenus pour le calcul des normales de façon indépendante, puis en utilisant le filtrage prédictif décrit ci-dessus. Dans ce cas, on remarque que la cohérence des directions des normales entre sites voisins est meilleure et que le bruit selon les composantes est fortement atténué.

3.3 Mesure de la hauteur du terrain et de son incertitude

Sans une connaissance détaillée de la structure de la couche de sur-sol (présence de végétation plus ou moins dense, présence de bâtiments ...), on ne peut fournir une mesure sur la hauteur du terrain qu'en supposant que les points d'altitude minimale ont une probabilité plus importante que les autres d'appartenir au terrain. Notre stratégie consiste donc à analyser la distribution altimétrique des points lidar appartenant à un voisinage cylindrique centré sur le site k . Le nombre de modes quantifie le nombre de couches altimétriques du sur-sol : plus il est élevé, plus le sur-sol est complexe. Cette distribution est générée avec un pas altimétrique par défaut de 0.3 m. Cette valeur correspond à la résolution altimétrique des systèmes lidar enregistrant la totalité d'une impulsion lidar réfléchiée par la surface terrestre [4]. Cependant, ce pas de discrétisation contingente la séparabilité des modes de la distribution dans le repère local. En présence de végétation basse et/ou de fortes pentes, il est possible

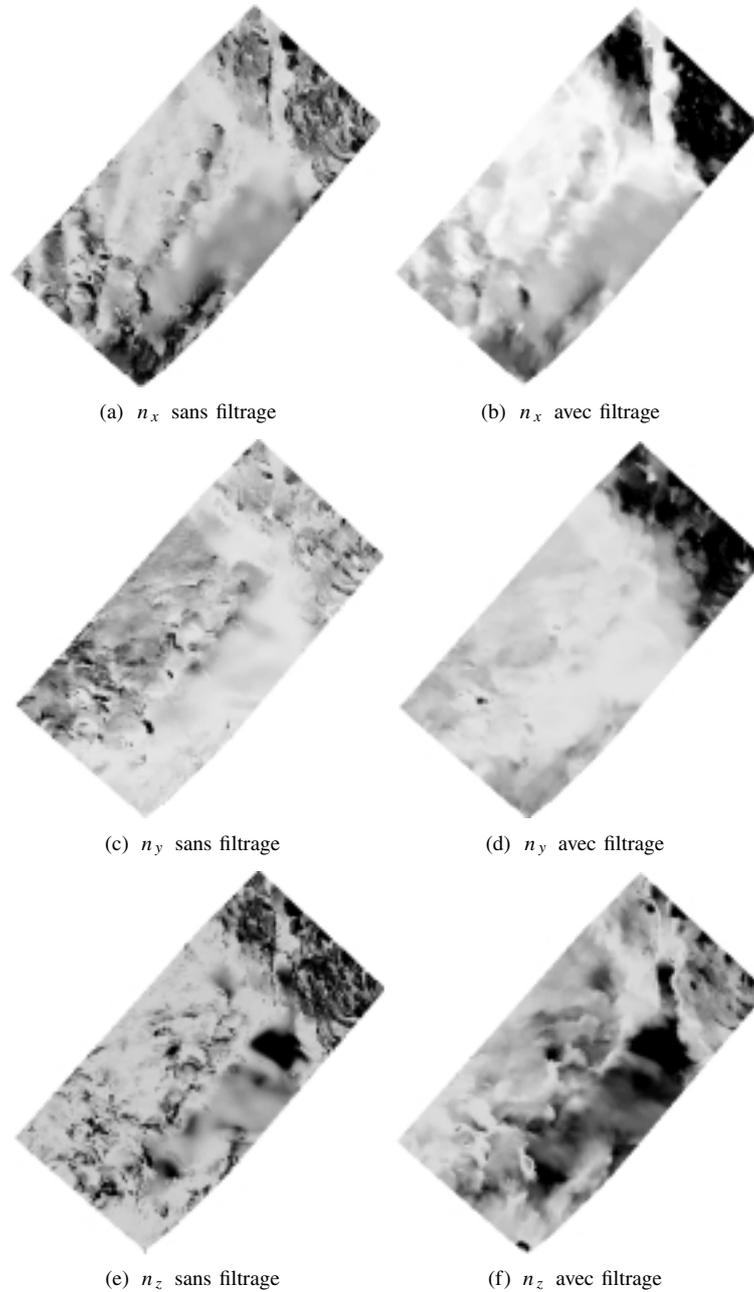


Figure 4. Normales locales calculées sur une grille de 0.5 m de résolution codées en niveaux de gris. (a), (b), (c) correspondent aux trois composantes des normales calculées indépendamment sur chaque site. (d), (e), (f) correspondent aux trois composantes des normales locales calculées à partir d'un filtre de Kalman.

d'augmenter ce seuil pour être certain que le premier mode contienne tous les points sol du voisinage cylindrique. Après une première étape de recherche du nombre de modes de la distribution (recherche de maxima locaux séparés par au moins un élément vide de discrétisation), on extrait le premier (celui dont le maximum a l'altitude la plus faible (figure 1)) dans l'ensemble \mathcal{F}_k . C'est la distribution complète si un seul mode a été détecté. Si les modes ne sont pas clairement discernables, l'incertitude sur la valeur de l'altitude terrain sera forte (eq. 20), favorisant ainsi la prédiction dans la combinaison linéaire pour le calcul final du terrain. On effectue un changement de repère dans le plan local des points lidar appartenant à ce premier

mode et calculé précédemment. L'altitude du terrain est définie comme la moyenne pondérée spatialement sur l'extension spatiale des points lidar (interpolation du type *Inverse Distance Weighting*). L'incertitude sur cette mesure est définie comme la variance de la distribution de \mathcal{F}_k . On définit un bruit \mathbf{v}_k sur la mesure constant de variance $\sigma^2 = 0.01$. Si ξ_i est l'inverse de la distance euclidienne entre le centre planimétrique du site k et les points $l_i \in \mathcal{F}_k$, on définit² le vecteur \mathbf{y}_k de dimension 1 par:

