航空機 LiDAR による単木樹種分類手法の開発

中 武 修 一¹・山 本 一 清^{*1}・吉 田 夏 樹²・山 口 温²・宇野女草太²

近年、航空機 LiDAR による高精度の森林情報取得手法が数多く提案されている。樹高や樹冠サイズのような航空機 LiDAR により直接計測可能な測定値に対し、材積や胸高直径は一般的に推定式を用いて間接的に求められる。この推定式は樹種ごとに異なるのが一般的であるため、高精度の森林情報の推定には正確な樹種情報の把握が必要不可欠である。そこで本研究では、国内の森林を構成する樹種である、スギ、ヒノキ、アカマツ、カラマツ、広葉樹（落葉および常緑広葉樹）の5樹種を対象に、航空機 LiDAR データを用いた単木樹冠単位での高精度樹種分類手法の開発を行った。まず、LiDAR データから反射強度、樹冠形状、レーザー透過率に関する計八つの特徴量を算出し、機械学習のアルゴリズムである Random Forest を用いて特徴量の重要度を推定した。推定の結果、10 m × 10 m のグリッド単位で算出した樹冠形状に関する特徴量が最も分類に有効である可能性が示された。また、提案した8特徴量を用いた5樹種の分類精度は93.7%と非常に高精度であった。本研究で提案した特徴量を用いることで航空機 LiDAR による単木樹冠単位での高精度樹種分類の実現可能性が示された。

キーワード：航空機 LiDAR、樹種分類、Random Forest、樹冠形状、反射強度

Shuichi Nakatake,¹ Kazukiyo Yamamoto,^{*1} Natsuki Yoshida,² Atsushi Yamaguchi,² Souta Unome² (2018) Development of a Single Tree Classification Method Using Airborne LiDAR. J Jpn For Soc 100: 149–157 In recent years, airborne LiDAR has been proposed as a means to acquire accurate information regarding forest structure. However, while measurements, such as tree height and crown size, can be obtained directly using airborne LiDAR, mathematical equations must be used to indirectly estimate stem volume and diameter at breast height. The equation parameters vary with tree species, so it is important to obtain accurate tree species information for each tree species to estimate accurate forest information. In this study, we propose a method for classifying tree species with high precision in single tree units using airborne LiDAR intensity data and LiDAR structure metrics. Five tree species were included: Japanese cedar, Japanese cypress, red pine, larch, and broad-leaf (deciduous and evergreen) species. We used LiDAR intensity data and tree crown shape metrics to calculate eight tree feature quantities and then compared the measurements among the five tree species to evaluate the importance of feature quantities. The comparison was performed using the random forest machine learning algorithm. We found that crown shape calculated for a grid unit of 10 m × 10 m was more effective for classification than those of single trees. Classification accuracy of 93.7% was recorded after classifying the above five tree species using the proposed eight feature quantities. Thus, it is possible to accurately classify single tree units using the feature measurements presented in this study.

Key words: airborne LiDAR, classification, Random Forest, crown shape, return intensity

I. は じ め に

我が国の人工林資源は約5割が植栽後50年以上経過しており、本格的な資源の利用期に移行している（林野庁 2017）。今日の森林は木材の供給に限らず、災害防止機能、二酸化炭素の吸収源、水源涵養機能など非常に多くの役割を求められており、こうした森林の多面的機能を持続的に発揮していくには継続的なモニタリングを通じた森林の現況把握および管理が必要不可欠である。しかしながら、森林情報を記載した森林簿等の帳簿は白石（1999）が指摘するように現況を正確に反映しているとは言えず、現地調査による継続的なモニタリングもコストや労力の面で困難である（佐々木 2012）。

こうした課題に対し、リモートセンシング技術の一つである航空機 LiDAR（Light Detection And Ranging）計測による森林情報の把握が試みられてきた。航空機 LiDAR で直接計測可能な森林に関するパラメータは DSM（Digital Surface Model）や DTM（Digital Terrain Model）、両者の差分である DCHM（Digital Canopy Height Model）といった高さ情報と、樹冠量や樹冠表面積といった樹冠に関する情

