



HAL
open science

Identification des espèces d'arbres à partir de données T-LiDAR Tree species identification using T-LiDAR data

Ahlem Othmani, Christophe Stolz, Lfc. Lew Yan Voon, Alexandre Piboule

► **To cite this version:**

Ahlem Othmani, Christophe Stolz, Lfc. Lew Yan Voon, Alexandre Piboule. Identification des espèces d'arbres à partir de données T-LiDAR Tree species identification using T-LiDAR data. Orasis 2013, Jun 2013, cluny, France. hal-00932331

HAL Id: hal-00932331

<https://hal.science/hal-00932331>

Submitted on 16 Jan 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Identification des espèces d'arbres à partir de données T-LiDAR

Tree species identification using T-LiDAR data

Ahlem OTHMANI^{a,b}, Christophe STOLZ^a, Lew F.C. LEW YAN VOON^a et Alexandre PIBOULE^b

^aLaboratoire LE2I – UMR CNRS 6306, 12 rue de la fonderie, 71200 Le Creusot, France
{ahlem.othmani, christophe.stolz, lew.lew-yan-voon}@u-bourgogne.fr

^bOffice National des Forêts, Pôle R&D de Nancy, 11 rue de l'Île de Corse, 54000 Nancy, France
alexandre.piboule@onf.fr

Résumé

En raison de l'utilisation croissante des scanners LiDAR terrestre (T-LiDAR) dans le domaine forestier, le développement d'outils logiciels pour la mesure automatique d'attributs d'inventaire forestier est devenu un domaine de recherche important. De nombreux travaux portant sur la localisation des arbres dans un nuage de points, la mesure du diamètre à hauteur de poitrine (DHP) ou la mesure de la hauteur des arbres ont été décrits dans la littérature. Cependant, le problème de l'identification des espèces d'arbres à partir de données T-LiDAR a été peu abordé. La plupart des travaux utilisent des données LiDAR aéroportées et les espèces des arbres sont déterminées à l'échelle du massif forestier. Dans cet article, nous proposons une méthode d'identification de l'espèce d'un arbre parmi cinq espèces différentes, basée sur l'analyse de la texture géométrique 3D de l'écorce extraite d'un segment de tronc. Les caractéristiques de texture sont calculées en utilisant les transformées en ondelettes complexes et les Contourlets. Pour la classification, nous avons utilisé l'approche des Forêts Aléatoires (Random Forest). Nos premiers résultats sont encourageants et confirment notre hypothèse selon laquelle le nuage de points 3D de l'écorce d'un arbre contient des informations caractéristiques permettant de déterminer l'espèce d'un arbre.

Mots Clef

Identification d'espèces d'arbre, inventaire forestier, classification de textures géométriques 3D.

Abstract

Due to increasing use of Terrestrial Light Detection and Ranging (T-LiDAR) scanners in the forestry domain for forest inventory, the development of software tools for the automatic measurement of forest inventory attributes has become a major research field. Numerous research work on the localization of the trees in a laser scan, the measurement of the Diameter at Breast Height (DBH), the measurement of the height of the trees, and so on, have been reported in the literature. However, to the best of our knowledge the problem of identifying tree species from T-LiDAR data has received very little attention from

the scientific community. Most of the research work use airborne LiDAR data and measure tree species attributes at a forested massif scale. In this paper we propose a method for individual tree species classification of five different species based on an analysis of the 3D geometric texture of the bark extracted from a segment of the tree trunk. Texture features are computed using Complex Wavelet Transforms and the Contourlet Transform and classification is done using Random Forest classifier. The results obtained are very encouraging and promising. They confirm our assumption that 3D point cloud of tree barks contains 3D information on the tree species.

Keywords

Single tree species identification, forest inventory, 3D geometric texture classification.

1. Introduction

Ces dernières années, l'usage de systèmes de mesure LiDAR (Light Detection and Ranging), aéroporté ou terrestre [1, 2], dans le domaine forestier connaît un intérêt grandissant. Les méthodes aéroportées de télédétection ont l'avantage de fournir des cartographies de variables de niveau peuplement à l'échelle de massifs forestiers. Mais, elles manquent en général de précision pour des estimations locales précises, en particulier dans le cas de peuplements hétérogènes. Elles permettent des évaluations globales de la ressource sur de vastes échelles ainsi qu'un zonage des peuplements, mais elles sont souvent insuffisamment précises pour réaliser des inventaires forestiers. Ainsi, pour estimer des variables dendrométriques telles que la densité de tiges, la structure fine des peuplements ou des notions de qualité, il est nécessaire de réaliser des placettes d'inventaire sur le terrain. Les scanners LiDAR terrestres fournissent alors des nuages de points denses avec une précision allant du centimètre à quelques millimètres. Par exemple, le nuage de points d'une placette obtenu à l'aide du scanner Faro Photon 120™ peut contenir 44 millions de points. Automatiser le traitement est alors indispensable pour extraire les paramètres recherchés: localisation des arbres, hauteur, diamètre à hauteur de poitrine, volume de bois, L'Office National des forêts a ainsi développé le logiciel "Computree" afin d'estimer les paramètres cités [3]. L'objectif du travail développé dans ce papier est à