2. On garde les mêmes notations que dans le paragraphe 3.2 pour la description du système, en sachant que la dimension des matrices et vecteurs d'état est maintenant de 1.

$$\mathbf{y}_k = \frac{1}{\sum_j \xi_j} \sum_i \xi_i z_{li} + \mathbf{v}_k \quad (19)$$

$$\mathbf{R}_k = \text{variance}(z_{li}) \quad (20)$$

On définit, de manière analogue à la prédiction des pentes locales, la prédiction de l'altitude du terrain comme la moyenne des altitudes du sol dans un voisinage 8-connexe autour du site $k + 1$, en suivant les règles de parcours des sites. L'incertitude sur cette prédiction est égale au maximum des incertitudes du terrain sur un voisinage 8-connexe.

4. Fusion lidar/Image

4.1 Prédiction de zones de végétation

On a vu dans le paragraphe précédent que l'analyse de la distribution altimétrique était basée sur l'extraction du premier mode. Ce mode a une probabilité plus importante que les autres de contenir les points sol, mais ce n'est pas toujours le cas lorsque par exemple le couvert forestier est trop dense. Ainsi, nous voudrions adapter la taille du voisinage cylindrique à la présence de végétation afin de s'approcher d'une distribution altimétrique multimodale lorsque cela est possible. En effet, en augmentant le diamètre du voisinage, on augmente la probabilité de pénétration de la canopée par les impulsions lidar.

Notre stratégie consiste donc à prédire la présence de zones de végétation sur les différents sites visités par la génération d'un masque. Il doit englober aussi bien les arbres isolés, la végétation dense que les zones de forêt. Le prédicteur que l'on propose est basé sur une utilisation conjointe des données lidar et des données images optiques. La végétation présente une signature spectrale caractéristique permettant de la discriminer par rapport aux autres composantes du sur-sol (bâtiments, constructions, ...). La figure 5 représente les courbes de réflectance spectrale d'une végétation verte. Cette signature présente une moyenne réflectance dans le vert due à la présence de chlorophylle, une absorption des longueurs d'ondes dans le rouge par la chlorophylle et de fortes réflectances dans le proche infrarouge (700-1350nm). Ce comportement antagoniste dans les longueurs d'ondes rouge et infrarouge est à l'origine de différents indices de végétations tel que le GVI, NDVI.

Les données lidar sont souvent acquises simultanément aux images optiques 3 canaux Rouge, Vert, Bleu. Cependant le canal infrarouge optique n'est pas toujours disponible dans les campagnes lidar. On propose d'étudier l'apport de l'intensité des données lidar en tant qu'information de réflectance dans les longueurs d'onde infrarouge.

L'intensité des données lidar dépend de plusieurs paramètres, tels que l'altitude de vol, l'amplitude du signal, l'angle d'incidence, la trace au sol et la réflectance des surfaces [6]. Elle varie

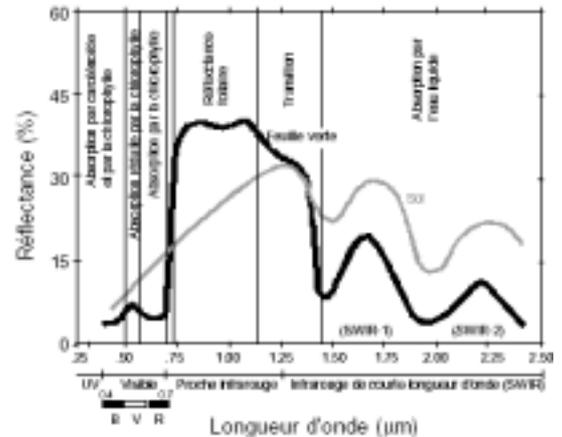


Figure 5. Courbes de réflectance spectrale d'une végétation verte et du sol.

également en fonction du mode de détection des pics du premier et dernier écho au niveau du signal de retour de l'onde [20]. Les valeurs d'intensités ont besoin d'être calibrées [1], et corrigées par modélisation de la réflectance sur une surface de référence [5] [10].

Plusieurs auteurs ont montré l'importance et l'apport de la calibration de la réflectance lidar. Cette calibration nécessite toutefois des missions aéroportées dédiées. Les jeux de données dont on dispose ne permettant pas de réaliser cette calibration, on a décidé d'étudier le potentiel de la réflectance des données lidar sans calibration dans un premier temps.

Cette étude consiste à utiliser, de façon conjointe, la réflectance du lidar dans les longueurs d'ondes infrarouge avec les intensités dans le canal rouge des images optiques. Pour cela, une image d'intensité lidar est générée à partir des points 3D, avec une résolution dépendant de la densité des points. Les intensités lidar sont recalculées sur une grille régulière, d'une résolution de 2.5m. Cette valeur garantit un minimum de points lidar dans le voisinage 3D. Le voisinage utilisé est un voisinage cylindrique. L'intensité lidar d'un pixel image est la moyenne des intensités des points 3D lidar inclus dans le voisinage 3D. Les données dont on dispose ont une densité de 0.7 pt/m² ce qui renvoie ~ 14 points 3D lidar pour un voisinage.

Les données lidar présentent une résolution spatiale inférieure à celle d'une image optique à cause de la faible densité de points. L'image optique sera par conséquent sous-échantillonnée à la résolution de l'image d'intensités lidar.

Les valeurs d'intensités lidar brutes présentent une faible dynamique et des valeurs radiométriques faibles. Afin de combiner l'image lidar avec les radiométries optiques, les intensités lidar sont étalées sur 256 niveaux de gris qui correspondent à un codage sur 8-bits de l'orthophotographie.