報であり、こうした情報をもとに材積や胸高直径、バイオマスの推定が行われている。例えば、スギとヒノキの林分を対象に、松英ら（2006）や竹島（2015）が林分単位で、Takahashi *et al.*（2005）や伊藤ら（2011）などが単木樹冠単位で幹材積の推定式について検討している。また、米ら（2002）ではカラマツ林を対象として樹高、材積、炭素重量の計測、推定を行っている。こうした林分、単木単位の森林情報推定は、従来の材積表などが示すように樹種ごとに異なる推定式を用いるのが一般的であり、より精度の高い森林情報を把握するためには正確な樹種の把握が必要である。加えて、近年木材のトレーサビリティを構築する取り組みが進展する中で、樹種や胸高直径、樹高、材積、立木位置（三浦ら 2011；添原ら 2015；林野庁 2017）といった樹木個体に関する詳細な情報の把握が期待されている。先述のように、航空機 LiDAR による森林情報の高精度の推定においては樹種の特定が必要不可欠であることから、今後、森林解析を行う上で単木単位の樹種情報はこれまで以上に重要なものであると考えられる。

リモートセンシングによるこれまでの樹種分類は、人工衛星や航空機に搭載された光学センサで取得したオルソ画

*連絡先著者（Corresponding author）E-mail: kazukiyo@agr.nagoya-u.ac.jp

¹ 名古屋大学大学院生命農学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市中千種区不老町（Graduate School of Bioagricultural Sciences and School of Agricultural Sciences, Nagoya University, Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, Aichi 464-8601, Japan）

² 中日本航空株式会社 〒480-020 愛知県西春日井郡豊山町大字豊場字殿釜2番地（Nakanihon Air Service Co., Ltd., 2, Tonokama, Toyoba, Toyoyamacho, Nishi Kasugai, Aichi 480-0202, Japan）

（2018年5月31日受付；2018年8月16日受理）

像をもとに行われてきた（例えば、大西ら 2005；西川ら 2002）。しかし、こうした分類ではスペクトル特性の類似性が高い樹種間の判別精度は必ずしも高くならない（河邑ら 2005）。また、Clark *et al.* (2005) は隣接する樹冠によって生じた陰の影響で、同一樹種であっても樹冠のスペクトル情報に変化が生じる可能性を指摘しており、より高精度の樹種分類、林相判別を実現するには森林情報をこれまで以上に詳細に取得する必要がある。一方、航空機 LiDAR による樹種分類では、樹冠で反射したパルスの反射強度や樹冠傾斜、樹冠形状、点群の分布や透過率など利用可能な立木個体単位の情報が豊富であり、特に海外において森林を対象にした樹種分類研究例が多数報告されている（例えば、Holmgren and Persson 2004；Korpela *et al.* 2010b；Reitberger 2006）。しかしながら、国内で航空機 LiDAR による樹種分類を試みた例は少なく、特に単木樹冠を分類の最小単位としたものは、栗屋ら (2017) がスギ・ヒノキで行った例など僅かな例しか報告されていない。先述のように今後単木単位での森林情報がより必要とされる一方で、航空機 LiDAR による単木樹冠単位の分類において、立木のどのような特徴が分類に有効であるのか、既存の研究と異なる樹種構成の森林を対象とした場合でも高精度の分類が可能であるかといった点で、基本的な知見が不足している。

そこで本研究では、航空機 LiDAR データから抽出された単木樹冠を分類単位とし、国内の森林を構成する主要な樹種であるスギ、ヒノキ、アカマツ、カラマツ、広葉樹の 5 樹種の分類を試みた。分類に使用する特徴量には樹冠形状、反射強度、レーザー透過率の三つのカテゴリについて計八つの指標を使用した。分類にはランダムフォレスト (Breiman 2001) を用い、分類結果から誤分類の傾向を考察するとともに、樹種分類における航空機 LiDAR データの利用可能性について検討する。