terme de fournir une extension du logiciel permettant l'identification automatique des espèces d'arbres dans les données 3D. Jusqu'à maintenant cette identification est effectuée à partir de données issues de scanners LiDAR aéroportés [4-6] ou à l'aide de photographies haute résolution [7, 8]. L'utilisation conjointe de données aéroportées et d'images multispectrales a également été décrite dans la littérature [9]. Puttone et al. [10] ont ainsi étudié la classification de trois différentes espèces boréales: le bouleau (*Betula pubescens*), l'épicéa de Norvège (*Picea abies*) et le pin sylvestre (*Pinus sylvestris*) en analysant deux séries de données acquises par deux LiDAR terrestres différents: un système hyperspectral actif qui fournit des données de réflectance en utilisant un laser dans la gamme de longueurs d'onde de 500 à 2400 nm et un système de numérisation 3D qui fournit un nuage de points 3D. Les deux séries de données sont d'abord traitées séparément, puis combinées, pour classifier 24 échantillons des trois espèces considérées à l'aide d'un classifieur SVM (Support Vector Machine). Les données de réflectance obtenues avec un laser dans la gamme de longueurs d'onde de 500 à 900 nm, sont utilisées, seules ou par paires, comme paramètres de classification. En ce qui concerne les données 3D, 40 paramètres de forme sont calculés et utilisés, seuls ou par paires, comme paramètres de classification. Dans une troisième expérience, les auteurs ont utilisé des combinaisons de toutes les paires de paramètres de réflectance et de paramètres de forme qui ont donné plus de 85% de bonne classification lorsqu'ils sont utilisés séparément. Ils ont noté que presque toutes les combinaisons étudiées ont une précision de classification ou taux de bonne classification supérieure à 70%, et que 12,2% des combinaisons donnent un taux de bonne classification de 100% pour toutes les espèces. De même, la précision de classification la plus élevée est obtenue avec les valeurs de réflectance obtenues avec un laser dans la gamme de longueurs d'onde de 550-580 nm avec les trois paramètres de forme suivants: densité de points entre 0,5 et 0,6 à la hauteur normalisée, densité de points entre 0,8 et 0,9 à la hauteur normalisée, et 70% du quantile de la hauteur de l'arbre à partir de sa cime.

Nous proposons dans ce papier une approche pour l'identification de cinq espèces d'arbres basée sur une approche texture en utilisant uniquement les données géométriques des troncs extraits du nuage de point scanné sur le terrain à l'aide d'un T-LiDAR. Nous nous intéressons à 5 espèces communes des forêts du nord de la France: le charme, le hêtre, le chêne, le pin et l'épicéa.

Les critères habituellement utilisés pour identifier l'essence d'un arbre sont: la forme des feuilles, la forme générale de la couronne et les variations de la géométrie de la surface de l'écorce ou texture géométrique 3D de l'écorce. Considérant que les inventaires sont la plupart du temps réalisés en hivers, pour minimiser les occultations dues aux feuilles, et surtout pour effectuer des mesures

hors période de croissance des arbres, la reconnaissance par la forme des feuilles n'est pas envisageable.

La forme générale des houppiers est assez caractéristique des espèces pour des arbres isolés. Mais en peuplements forestiers, le type de gestion et la densité l'impactent fortement, rendant ce critère très polymorphe, et difficilement utilisable, en tout cas seul. Enfin, l'écorce est probablement le critère le plus discriminant des espèces, même si elle est sujette à changer au cours de la vie de l'arbre en raison de l'âge, des blessures et de la modification du modèle de croissance due à des perturbations de l'environnement.