On introduit un nouvel indice de végétation hybride, noté HNDVI et qui est défini par :

$$\text{HNDVI} = \frac{I_{\text{lidar}} - R}{I_{\text{lidar}} + R} \quad (21)$$

où R correspond à l'intensité du canal rouge des images optiques et \mathcal{I}_{lidar} à l'intensité lidar (dans les longueurs d'onde infrarouge). Le HNDVI varie entre -1 et 1 , les fortes valeurs correspondent à une présence potentielle de végétation. Un seuillage de l'image de HNDVI permet d'extraire les zones de végétation.

Afin d'interpréter l'image de HNDVI, on relève les principales différences, pour la bande spectrale proche infrarouge, de la réflectance optique par rapport à la réflectance lidar. La végétation a une très forte réflectance dans le proche infrarouge qui permet de la discriminer des sols nus dans cette bande spectrale. Or, dans le cas du lidar, la réflectance mesurée dépend de la nature de la surface mais également de la distance parcourue. Par exemple, dans les zones de végétation, le faisceau lidar va pénétrer dans la végétation et renvoyer de multiples échos avec une amplitude du signal qui sera atténuée au fur et à mesure que l'on se rapproche du sol. Par conséquent, les réflectances lidar mesurées pour la végétation dense seront faibles, sauf dans les cas où le faisceau n'arrive pas à traverser la végétation. Dans ce dernier cas, le capteur enregistre le premier écho dont l'amplitude n'est pas atténuée. En pratique, la réflectance lidar des champs/sols nus sera souvent supérieure ou égale à celle de la végétation ce qui est contraire à la réflectance optique dans le proche infrarouge.

D'après [15], les valeurs de NDVI correspondant à la végétation varient entre 0.05 et 0.66 . En tenant compte de notre raisonnement ci-dessus, ces valeurs de seuil appliquées au HNDVI vont regrouper aussi bien les zones de végétation (hautes et basses), les champs que les sols nus. Un masque de végétation haute est ensuite calculé en croisant le NDVI hybride avec un masque de variance $\sigma(s)$ sur les points lidar. On définit ce masque \mathcal{M} par l'ensemble des sites s vérifiant :

$$\mathcal{M} = \left\{ s / \text{HNDVI}(s) \in [0.05, 0.66] \cap \sigma(s) \geq 1 \text{ m} \right\} \quad (22)$$

La résolution du masque de végétation est la même que celle de l'orthophotographie sous-échantillonnée et celle du MNT. La figure 6(b) montre un exemple de masque de végétation.

4.2 Adaptation du système de voisinage

Cette section présente un algorithme pour l'adaptation de la taille de l'élément structurant \mathbf{d}_s , utilisé dans le processus de génération du MNT. Sur les zones dégagées ne contenant que du sol nu, \mathbf{d}_s doit être faible afin de ne pas moyenner les micro-reliefs. Par contre, \mathbf{d}_s doit être suffisamment grand pour que quelques points sol soient inclus dans le voisinage (présence de bâtiments et de végétation) et ainsi rendre plus pertinente la mesure du sol (incertitude minimale). Un des enjeux est donc de détecter la végétation haute et dense d'une zone rurale, sachant que dans ces zones, très peu de points appartiennent réellement au sol.

La fenêtre adaptative \mathbf{d}_s est calculée sur les points lidar appartenant au masque de végétation \mathcal{M} . $\mathbf{d}_s \in [\mathbf{d}_s^{\min}, \mathbf{d}_s^{\max}]$ doit aug-



(a) Orthoimage (2,5 m de résolution)



(b) masque de végétation (pixels blancs) projetés sur l'orthophoto.

Figure 6. Génération d'un masque de végétation en combinant les données lidar et les images optiques.

menter tant que le voisinage \mathcal{V}_s ne contient pas suffisamment de points appartenant au sol.

\mathbf{d}_s^{\min} est un paramètre critique et doit être défini de façon à assurer un nombre de points lidar minimal dans le voisinage \mathcal{V}_s . On contraint alors \mathbf{d}_s comme suit :

$$\mathbf{d}_{\min}^{\text{abs}} < \mathbf{d}_s^{\min} \leq \mathbf{d}_s \leq \mathbf{d}_s^{\max} \quad (23)$$

où $\mathbf{d}_{\min}^{\text{abs}}$ est la taille de fenêtre minimale sur toute l'image et est indépendante du site s . Soit r la résolution du MNT final et $\bar{\delta}$ la densité moyenne de points sur toute la zone, on définit $\mathbf{d}_{\min}^{\text{abs}}$ par :

$$\mathbf{d}_{\min}^{\text{abs}} = \max\left(2\sqrt{\frac{10}{\pi * \bar{\delta}}}, 2r\right) \quad (24)$$

Pour chaque site s , le calcul de \mathbf{d}_s^{\min} va dépendre : i) de l'écart-type local σ_s des points lidar appartenant au premier mode de la

distribution altimétrique de \mathcal{V}_s et ii) des points lidar appartenant à \mathcal{M} .

Plus l'écart-type local σ_s est élevé, plus \mathbf{d}_s^{\min} doit être élevée. Cette relation n'est pas linéaire. Statistiquement, les zones rurales présentent beaucoup de faibles écart-types compris entre 0.01 m et 2 m. On a choisi, par conséquent, de faire varier \mathbf{d}_s^{\min} de façon logarithmique (cf. équation 25) en fonction de σ_s pour mieux refléter les variations dans les faibles écarts-types.

$$\mathbf{d}_s^{\min} = \mathbf{d}_{\min}^{\text{abs}} + \alpha \log(1 + \sigma_s) \quad \alpha \in \mathbb{R} \quad (25)$$

$\alpha = 6$ a été choisi expérimentalement par rapport aux différentes zones tests. Pour assurer la régularité des valeurs de \mathbf{d}_s^{\min} sur des sites adjacents, un filtre gaussien est appliqué sur l'image des \mathbf{d}_s^{\min} , en veillant à respecter la condition (23).