II. 材料と方法

1. 分類対象地と分類対象樹種

本研究では愛知県豊田市稲武町内の名古屋大学大学院生命農学研究科附属フィールド科学教育研究センター稲武フィールド (35°12' N, 137°34' E) を対象地とし (図-1)、対象地内に存在する立木について単木樹冠単位での分類を行う。対象地は南北約 3 km、東西約 1 km の広がりを持ち、林地面積は約 200 ha である。対象地中南部は急な斜面が多く、傾斜が 40° を超える箇所もある一方で、対象地北部は平坦な地形が多い。主な植生はスギ、ヒノキ、アカマツ、カラマツ等の針葉樹とシロモジやヤマザクラ、ブナ、カエデ、クリ、リョウブ、ソヨゴ、ミズナラ等の落葉および常緑の広葉樹であり、スギ、ヒノキの多くは純林を、アカマツやカラマツの多くは他の針葉樹や広葉樹と混交林を形成している。加えて、アカマツ林の下層にはササが、カラマツ林の下層には広葉樹がそれぞれ自生している。なお、スギ・ヒノキ・カラマツ林分のほとんどは植栽後 30~50 年が経過した人工林である。本研究では、対象地に存在する樹種のうち、スギ、ヒノキ、アカマツ、カラマツ、および広葉樹の 5 樹種を分類対象とした。なお、広葉樹は樹種で

図-1. 対象地の位置とオルソフォト

なお、オルソ画像の座標は平面直角座標系 7 系（世界測地系）である。

表-1. ヘリコプター搭載型レーザシステムの概要

計測条件	諸元
観測日	2014/7/28
機体	回転翼（ヘリコプター）
レーザー計測装置	SAKURA IV (Full-Waveform)
対地高度	300 m
レーザー発射回数	400 kHz
飛行速度	100 km/h
点密度	約 25点/m ²
スキャン角	± 30°

はないが、本研究は単木単位の樹種分類を目的とするため、林種や林相区分とすることは適切ではないと考え、便宜上一括して広葉樹を樹種と区分して、以下での分析に用いた。

2. LiDAR データと樹冠の抽出

航空機 LiDAR による同対象地の計測は、2014 年の 7 月 28 日に中日本航空(株)によって行われた。計測は表-1 の設定により、ヘリコプター搭載型レーザシステムで実施し、同時に対象地について解像度約 0.2 m / 画素のオルソ空中写真を取得した。

得られた LiDAR 点群データに対し、山本ら (2015) によって開発された林冠復元解析による LiDAR データ解析システムにより、1/3 m メッシュの DSM (Digital Surface Model) と DTM (Digital Terrain Model) を生成し、対象地内の樹頂点座標・樹頂点地上高（樹高の推定値）、および樹冠領域を抽出した (図-2)。このシステムでは、Takahashi *et al.* (2005) 同様に DSM から局所最大値フィルタ (Local Maximum Filter) により樹頂点を検出後、水永 (1992) により提案された樹冠形状モデルによる林冠立体形状推定手法を利用し、10 m グリッド単位でグリッド内の DSM (DSM - DTM < 1.0 m のピクセルは林冠空隙として除外) を最も近似できる樹冠形状モデル (後述する (2) 式) のパラメータと樹頂点が属する樹冠領域を反復処理によって求める。なお、得られた単木樹冠は対象地全域で 566,868 個体であった。

3. 現地調査と立木データの取得

分類に使用する単木データの取得を目的とし、対象地の現地調査を 2015 年 6 月から 10 月と 2016 年 6 月から 11 月にかけて実施した。対象林分はスギが 8 林分、ヒノキが 9 林分、アカマツが 1 林分、カラマツが 3 林分、広葉樹が 6