Nous proposons donc une méthode de détermination de l'espèce par l'analyse des variations géométriques de la surface 3D de l'écorce selon deux étapes principales. La première étape consiste à générer une carte de hauteur relative: représentation 2D de la texture géométrique 3D d'un segment du tronc de l'arbre de 30 cm de long extrait à hauteur de poitrine (1,30 m), appelé un "patch". La seconde étape effectuée est une analyse multirésolution en appliquant les transformées en ondelettes complexes (CWT) et les Contourlets (CT) aux cartes de hauteurs afin d'extraire des caractéristiques de texture qui seront utilisées comme paramètres d'entrée d'un classifieur "Random Forest". La première étape est décrite dans la section 2 et la deuxième étape dans la section 3. La section 4 résume le processus expérimental et analyse les résultats obtenus. Notre méthode a été évaluée en utilisant un ensemble de données de 230 patches: 46 patches pour chacune des 5 espèces d'arbres à identifier. Enfin, quelques conclusions et perspectives sont données dans la section 5.

2. Carte de hauteurs

La surface 3D d'une écorce peut être considérée comme la combinaison d'une surface lisse qui représente la forme principale du tronc d'arbre et des variations géométriques locales caractéristiques de la nature de l'écorce. Pour extraire ces variations géométriques nous avons tout d'abord appliqué au nuage de points un filtre de suppression de bruit implémenté dans le logiciel RapidForm™ afin de supprimer les points aberrants. Le nuage de points est ensuite maillé et lissé par la méthode de Taubin [11]. Enfin, la différence entre le maillage initial et le maillage lissé est calculée donnant une carte 3D de déviation dont la dimension est réduite de 3D à 2D par une opération d'aplatissement de la surface 3D pour obtenir la carte de hauteurs.

2.1. Lissage du maillage

Le lissage Laplacien est une méthode courante pour le lissage des maillages. Il consiste à déplacer de manière itérative chacun des sommets du maillage vers une nouvelle position correspondant à la position moyenne pondérée des sommets voisins. En d'autres termes le sommet est déplacé, ou diffusé, vers le barycentre de ses

voisins. La nouvelle position v'_i d'un sommet i est donnée par l'équation suivante:

$$v'_i = v_i + \lambda \Delta v_i \quad (1)$$

où v_i est la position actuelle, λ un scalaire qui contrôle la vitesse de diffusion et Δv_i l'opérateur Laplacien, une somme pondérée de la différence entre le sommet courant v_i et ses voisins v_j , donnée par:

$$\Delta v_i = \sum_{j \in i^*} w_{i,j} (v_j - v_i) \quad (2)$$

où i^* est l'ensemble de tous les voisins du sommet v_i . Le lissage Laplacien améliore généralement les irrégularités géométriques d'un maillage. Cependant, quand un grand nombre d'étapes de lissage sont effectuées, un rétrécissement ("shrinkage") de la forme apparaît. Pour résoudre ce problème, Taubin a introduit l'algorithme λ/μ qui consiste à effectuer le lissage en deux étapes avec différents facteurs d'échelle notés λ et μ : un premier lissage avec $\lambda > 0$ (étape de rétrécissement) et un second avec un facteur d'échelle négatif $\mu < -\lambda < 0$ (étape d'agrandissement). Pour obtenir le maillage lissé qui représente la forme principale du tronc d'arbre, nous appliquons itérativement le lissage de Taubin avec des poids égaux w_{ij} pour chaque voisin et de telle sorte que $\sum_i w_{ij} = 1$ avec λ et μ respectivement égaux à 0,6307 et -0,6732 (valeurs suggérées par Taubin). Le nombre d'itérations dépend toutefois du maillage à analyser. Un nombre fixe d'itérations n'est pas une bonne solution car il ne serait très probablement pas en mesure de donner la meilleure approximation. Nous avons donc besoin de définir une condition d'arrêt adaptée au maillage.

2.2. Condition d'arrêt

L'objectif est d'obtenir un maillage suffisamment lissé où la structure principale du tronc est préservée et tous les détails géométriques filtrés. De cette façon, en calculant l'écart entre le maillage initial et le maillage lissé, nous conservons uniquement les détails géométriques de l'écorce.

La régularité d'un maillage est évaluée par le calcul des courbures en tout point du maillage. Nous considérons que la surface est lisse si aucune variation significative des courbures n'est mesurée après deux étapes successives de lissage de Taubin. Nous avons étudié l'évolution de la médiane des courbures minimales, maximales, moyennes et Gaussienne selon le nombre d'itérations pour plusieurs échantillons des cinq espèces à identifier. Constatant qu'il n'y ait pas de différence significative entre ces quatre types de valeurs de courbure, nous avons décidé de conserver la médiane des courbures maximales.