\mathbf{d}_s^{\min} dépend également du pourcentage ρ_s de pixels de végétation dans le voisinage \mathcal{V}_s . Pour un site s , on définit ρ_s comme suit :

$$\rho_s = \frac{\text{Surface de végétation de } \mathcal{V}_s}{\mathbf{d}_s^{\min} * \mathbf{d}_s^{\min}} \in [0,1] \quad (26)$$

Ce paramètre permet de gérer aussi bien les petites surfaces de végétation que des grandes étendues de forêt. À partir d'une valeur initiale calculée par l'équation 25, \mathbf{d}_s^{\min} est augmentée tant que tous les pixels du voisinage \mathcal{V}_s appartiennent à \mathcal{M} .

$$\text{Tant que } \rho_s = 1; \mathbf{d}_s^{\min} = \mathbf{d}_s^{\min} + 2r + 1; \quad (27)$$

Ensuite, \mathbf{d}_s^{\max} est fixée proportionnellement à \mathbf{d}_s^{\min} . En effet, une petite valeur de \mathbf{d}_s^{\min} doit correspondre à une petite surface de végétation et par conséquent \mathbf{d}_s doit varier dans un petit intervalle. Inversement, une forte valeur de \mathbf{d}_s^{\min} correspond probablement à une grande étendue de forêt. Afin d'assurer statistiquement l'appartenance des points au sol, \mathbf{d}_s doit varier dans un large intervalle de valeurs. Pour cette étude, $\mathbf{d}_s^{\max} = 3\mathbf{d}_s^{\min}$.

Finalement, on définit le comportement de \mathbf{d}_s entre \mathbf{d}_s^{\min} et \mathbf{d}_s^{\max} en fonction de ρ_s . Les variations de \mathbf{d}_s ne sont pas linéaires : l'élément structurant doit grandir fortement quand le ratio de végétation ρ_s est élevé puisque la probabilité que des points lidar atteignent le sol diminue en présence de végétation. Dans le cas où le ratio est faible, on peut considérer que les points d'altitude minimale appartiennent réellement au sol. \mathbf{d}_s est donc défini comme une fonction exponentielle de ρ_s .

$$\mathbf{d}_s(\rho_s) = A e^{\beta \rho_s^2} + B \quad (28)$$

Avec

$$\begin{cases} \mathbf{d}_s(0) &= \mathbf{d}_s^{\min} \\ \mathbf{d}_s(1) &= \mathbf{d}_s^{\max} \end{cases}$$

On a

$$A = \frac{\mathbf{d}_s^{\max} - \mathbf{d}_s^{\min}}{e^{\beta} - 1} \quad \text{et} \quad B = \mathbf{d}_s^{\min} - A$$

Les paramètres de l'équation 28 sont fixés de telle façon que \mathbf{d}_s soit fortement augmenté pour $\rho_s > 0.5$. En pratique, on choisit une dépendance en ρ_s^2 pour la fonction exponentielle et $\beta = 3$ pour deux principales raisons :

- i. Pour $\rho_s < 0.5$, la pente est plus faible qu'une simple exponentielle. Ceci assure des valeurs stables pour \mathbf{d}_s , qui ne fluctuent pas en zones de faible végétation.
- ii. Pour $\rho_s \geq 0.5$, la pente est plus forte qu'une simple exponentielle. Ceci permet d'augmenter fortement la valeur de \mathbf{d}_s en cas de végétation dense.

5. Les données : le Golfe du Morbihan

Les données lidar ont été acquises en 2004 par l'Institut Français de Recherche pour l'Exploitation de la Mer (IFREMER) sur le Golfe du Morbihan, en France. La mission a été commandée par l'entreprise TOTAL. Les données ont les caractéristiques suivantes :

- 230 millions de points composés du premier et dernier écho,
- 184 dalles de $2.02 \times 2.02 \text{ km}^2$ avec 20 m de recouvrement latéral et longitudinal,
- Système lidar ALTM (Optech),
- La longueur d'onde utilisée est 1064 nm,
- Densité moyenne des points : 0.7 pt/m².

Les images optiques ont été extraites à partir de la BDOR-THO@de l'Institut Géographique National (IGN) avec une résolution originale de 0.5 m, mais sous-échantillonnée à 2.5 m pour la génération de l'image de NDVI hybride.

6. Résultats et discussions

Cette partie présente les résultats de l'algorithme ainsi que l'impact de l'utilisation conjointe des données lidar avec les images optiques RVB pour la génération de MNT fin en zones de végétation. Le schéma de la figure 7 synthétise notre approche.

Les figures 12(a) et 13(a) montrent des MNTs calculés avec une valeur constante $\mathbf{d}_s = 10 \text{ m}$ et $\mathbf{d}_s = 15 \text{ m}$ sans prendre en compte le masque de végétation haute. Les reliefs caractéristiques sont visibles (délimitation des champs, les routes) mais, en comparant avec l'orthophotographie 6(a), on peut voir que des zones de forêts ont été incluses dans le sol ce qui fausse le MNT à ces endroits. Cette erreur est également visible sur les profils des figures 9 haut et 10 haut où les courbes grises représentent le MNT calculé sur des fenêtres constantes.