図-2. 各樹種の単木樹冠取得結果の例

単木樹冠は林冠復元解析による LiDAR データ解析システム（山本ら 2015）により求めた。

林分である（表-2）。

スギ林分、ヒノキ林分では単木の把握にポケットコンパス（S-28、牛方商会社製）、レーザー距離計（DIST D5、ライカジオシステムズ社製）および GPS（MobileMapper20、Spectra Precision 社製）を用いた。オルソ空中写真を参考に対象林分内において GPS で起点を測位後、ポケットコンパスとレーザー距離計を用いて起点周囲木の立木位置を計測し、得られた立木位置座標と航空機 LiDAR データから抽出した樹頂点座標を GIS 上で比較した。二つの座標に対応が取れた場合、航空機 LiDAR から得た樹頂点を単木データとして選択した（図-2）。

アカマツ林分、カラマツ林分、広葉樹林分および一部スギ、ヒノキ林分では、立木位置測量結果と航空機 LiDAR から取得した樹頂点の対応をとることが困難であったり、地形の影響で計測が困難であったりすること等の理由から、以下の方法で立木データを取得した。まず、GPS を携帯して林内を踏査し、林分境界の座標を記録した。次に、林分内の立木について、上層が単一の樹種から構成されていることを確認した。確認が出来た林分について、GIS 上でその林分内に存在する航空機 LiDAR から得られた樹頂点を分類に使用する単木データとして選択した。このとき、GPS の誤差を考慮し、現地のオルソ空中写真を参考に林分境界付近に存在する樹頂点を対象から除外した。

以上の調査の結果、本研究の解析に使用できた単木データは、スギ 251 個体、ヒノキ 232 個体、アカマツ 139 個体、カラマツ 96 個体、広葉樹 171 個体の計 889 個体であった（表-2）。これらを対象木として、以下の解析に用いた。

4. 分類に使用する特徴量の算出

対象地内に存在する全抽出立木を対象に、LiDAR データから分類に使用する八つの特徴量（表-3）を算出した。これらの特徴量はそれぞれ、(1) 反射強度、(2) 樹冠形状、(3) 樹冠構造の三つに関係する。それぞれの特徴量について以下に示す。

1) 反射強度に関する特徴量（2 種類）

反射強度とは、航空機 LiDAR から発射されたレーザー

表-2. 対象木および対象林分の概要

樹種	対象木					対象林分	
	本数(本)	樹高 (m)		樹冠面積 (m ²)		林齢 (年)	
		平均	標準偏差	平均	標準偏差	最低	最高
スギ	251	25.2	3.0	8.5	5.8	48	60
ヒノキ	232	18.0	2.6	7.7	4.7	41	60
アカマツ	139	19.3	1.7	7.7	4.5		
カラマツ	96	22.0	4.3	11.0	10.1	53	55
広葉樹	171	19.0	2.1	7.8	5.2		

ただし、対象木の樹高・樹冠面積は航空機 LiDAR データによる解析結果の集計値である。また、林齢は植栽時期の記録があるスギ・ヒノキ・カラマツのみを掲載した。

表-3. 樹種分類に使用する特徴量の概要

特徴量		種類	算出単位
名称	略称		
最大反射強度	Cw_intMax	反射強度	単木樹冠
平均反射強度	Cw_intMean	反射強度	単木樹冠
最適樹冠傾斜	G_shp	樹冠形状	10 m グリッド
樹冠形状パラメータ	G_shpA	樹冠形状	10 m グリッド
樹冠形状パラメータ	G_shpB	樹冠形状	10 m グリッド
樹冠形状パラメータ	Cw_shpA	樹冠形状	単木樹冠
樹冠形状パラメータ	Cw_shpB	樹冠形状	単木樹冠
レーザー透過率	G_LPI	樹冠構造	10 m グリッド