La figure 1 représente un exemple de courbe obtenue sur un maillage caractéristique de chaque espèce. Notons que

la forme des courbes est presque identique pour les cinq espèces. La différence réside dans les valeurs de courbure. Les évolutions de ces courbes et de la pente de la tangente en tout point des courbes sont toutes deux des fonctions décroissantes par rapport au nombre d'itérations de lissage. L'important n'est donc pas la valeur de la courbure, mais la variation de celle-ci. Plus le maillage devient lisse et plus la pente de la tangente à la courbe de courbure en fonction du nombre d'itérations diminue jusqu'à la limite 0 qui signifie qu'il n'y a pas de changement entre deux étapes consécutives de lissage, le maillage peut dans ce cas être considéré comme étant totalement lisse. Nous avons ainsi décidé d'arrêter les étapes de lissage lorsque la valeur absolue de la pente de la tangente à la courbe est inférieure ou égale à 0,01. Le maillage obtenu est alors suffisamment lissé, tout en préservant la structure principale du tronc.

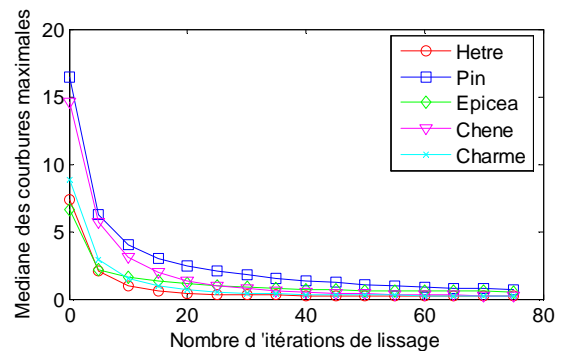


Figure 1: Médiane de la courbure maximale en fonction du nombre d'itérations évaluée sur un maillage de chaque espèce d'arbre

2.3. Carte de déviation 3D

L'écart entre le maillage original M_o et le maillage lissé M_s représente les détails géométriques. Pour calculer cet écart, nous avons besoin d'établir une correspondance entre les maillages M_s et M_o en tenant compte du fait que le temps de calcul est un critère essentiel dans notre application. Pour chaque sommet v du maillage original M_o , nous déterminons son correspondant le plus proche noté \tilde{v} dans le maillage lissé M_s à l'aide de l'arbre des boîtes englobantes alignées (Aligned Axis Bounding Box) [12] et calculons la distance euclidienne entre les points v et \tilde{v} . Nous avons ensuite affecté au sommet \tilde{v} du maillage lissé la valeur de l'écart obtenue ce qui nous donne la carte de déviations 3D. Figure 2 représente un exemple d'une carte de déviation.

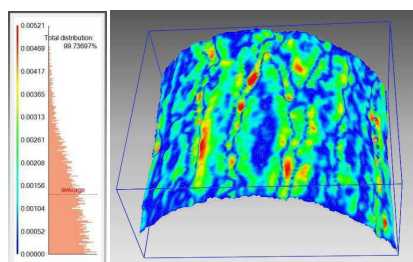


Figure 2: Exemple de carte de déviations

2.4. Calcul de la carte de hauteurs

Cette étape consiste à transformer la carte de déviation de l'écorce en une image 2D qui peut être utilisée pour appliquer les algorithmes d'analyse de texture. Il s'agit d'un problème de réduction des dimensions avec la contrainte de préserver la géométrie intrinsèque des données. Les deux techniques classiques de réduction de la dimensionnalité sont l'analyse en composantes principales (ACP) et le "Multidimensional Scaling" (MDS). Cependant, ces méthodes ne sont pas appropriées pour traiter notre carte de déviations, car ce sont des techniques linéaires et notre ensemble de données contient des structures non-linéaires. La méthode Isomap proposée par Tenenbaum et al. [13] pour des variétés non linéaires est une solution plus appropriée car elle minimise la distorsion géodésique entre les points sur la surface 3D. L'algorithme Isomap, décrit en détail dans [13] est composé de trois étapes qui peuvent être résumées comme suit:

- Étape 1: Pour chaque point de l'espace des données d'entrée, déterminer l'ensemble de ses k plus proches voisins et représenter la relation de voisinage par un graphe où les poids sont les distances entre les paires de points.
- Étape 2: Estimer les distances géodésiques entre toutes les paires de points en calculant leur plus court chemin dans le graphe pondéré et calculer la matrice de distances au graphe.
- Étape 3: Appliquer la méthode MDS classique à la matrice de distances afin de générer une nouvelle cartographie des données dans un espace Euclidien à d dimensions qui préserve au mieux la géométrie intrinsèque de la surface.