En augmentant la taille de l'élément structurant \mathbf{d}_s à 30 m (voir figures 12(b) et 13(b)), la plupart des zones de végétation sont

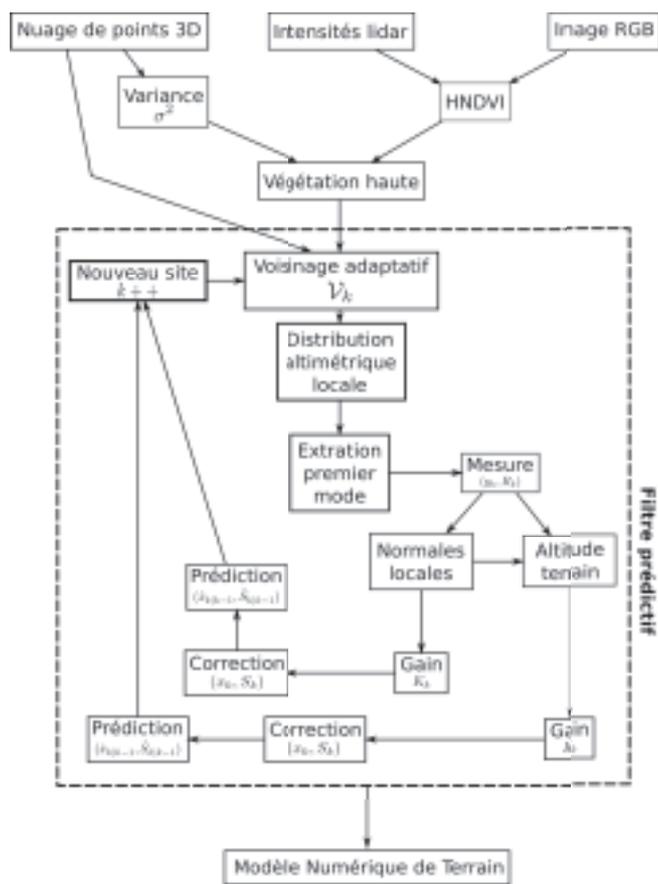


Figure 7. Méthodologie générale pour la génération d'un MNT par couplage lidar/image.

bien filtrées mais le terrain est très lissé et les micro-reliefs ne sont plus visibles.

Les figures 12(c) et 13(c) montrent deux MNTs calculés avec l'adaptation de la taille de voisinage en utilisant les données 3D lidar, l'intensité des points lidar et les images optiques RVB. La surface obtenue est beaucoup plus régulière, les artefacts dus à la présence de végétation sont supprimés puisqu'on a une meilleure classification sol/sur-sol. Le MNT montre également des méso-reliefs intéressants comme des vallées peu profondes couvertes par la végétation.

On montre sur les figures 9 et 10 trois profils sur les points lidar sur une distance de 2 km. Le terrain final est illustré en noir. Les seconds profils montrent les tailles de voisinage correspondantes. Les valeurs de d_s varient entre 5 m et 130 m. Les courbes de d_s évoluent en fonction de la complexité du sur-sol. Les plus grandes valeurs sont obtenues en cas de végétation dense avec une absence de points lidar au sol. Cependant, en cas de grands voisinages, la moyenne des points au sol peut être surestimée par rapport à l'altitude du terrain.

La validation de notre algorithme reste visuelle puisqu'on ne dispose pas de mesures terrain.

La figure 8 montre l'image de distances d_s calculée à partir du masque de HNDVI (voir section 4.2). Les distances sont codées sur 8-bits et représentées en échelle de niveaux de gris inverse. Les faibles valeurs correspondent à des grandes tailles de voi-

nage (reliés à la présence de végétation) alors que les fortes valeurs correspondent à des faibles voisinages sur des terrains plats et des champs. Cette image reflète également la structure en bandes des données lidar et le recouvrement des bandes. En effet, en cas de fortes densités de points dans les zones de recouvrement, la taille du voisinage reste faible et apparaît en clair sur l'image de niveaux de gris inversés. Ceci s'explique par la définition de d_{\min}^{abs} en fonction de la densité de points (cf. équation 24).

Dans cette étude, on ne propose aucune méthode de calibration de ces données avec les données optiques. La dynamique des intensités lidar a été modifiée entre 0 et 255 pour être en cohérence avec les radiométries dans le canal Rouge des images. Notre objectif pour la suite des travaux, est de comparer les radiométries du canal infrarouge optique avec les réflectances lidar afin de fournir une interprétation physique précise des données lidar et de les calibrer avec les images optiques.

Le masque de végétation est obtenu par un seuillage grossier des image de HNDVI (cf. équation 22). Les surfaces de végétation peuvent être sous-estimée (cf. figure 6(b)). Cela se traduit par des trous au niveau des régions de végétation. Cependant, la contrainte de recouvrement ainsi que la régularité des tailles de voisinages adjacents (grâce au lissage gaussien des distances) assurent que les régions de végétation présentant des trous seront entièrement traitées, et leurs voisinages d_s recalculés. Par conséquent, le masque grossier est suffisant comme prédicteur de végétation.

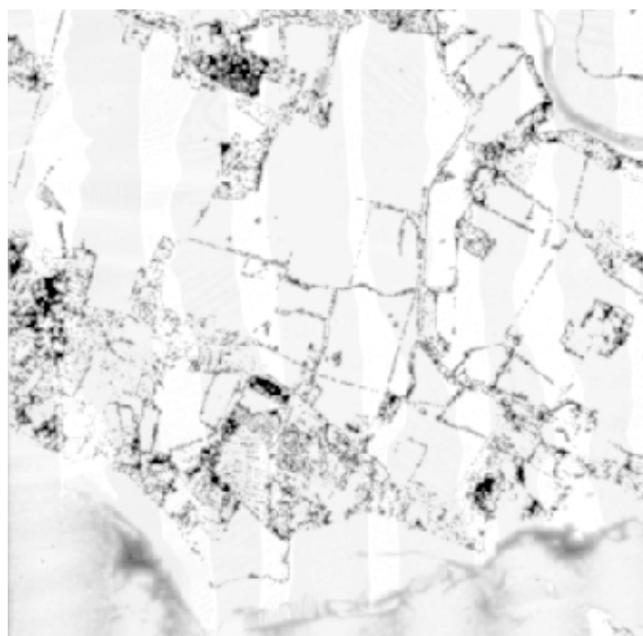


Figure 8. Image des extensions des voisinages d_s codés en niveaux de gris, des plus faibles (blanc) aux plus grands (noir).