が対象物に当たって反射した際の反射の強さの程度を指す。反射強度は反射面（ここでは主に葉面）に影響を受けるため、対象樹種の葉の付き方や展葉様式によって樹種ごとに特有の値をとる。反射強度はセンサと反射面との距離が離れるほど大気によって減衰することから、本研究では Korpela *et al.* (2010a) の補正式をもとに反射強度の距離補正を行った。補正式は、補正前の反射強度を I_{raw} 、補正後の反射強度を I_{ran} 、反射面との距離を $R(m)$ 、全 R の平均距離を $R_{ref}(m)$ として以下のように表される。

$$I_{ran} = I_{raw} (R/R_{ref})^a \quad (1)$$

式中の a は対象物の特性に依存した値である。Korpela *et al.* (2010a) によると、広葉樹を対象とした場合には 2 に

近い値が適しており、針葉樹を対象とした場合は3に近い値が適している。本研究では $a=2$ とし、全てのLiDAR点群について反射強度の距離補正を行った。なお、 $R(m)$ はSAKURA IVに搭載のPOS (Positioning Orientation System) により記録されたレーザー発射点位置座標と反射点の位置座標から算出した。

補正後の反射強度をもとに、全対象木の樹冠ごとの反射強度最大値と平均値を算出した。反射強度の最大値は樹冠内のオンリーリターン(1回のレーザー照射に対し、一つのリターンパルスのみが検出されたデータ)から抽出した反射強度の最大値とし、以後 Cw_intMax と表記する。また、反射強度の平均値は、樹冠内のすべてのファーストパルス(最初のリターンパルス)の反射強度の平均値とし、以後 $Cw_intMean$ と表記する。これら、 Cw_intMax および $Cw_intMean$ を反射強度に関する特徴量とした。

2) 樹冠形状に関する特徴量 (5種類)

立木の樹冠形状は反射強度と同様に単木樹冠単位での樹冠分類研究に利用されている(例えば、Holmgren and Persson 2004; Reitberger *et al.* 2006)。多くの場合、樹冠形状は航空機LiDARから得られたDSMを任意の数式に当てはめることで近似され、近似式中のパラメータが特徴量として分類に使用される。本研究では、航空機LiDARから得られたDSMをもとに、樹冠形状を以下の2通りの手法(図-3)で再現した。

① 回帰式による再現

抽出された樹冠内の各ピクセル中心座標について、樹頂点からの水平距離を $x(m)$ 、樹頂点からの深さ(垂直距離)を $z(m)$ とし、樹冠形状を以下の(2)式で近似した(図-3①)。

$$z = Ax^B \quad (2)$$

分類に使用する特徴量には、近似式中のパラメータ A および B を用いた。なお、樹冠形状の近似は、 $x-z$ 間の関係を各単木樹冠ごとに(2)式に当てはめた場合と、10mグリッド内の全ピクセル(DSM - DTM < 1.0mのピクセルは林冠空隙として除外)について $x-z$ 間の関係を一括して(2)式に当てはめた場合の2通り、つまり単木樹冠単位の特徴量と10mグリッド単位の特徴量の2通りについて算出した。これ以降、単木樹冠の近似式から得られた A

と B をそれぞれ Cw_shpA , Cw_shpB , 10mグリッド単位で算出した A および B をそれぞれ G_shpA , G_shpB と表記する。

② 最適樹冠傾斜による再現

最適樹冠傾斜は山本ら(2015)によって提案された特徴量である(図-3②)。栗屋ら(2017)は、単木における梢端角 θ (梢端を通る鉛直な線と樹冠の外縁がなす角)を単木樹冠分類の指標として提案している。一方、この最適樹冠傾斜は一定グリッド内の全樹頂点から、栗屋ら同様に一定の梢端角 θ で樹冠外縁が形成されているものと仮定して仮想DSMを生成し、実際のDSMと仮想DSMの平均2乗誤差が最少となる θ として定義したものである。本研究では10mグリッド単位で算出し、この最適樹冠傾斜 $\theta(^{\circ})$ の値を分類に使用した。これ以降、最適樹冠傾斜は G_shp と表記する。

3) 樹冠構造に関する特徴量 (1種類)