Isomap nous permet de transformer notre carte de déviations, un nuage de points dans un espace 3D, en un nuage de points dans un espace 2D optimum. L'étape suivante consiste à transformer ce nuage de points 2D en une image 2D à pas régulier afin d'obtenir l'image des hauteurs relatives. Pour ce faire, une grille avec une résolution en x et y de $1\text{ mm} \times 1\text{ mm}$ est répartie sur les points. Chacune des cellules de la grille représente un pixel de l'image 2D. L'intensité d'un pixel est calculée en effectuant la moyenne des valeurs de l'écart de tous les points appartenant à la cellule qui est ensuite convertie en un niveau de gris dans une échelle comprise entre 0 et

255. En raison des occultations pendant le scanning du segment de tronc et de l'irrégularité du nuage de points 3D initial, certaines cellules ne contiennent aucun point. Dans ce cas nous effectuons une interpolation bicubique afin d'attribuer des valeurs à ces cellules. La figure 3 présente en première ligne un exemple de maillage 3D triangulaire pour nos 5 espèces d'arbres, et sur la deuxième ligne, un exemple de l'image de hauteur correspondante.

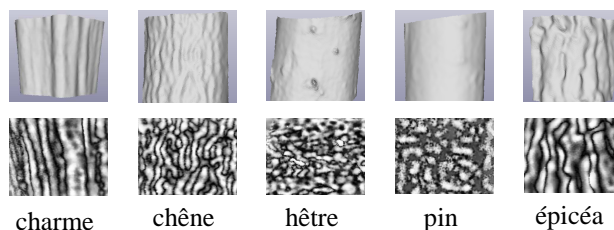


Figure 3: Exemple de maillage 3D et d'images de profondeur pour chaque espèce d'arbre.

On peut remarquer que les images de hauteurs révèlent différentes propriétés de textures 3D caractéristiques de chaque espèce. Le problème de la classification des espèces d'arbres a été ramené à un problème de classification de texture 2D.

3. Analyse et classification de la texture géométrique

3.1. Analyse de la texture

Un grand nombre de techniques d'analyse de texture ont été proposées ces dernières années [14]. Elles peuvent être divisées en quatre catégories: structurelles, statistique, basée sur un modèle et basée sur un filtre (domaine spatial et domaine fréquentiel). Les méthodes structurelles, statistiques ou basée sur un modèle analysent l'intensité des pixels sur un voisinage de petite taille. Elles sont principalement utilisées pour l'analyse de microtextures et ne sont pas bien adaptées aux macrotextures et pour extraire des caractéristiques à différentes échelles. Par ailleurs, selon Chang et Kuo [15] ces méthodes pourraient ne pas être suffisantes pour des images naturelles modélisables par un signal quasi-périodique. Dans notre cas, les techniques les plus récentes d'analyse multirésolution basées sur les transformées en ondelettes ou les Contourlets semblent être plus adéquates. Elles permettent la détection des détails et du contour dans différentes directions et à différentes échelles.

Toutefois, la transformée en ondelettes discrète classique (DWT) est limitée sur deux points: la sélectivité directionnelle et l'invariance en translation. Celle-ci n'autorise en effet que trois directions d'analyse des détails: horizontaux, verticaux et diagonaux, ce qui peut parfois limiter la détection de certains contours et l'analyse de textures.

De nombreuses variantes de DWT qui approxime l'invariance en translation ont été proposées ces dernières années, mais elles présentent une grande redondance dans les coefficients et nécessitent des calculs coûteux. Contrairement à ces formes modifiées de DWT, la transformée en ondelettes complexe, "Dual-Tree Complex Wavelet Transform" (DT-CWT), introduite par Kingsbury [16] est quasi invariante en translation et efficace à calculer. Son évaluation nécessite deux bancs de filtres distincts pour calculer les valeurs complexes: un banc de filtres pour la partie réelle et un second pour la partie imaginaire. Dans le cas 2D, la transformée en ondelettes complexe discrète (DT-CWT) requiert six filtres d'ondelettes pour extraire des informations dans six directions d'analyse ($\pm 15^\circ$, $\pm 45^\circ$ et $\pm 75^\circ$). Pour améliorer la sélectivité directionnelle de DT-CWT, Kokare et al. [17, 18] ajoutent six autres filtres directionnels aux six existants de DT-CWT par rotation de 45° , afin d'obtenir douze orientations: 0° , $\pm 15^\circ$, $\pm 30^\circ$, $\pm 45^\circ$, $\pm 75^\circ$, 60° , 90° , 120° (Figure 4). Selon les auteurs, DT-RCWF permet une amélioration de la performance de la recherche d'images texturées à la fois en termes de précision et de temps de calcul.