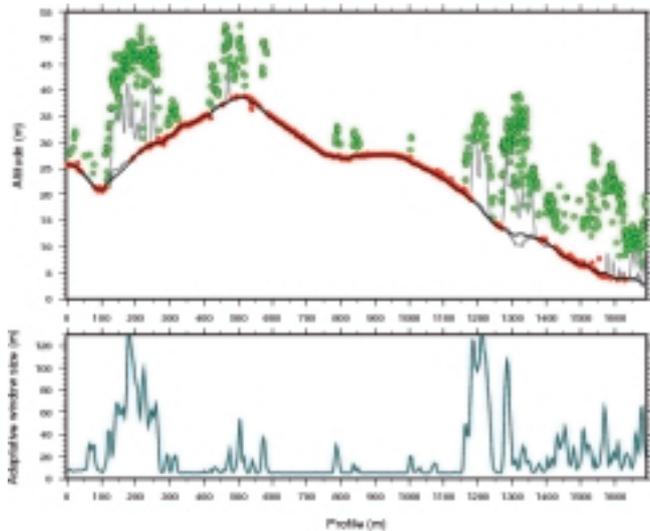


Figure 9. **Haut** : Profils (GM-7-5) de points lidar classés (vert → sur-sol, rouge → sol). Les MNT en gris sont calculés avec des d_s constants, 10 m et 30 m. Le MNT final est représenté en noir. **Bas** : Tailles des voisinages adaptatifs correspondant aux profils.

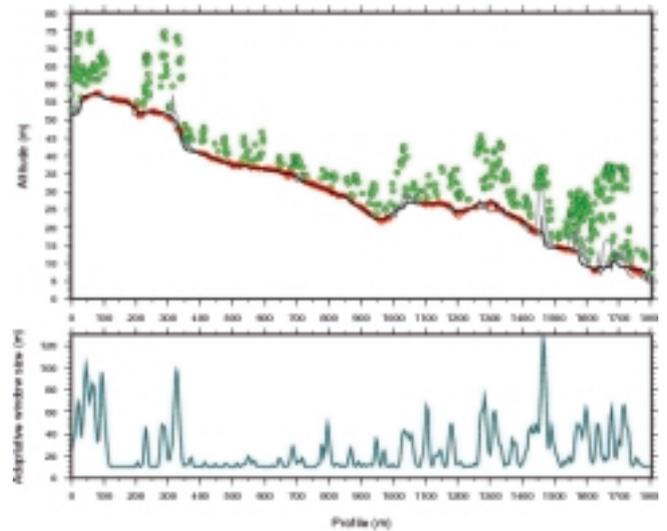


Figure 11. **Haut** : Profils (GM-6-5) de points lidar classés (vert → sur-sol, rouge → sol). Les MNT en gris sont calculés avec des d_s constants, 10 m et 30 m. Le MNT final est représenté en noir. **Bas** : Tailles des voisinages adaptatifs correspondant aux profils.

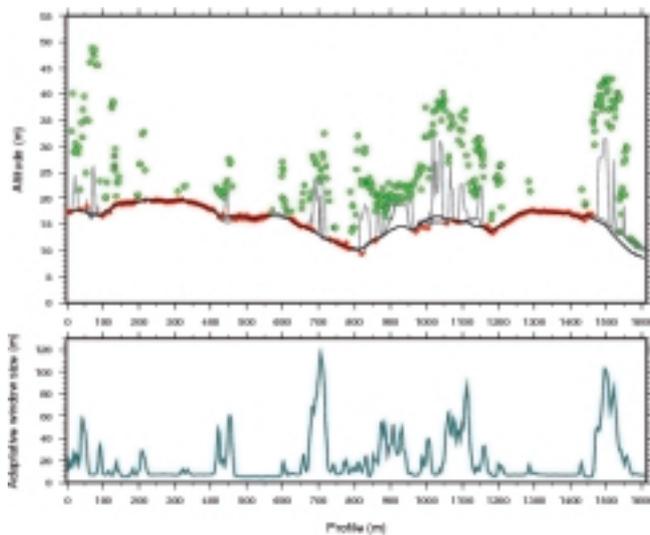
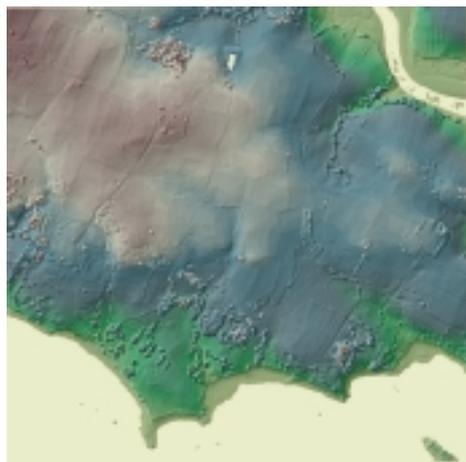


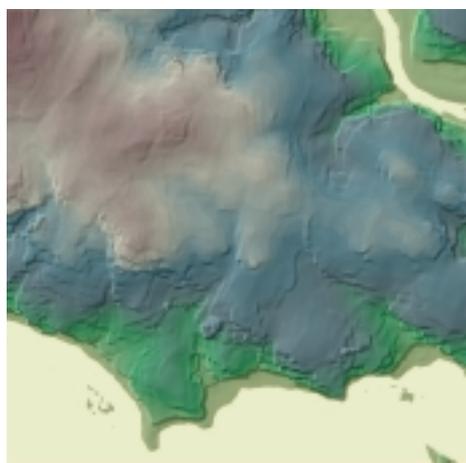
Figure 10. **Haut** : Profils (GM-7-5) de points lidar classés (vert → sur-sol, rouge → sol). Les MNT en gris sont calculés avec des d_s constants, 10 m et 30 m. Le MNT final est représenté en noir. **Bas** : Tailles des voisinages adaptatifs correspondant aux profils.