本研究では、上述の樹冠形状に関する指標のほかに、林分構造を反映した指標としてレーザー透過率(LPI, Laser Penetration Index)(%)を分類に使用する特徴量とした。

LPIは航空機LiDARから発射された全レーザーパルスのうち樹冠を通り抜け地表面に到達したレーザーパルスの割合として定義され、樹冠の内部構造を反映した特徴量である。Takahashi *et al.* (2006)は日本の山岳地域においてヒノキ林分でのLPIがスギ林分のものよりも有意に低いことを報告しており、樹冠の内部構造の違いが樹冠分類に有効であると考えられる。本研究では、LiDARデータの点群を林冠層とそれ以外に分離し、グリッド単位の諸量を推定する解析システムであるALPP(Yamamoto *et al.* 2015)により10mグリッド単位のLPI(これ以降、 G_LPI と表記する)を算出した。

本研究では、以上八つの特徴量 Cw_intMax , $Cw_intMean$, G_shp , G_shpA , G_shpB , Cw_shpA , Cw_shpB , G_LPI を使用して分類を試みる。ただし、 G_shp , G_shpA , G_shpB , G_LPI の四つの特徴量は10mグリッド単位で算出された特徴量であり、そのままでは単木樹冠単位での分類に使用できない。そこで本研究では、10mグリッド内に樹頂点が存在する立木全てにグリッド単位で算出した G_shp , G_shpA , G_shpB , G_LPI を割り当て、以下の解析に用いた。

5. 特徴量の樹種間比較とランダムフォレストによる教師付き分類

まず、II.4.で算出した八つの特徴量について樹種間の差異を比較するため、Steel-Dwass法による多重比較を行った。このときの有意水準は5%に設定した。さらに、ランダムフォレスト(Breiman 2001)により、対象木について単木樹冠単位での教師付き分類を行った。

ランダムフォレストは決定木を弱学習器とし、各決定木の結果から高精度の分類および予測を行う集団学習の一種である。高い分類精度の獲得、分類に用いる変数の重要度の推定などが可能であり、各群間の個体数がアンバランスなデータにおいてもエラーのバランスが保たれるという特徴がある(金 2007)。本研究では、ランダムフォレストによる分類にオープンソース・フリーソフトウェアであるR

図-3. 樹冠形状の再現方法の概要

ただし、 $x(m)$ は樹頂点から樹冠内各ピクセルまでの水平距離、 $z(m)$ は樹頂点から樹冠内各ピクセルまでの深さ(垂直距離)である。

3.2.5 (R Development Core Team 2005) のパッケージ Random Forest を利用した。

まず、II.3. に示した計 889 個体の対象木について、各樹種を同じ個体数ずつ無作為に二つのグループに分け、それぞれ学習データ、参照データとした。個体数が奇数の樹種については 1 個体を無作為に解析対象から除外し、残った集団を分割した。得られた学習データについて、II.4. で算出した八つの特徴量 (表-3) を用いて分類器を構築した。このとき、ランダムフォレストのパラメータについては、分類器内部で作成する決定木の本数を 500 に設定し、各決定木の作成に使用する特徴量数についてはグリッドサーチによるパラメータの最適化を行った。

ランダムフォレストでは、分類器の構築に合わせて特徴量の重要度推定が可能であり、各特徴量が分類にどれだけ寄与しているかを推定することができる。この重要度は、ジニ係数の平均減少量 (Mean Decrease Gini) から推定され、減少量が多い特徴量ほど分類において重要であるとされる。本研究では、推定された重要度をもとに分類において有効な特徴量についての検討も行った。

作成された分類器で参照データを分類した結果は、参照データ個体数に対する正しく分類された個体数の割合である Overall Accuracy (以下、OA とする) により評価した。また、樹種間における誤分類の特徴を、各クラスのトレーニングサンプルの精度を表す Producer's Accuracy (以下、PA とする) と分類結果のクラスごとの信頼度を表す User's Accuracy (以下、UA とする) (加藤 2007) により検討した。