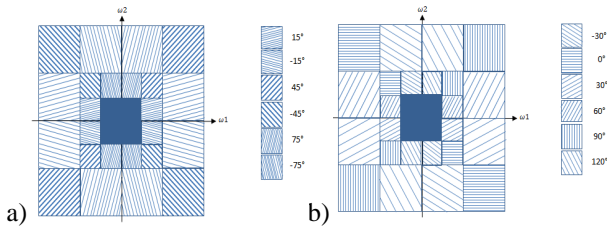


Figure 4: Partition de l'espace des fréquences a) selon la transformée en ondelettes complexe b) avec les six nouvelles orientations

Afin de comparer les résultats obtenus avec ces transformées, nous avons également construit un vecteur caractéristique à l'aide des coefficients issus de la transformée en Contourlets introduite par Do et Vetterli [19]. Celle-ci permet de détecter les contours lisses présents dans les images naturelles.

3.2. Méthode de Classification

Dans les techniques de classification de texture basées sur l'analyse multirésolution par ondelettes, il est très courant d'utiliser l'énergie (E_k), la moyenne (μ_k) et l'écart type (σ_k) des coefficients d'ondelettes à travers les sous-bandes données par les équations 3 à 5:

$$E_k = \left(\frac{1}{m \times n}\right) \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |im_k(i, j)|^2 \quad (3)$$

$$\mu_k = \left(\frac{1}{m \times n}\right) \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |im_k(i, j)| \quad (4)$$

$$\sigma_k = \sqrt{\left(\frac{1}{m \times n}\right) \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (im_k(i, j) - \mu_k)^2} \quad (5)$$

où im_k est une image de sous-bande au niveau k de taille $m \times n$ pour construire les vecteurs de caractéristiques de dimension D donnée par l'équation 6, où N est le nombre de niveaux de décomposition, et M le nombre d'images de sous-bande.

$$D = 3 \times N \times M \quad (6)$$

La classification est effectuée en utilisant un classifieur basé sur les arbres de décision, le "Random Forest" (RF) proposé par Breiman [20]. Chaque arbre de décision est construit à partir d'un ensemble de vecteurs caractéristiques, ou données "in-bag", qui est composé d'une sélection aléatoire d'environ deux tiers des vecteurs caractéristiques de l'ensemble d'apprentissage, avec ou sans remplacement. Le tiers restant, ou données "out-of-bag", est utilisé pour estimer l'erreur de classification de chaque arbre de décision et de la forêt. Un arbre est construit dans toute son étendue possible en utilisant, pour chaque noeud, la meilleure caractéristique à partir d'un sous ensemble aléatoire de caractéristiques sélectionnées parmi les données "in-bag" afin de diviser le noeud. Le nombre d'arbres est un paramètre du classifieur. Pour déterminer la classe d'un échantillon d'essai, celui-ci est testé dans tous les arbres. Chaque arbre génère un vote et la classe à laquelle appartient l'échantillon testé est celle qui obtient le plus grand nombre de votes.

4. Résultats expérimentaux

La méthodologie présentée dans les sections précédentes est évaluée sur un ensemble de données contenant cinq espèces différentes d'arbres (Figure 3), avec 46 patches par espèce. Cela correspond à un ensemble de données de 230 images de hauteurs. Pour chaque expérience, l'ensemble de données est subdivisé aléatoirement en un ensemble d'apprentissage composé des deux tiers des patches pour chaque espèce (par exemple 31 patches des 46 patches de chaque espèce). Cela donne une base d'apprentissage de 155 patches où toutes les espèces d'arbres sont équitablement représentées (échantillonnage aléatoire stratifié). Les 75 patches restants (15 patches de chacune des 5 espèces) sont utilisés comme base de test.

Les transformées en ondelettes discrètes complexe, DT-CWT et DT-RCWF ainsi que les Contourlets puis une combinaison de ces trois transformations sont appliquées à l'ensemble des données jusqu'à 4 niveaux de décomposition. Cela génère 24 sous-bandes dans le cas des transformées DT-CWT et DT-RCWF, et 32 sous-bandes pour les Contourlets. Le calcul de l'énergie, de la moyenne et de l'écart type des coefficients d'ondelettes pour toutes les sous-bandes donne un vecteur de 72

caractéristiques pour les transformées DT-CWT et le DT-RCWF et 96 caractéristiques pour les Contourlets.