7. Conclusion

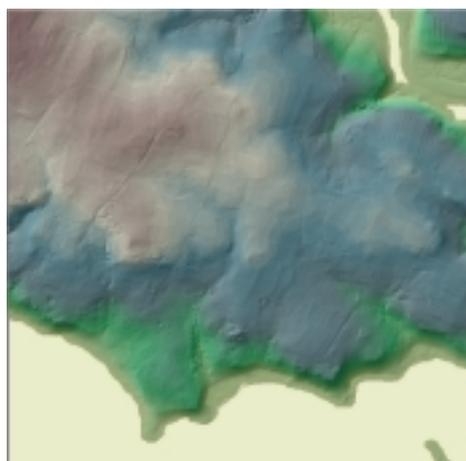
Nous avons présenté dans cet article une méthodologie complète pour la génération de Modèles Numériques de Terrain à partir de données lidar 3D, de données d'intensité lidar et d'informations image RVB. Nous nous sommes particulièrement intéressés au traitement des paysages ruraux présentant des zones de végétation. Nous avons également introduit un indice hybride pour détecter ces zones de végétation et ainsi adapter un algorithme de génération de MNT. Cet algorithme est basé sur un double filtrage prédictif de Kalman, le premier opérant sur les pentes locales et le second sur l'altitude du terrain. Nous avons montré qualitativement que les résultats de notre approche étaient en accord avec les données lidar initiales. Il reste néanmoins à valider de manière absolue ces surfaces terrain. Finalement l'utilisation conjointe de données lidar et image semble prometteuse. Le développement de prédicteurs de zones urbaines est maintenant souhaitable afin de généraliser notre approche à tout type de paysage.



(a) MNT lidar avec $d_s = 10$ m.

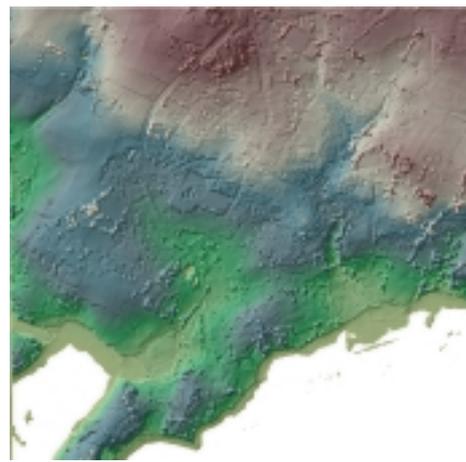


(b) MNT lidar avec $d_s = 30$ m.

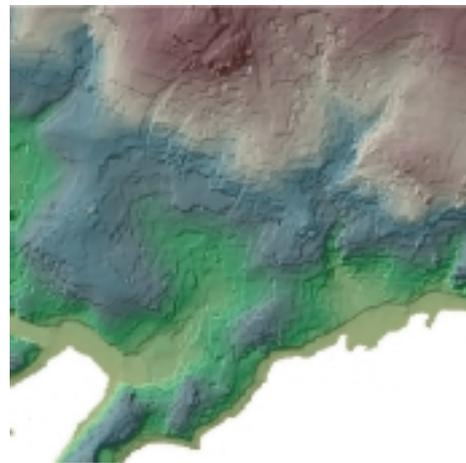


(c) MNT lidar avec voisinages adaptatifs

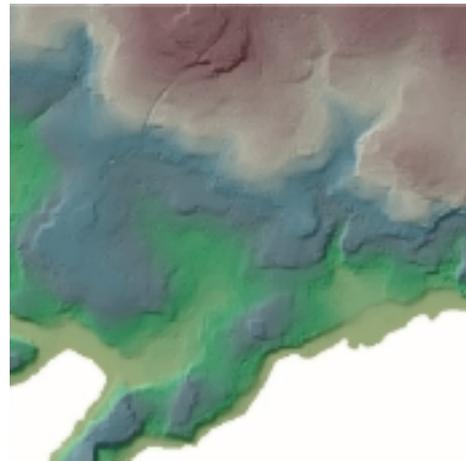
Figure 12. Résultats du calcul MNT sur la zone GM-7-5.



(a) MNT lidar avec $d_s = 10$ m.



(b) MNT lidar avec $d_s = 30$ m.



(c) MNT lidar avec voisinages adaptatifs

Figure 13. Résultats du calcul MNT sur la zone GM-6-5.