Dix expériences, avec une répartition aléatoire de l'ensemble des données en une base d'apprentissage et une base de test, ont été réalisées pour chacune des trois transformations séparément, puis une combinaison de DT-CWT et DT-RCWF, et une combinaison de DT-CWT, DT-RCWF et des Contourlets.

La classification est effectuée en utilisant le code MatLab™ du classifieur Random Forest disponible à l'adresse (<http://code.google.com/p/randomforest-matlab/>) avec les valeurs recommandées pour le nombre d'arbres (1000) et le nombre de caractéristiques utilisées pour diviser le nœud dans le processus de croissance d'arbre de décision, noté $Mtry$ ($Mtry = \sqrt{D}$ où D est la taille du vecteur des caractéristiques). Les taux moyens de bonne classification pour les dix expériences et leurs écart-type sont calculés et récapitulés dans le tableau 1.

Méthode d'extraction de paramètres	Taux de bonne classification	
	Moyenne	σ
DT-CWT	85,20%	4,64%
DT-RCWF	84,67%	4,67%
DT-CWT + DT-RCWF	86,93%	5,33%
CT	80,62%	5,82%
DT-CWT + DT-RCWF + CT	89,07%	5,19%

Tableau 1: Taux de bonne classification obtenu avec 5 variantes d'extractions de caractéristiques

Nos expériences montrent que la méthode des Contourlets donne le moins bon taux moyen de bonne classification. Les transformées DT-CWT et DT-RCWF ont un taux voisin et correct autour de 85%. La combinaison des transformées DT-CWT et DT-RCWF augmente le taux de classification de 1% à 2% en moyenne, mais puisque la valeur des écart-type est le double du gain en taux de bonne classification, nous pouvons considérer que le gain n'est pas significatif et que le DT-CWT, DT-RCWF et la combinaison DT-RCWF + DT-CWT ont des performances équivalentes.

En combinant les trois transformations, DT-CWT + DT-RCWF + CT, nous augmentons le taux de bonne classification d'environ 2% par rapport à la combinaison DT-RCWF + DT-CWT et d'un peu moins de 4% par rapport aux trois transformations utilisées seules. Dans tous les cas, une combinaison des trois méthodes donne de meilleurs résultats que chacune des méthodes pris séparément.

Pour étudier à quelles classes sont affectés les patches mal classés, nous avons calculé plusieurs fois la table de confusion moyenne pour dix expériences dans le cas de l'utilisation de la combinaison des trois transformées, DT-CWT, DT-RCWF et Contourlets, pour l'extraction des caractéristiques de texture. Le tableau 2 est un exemple de la table de confusion moyenne obtenue pour un taux de bonne classification de 88%. La première ligne correspond aux classes dans lesquelles les 15 patches de test de chacune des espèces de la colonne 1 sont affectés.

Nous pouvons constater que l'épicéa et le charme sont les deux espèces qui ont le plus grand nombre d'échantillons mal classés. En moyenne, 2 épicéas (13,3% des échantillons) ont été classés à tort comme du charme et inversement, en moyenne, 1 charme (6,6% des échantillons) a été classé à tort comme de l'épicéa. Il a été confirmé par plusieurs calculs de la table de confusion que l'épicéa et le charme sont les deux espèces qui sont le plus souvent considérés à tort l'une pour l'autre.

	charme	chêne	hêtre	pin	épicéa
charme	13,1	0,5	0,2	0,2	1
chêne	0,2	13,3	0,6	0,3	0,6
hêtre	0	0,6	13,4	0,9	0,1
pin	0,4	0	0,2	14	0,4
épicéa	2	0,6	0,1	0,1	12,2

Tableau 2: Table de confusion moyenne pour la combinaison de DT-CWT, DT-RCWF et CT

5. Conclusions

Nous avons proposé dans cet article une nouvelle approche pour l'identification de 5 espèces d'arbres à l'aide de données T-LiDAR. Notre méthode est basée sur l'analyse multirésolution de la texture géométrique 3D de l'écorce et sur l'utilisation du classifieur "Random Forest". Trois algorithmes d'analyse multirésolution, DT-CWT, DT-RCWF et Contourlets, sont utilisés pour extraire les caractéristiques de texture et leurs performances ont été comparées. Pour chaque expérience, le classifieur "Random Forest" est exécuté 10 fois et le taux moyen de bonne classification ainsi que l'écart type sont évalués. Les résultats obtenus montrent que la décomposition en Contourlets donne, avec 80,62% de bonne classification (écart type de 5,82%), le moins bon taux par rapport aux décompositions DT-CWT, DT-RCWF et leur combinaison DT-CWT/DT-RCWF. Ces trois décompositions donnent respectivement un taux moyen de bonne classification de 85,20%, 84,67% et 86,93%. Ces trois transformations ont également des performances équivalentes puisque les écarts-types (environ 5%) sont environ deux fois la différence maximale du taux moyen de bonne classification (environ 2%). Après plusieurs

calculs de la table de confusion, nous avons également noté que l'épicéa et le charme sont les deux espèces qui sont le plus souvent considérées à tort l'une pour l'autre. Dans les futurs travaux, nous prévoyons d'ajouter d'autres paramètres caractéristiques, d'évaluer la pertinence de chacun d'entre eux, et d'appliquer des techniques de réduction de dimensionnalité de l'espace de représentation afin d'améliorer le taux de bonne classification tout en conservant que les caractéristiques les plus pertinentes.

Remerciements

Travaux de recherche réalisés dans le cadre d'une thèse cofinancée par le Conseil Régional de Bourgogne et l'Office National des Forêts.

Bibliographie

- [1] Dassot M, Constant T, Fournier M. 'The use of terrestrial LiDAR technology in forest science: application fields, benefits and challenges'. *Annals of Forest Science*. 2011, 68, 959-974.
- [2] Wulder MA, Bater CW, Coops NC, Hilker T, White JC. 'The role of LiDAR in sustainable forest management'. *The Forestry Chronicle*. 2008, 84 (6), 807-826.
- [3] Othmani A, Piboule A, Krebs M, Stolz C, Lew-yan-voon L. 'Towards automated and operational forest inventories with T-Lidar', *SilviLaser 2011*, 11th International Conference on LiDAR Applications for Assessing forest Ecosystems, Hobart, Australia. 2011.
- [4] Heinzl J, Koch B. 'Exploring full-waveform LiDAR parameters for tree species classification'. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2011, 13 (1), 152-160.
- [5] Donoghue DNM, Watt PJ, Cox NJ, Wilson J. 'Remote sensing of species mixtures in conifer plantations using LiDAR height and intensity data'. *Remote Sensing of Environment* 2007, 110, 509-522.
- [6] Kim S, McGaughey RJ, Andersen HE, Schreuder G. 'Tree species differentiation using intensity data derived from leaf-on and leaf-off airborne laser scanner data'. *Remote Sensing of Environment*. 2009, 113, 1575-1586.
- [7] Huang ZK. 'Bark Classification Using RBPNN Based on Both Color and Texture Feature'. *International Journal of Computer Science and Network Security*. 2006, 6 (10), 100-103.
- [8] Fiel S, Sablatnig R. 'Automated identification of tree species from images of the bark, leaves and needles', In: *16th Computer Vision Winter Workshop*, Mitterberg, Austria, 2011.
- [9] Holmgren J, Persson A. 'Identifying species of individual trees using airborne laser scanning'. *Remote Sensing of Environment*. 2003, 90, 415-423.
- [10] Puttonen E, Litkey P, Hyyppä J. 'Individual tree species classification by illuminated-shaded area separation'. *Remote Sensing*. 2009, 2 (1), 19-35.
- [11] Taubin G. 'Geometric signal processing on polygonal meshes - state of the art report', *SIGGRAPH*, 2000.
- [12] Alliez P, Tayeb S, Wormser C. *AABB Tree*; 2009.
- [13] Tenenbaum JB, Silva Vd, Langford JC. 'A Global Geometric Framework for Nonlinear Dimensionality Reduction'. *Science*. 2000, 290 (5500), 2319-2323.
- [14] Tuceryan M, Jain AK. *Texture analysis*. In: .C. H. Chen LFP, P. S. P. Wang, editor. *The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*. 2 ed: World Scientific Publishing Co.; 1998. p. 207-248.
- [15] Chang T, Kuo J. 'Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform'. *IEEE Transactions on Image Processing*. 1993, 2 (4), 429-441.
- [16] Kingsbury NG. 'Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals'. *Journal of Applied and Computational Harmonic Analysis*. 2001, 10 (3), 234-253.
- [17] Kokare M, Biswas PK, Chatterji BN. 'Rotation-Invariant Texture Image Retrieval Using Rotated Complex Wavelet Filters'. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 2006, 36 (6), 1273-1282.
- [18] Kokare M, Biswas PK, Chatterji BN. 'Texture image retrieval using rotated wavelet filters'. *Pattern Recognition Letters*. 2007, 28, 1240-1249.
- [19] Do M, Vetterli M. 'The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation'. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2005, 14 (12), 2091-2106.
- [20] Breiman L. 'Random forests'. *Machine Learning*. 2001, 45, 5-32.