Références

- [1] E. AHOKAS, S. KAASALAINEN, J. HYYPPA and J. SUOMALAINEN, Calibration of the Optech ALTM 3100 laser scanner intensity data using brightness targets, In *Proc. of the ISPRS Commission I Symposium*, IAPRS, Marne-la-Vallée, France, jul 2006.
- [2] P. AXELSSON, Dem generation from laser scanner data using adaptive tin models, In *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, volume XXXIII part B4/1, pages 110-117, 2000.
- [3] C. BRIESE, N. PFEIFER and P. DORNIGER, Applications of the robust interpolation for a dtm determination. In R.Kalliany and F. Leberl, editors, *Proc. of the ISPRS Commission III Symposium on Photogrammetric and Computer Vision*, volume XXXIV of *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, pages 55-61, Graz, Austria, Sep 2002. Institute for Computer Graphics and Vision, Graz University of Technology.
- [4] A. CHAUVE, C. MALLET, F. BRETAR, S. DURRIEU, M. PIERROT-DESEILLIGNY and W. PUECH, Processing full-waveform lidar data : modeling raw signals, In *Proc. of the ISPRS Workshop III/3 'LaserScanning 2007'*, Espoo, Finland, sep 2007. ISPRS.
- [5] F. COREN and P. STERZAI, Radiometric correction in laser scanning, *International Journal of Remote Sensing*, 27(15) :3097-3104, August 2006.
- [6] F. COREN, D. VISINTINI, PREARO G. and P. STERZAI, Integrating lidar intensity measures and hyperspectral data for extracting of cultural heritage, In *Proc. of Workshop Italy-Canada for 3D Digital Imaging and Modeling: applications of heritage, industry, medicine and land.*, 2005.
- [7] N. DAVID, C. MALLET and F. BRETAR, Library concept and design for lidar data processing, In *Geographic Object Based Image Analysis*, 2008.
- [8] W. ECKSTEIN and O. MUNKELT, Extracting objects from digital terrain models, In *Proc. Int. Society for Optical Engineering : Remote Sensing and Reconstruction for Three-Dimensional Objects and Scenes*, volume 2572, pages 43-51, 1995.
- [9] G. EVENSEN, *Data assimilation, The ensemble Kalman Filter*. Springer, oct 2006.
- [10] B. HOE and N. PFEIFER, Correction of laser scanning intensity data : Data and model-driven approaches, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, (in press), 2007.
- [11] M. KASSER and Y. EGELS, *Digital Photogrammetry*, Hermes - Lavoisier, 2002.
- [12] J. KILIAN, N. HAALA and M. ENGLICH, Capture and evaluation of airborne laser scanner data, In *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, volume XXXI, pages 383-388, 1996.
- [13] K. KRAUS and N. PFEIFER, Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 53 :193-203, 1998.
- [14] H.S. LEE and N.H. YOUNAN, Dtm extraction of lidar returns via adaptive processing, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(9) :2063-2069, sep 2003.
- [15] T. LILLESAND and R. KIEFER, *Remote Sensing and Image interpretation*, JohnWiley & Sons, 1994.
- [16] P. LOHMAN, A. KOCH and M. SCHAEFFER, Approaches to the filtering of laser scanner data. In T. Schenk and G. Vosselman, editors, *Proc. of the XIXth ISPRS Congress*, volume XXXIII of *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, pages 540-547, Amsterdam, The Netherlands, Jul 2000. ISPRS.
- [17] B. PETZOLD, P. REISS and W. STOSSEL, Laser scanning-surveying and mapping agencies are using a new technique for the derivation of digital terrain models, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54 :95-104, 1999.
- [18] M. PIERROT-DESEILLIGNY and N. PAPANODITIS, A multiresolution and optimization-based image matching approach : An application to surface reconstruction from spot5-hrs stereo imagery. In *Proc. of the ISPRS Conference Topographic Mapping From Space (With Special Emphasis on Small Satellites)*, Ankara, Turkey, feb 2006. ISPRS.
- [19] G. SITHOLE and G. VOSSELMAN, Experimental comparison of filter algorithms for bare-earth extraction from airborne laser scanning point clouds, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 59(1-2) :85-101, 2004.
- [20] W. WAGNER, A. ULLRICH, T. MELZER, C. BRIESE and K. KRAUS, From singlepulse to full-waveform airborne laser scanners : potential and practical challenges, In *The International Archives of the Photogrammetry and Remote Sensing*, volume Vol. XXXV, part B3, pages 201-206, Istanbul, Turkey, Jul 2004. ISPRS.
- [21] G. XU and Z. ZHANG, *Epipolar Geometry in stereo, motion and object recognition*, Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [22] K. ZHANG, S-C. CHEN, D. WHITMAN, M. SHYU, J. YAN and C. ZHANG, A progressive morphological filter for removing nonground measurements from airborne lidar data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(4) :872-882, apr 2003.

Frédéric Bretar

Frédéric Bretar est responsable de l'Action de Recherche LASER au sein du laboratoire « Méthodes d'Analyses et de Traitement d'Image pour la Stéréo-restitution » (MATIS) de l'Institut Géographique National depuis 2006. Il est ingénieur de l'École Nationale des Sciences Géographiques et est titulaire d'un DEA de « Méthodes Physiques en Télédétection » (2000). Il a obtenu un doctorat de l'École Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris en 2006. Comme chercheur invité, il a travaillé au Norwegian Defense Research Establishment entre 2000 et 2002 sur des problématiques liées au Radar. Aujourd'hui, son domaine de recherche concerne les traitements de données lidar (nuage de points et ondes complètes) et la fusion avec des données image, puis leurs applications dans le domaine de la télédétection forestière et de la géophysique. Depuis 2008, il est Chair du WG-III/2 « Processing of Point Clouds » de l'International Society of Photogrammetry and Remote Sensing.

Nesrine Chehata

Diplômée de l'École Nationale Supérieure de Physique de Strasbourg en 2001, elle a obtenu le DEA PIC, Spécialité traitement d'images à l'université de Strasbourg I, en 2001. Elle a réalisé sa thèse à l'IGN au laboratoire MATIS en collaboration avec le CNES et l'université de Paris 5 sur la reconstruction de surfaces 3D à partir d'images satellitaires THR. Sa thèse a été soutenue en Juin 2005. Depuis Septembre 2006, elle est maître de conférences en Informatique à l'institut EGID à Bordeaux 3 (Environnement, Géo-Ingénierie, Développement) et responsable des modules géomatique et télédétection. Ses domaines de compétence sont le traitement d'images, la télédétection, la photogrammétrie et la reconstruction 3D.