III. 結果 と 考 察

1. 分類に使用した特徴量と分類における重要度

8 種類の特徴量について、Steel-Dwass 法による多重比較の結果と樹種ごとの値の分布を図-4 に示す。

まず、反射強度 (Cw_intMax および $Cw_intMean$) の二つの特徴量は、各樹種中央値近辺に値が集中しており、小さい方からアカマツ、スギ、ヒノキまたはカラマツ、広葉樹となる傾向がみられた。また、多重比較の結果から $Cw_intMean$ のスギ-カラマツ間を除くすべての樹種間で有意な差が認められた ($p < 0.05$)。海外の樹種について反射強度の分類性能の高さは Korpela *et al.* (2010b) など、数多く指摘されており、国内の樹種においても同様に、反射強度は分類に有効な特徴量である可能性が高いと考えられた。

次に、樹冠形状に関する特徴量については G_shp , G_shpB , Cw_shpB で多くの樹種間に有意な差が認められた ($p < 0.05$)。これらのうち G_shpB , Cw_shpB の二つの特徴量は、ともに (2) 式のパラメータ B を表している。(2) 式から、樹冠形状は $B > 1$ で梢端が尖り、 $B = 1$ で円錐形となり、 $B < 1$ で梢端が膨らむ卵状となる。本研究の結果 (図-2) では、スギは $B \approx 1.5$ であり梢端がやや尖った円錐形状、広葉樹は $B \approx 0.5$ であり梢端がやや膨らむ卵状、ヒノキ・アカマツ・カラマツは $B \approx 1$ であり断面が三角形となる円錐形という特徴を持つことが示唆された。さらに、

特に G_shpB は針葉樹と広葉樹間で大きく異なることから、針葉樹と広葉樹間の分類に限れば、 G_shpB だけでも両者を正確に判別できる可能性が高いと考えられた。

一方、 G_shpA と Cw_shpA は特徴量の算出単位が 10 m グリッド単位で単木樹冠単位かの違いしかなく、使用した近似式は同じものであるが、 G_shpA でのみ複数樹種間に有意な差が認められた ($p < 0.05$)。この結果について、 G_shp , G_shpB の樹種間多重比較結果と合わせて考えると、単木樹冠単位での分類であってもグリッド単位の特徴量の使用が有効である可能性が示唆された。また、 G_shpA と Cw_shpA の多重比較結果から、単木樹冠単位では樹種ごとの特性を反映できない場合でも、グリッド単位のようにある程度まとまりを持たせることで樹種に固有の傾向を捉えられる可能性が示唆された。

さらに、 G_LPI はスギ・広葉樹間、アカマツ・カラマツ間を除く樹種間で有意な差が認められた ($p < 0.05$)。値はスギ、ヒノキで低く、アカマツ、カラマツで高い値を示し、広葉樹はばらつきの大きい結果となった。アカマツやカラマツといったマツ科の植物は針葉樹の中でも単位地上面積あたりの葉量は少なく (只木 1976)、レーザーが樹冠を透過しやすいため、 G_LPI が高くなりやすいと考えられる。これに対し、広葉樹は G_LPI のとりうる値の範囲が大きく、広葉樹内でも樹種ごとに異なる可能性が考えられた。

次に、特徴量重要度の推定結果を図-5 に示す。図中の横軸はジニ係数の平均減少量 (Mean Decrease Gini) を示しており、この値が大きい特徴量ほど分類への寄与が大きいとされる。縦軸は重要度の高い特徴量が降順に並んでいる。

最も重要度の高い特徴量は 10 m グリッド単位の樹冠形状に関する特徴量 (G_shpB) であった。この結果から、樹冠形状に関する特徴量が本対象地での単木樹種分類に有効である可能性が示唆された。一方、樹冠形状を単木樹冠単位で近似した Cw_shpB は非常に低い重要度を示した。樹冠形状は林分密度や施業の程度によって同一樹種内であっても異なる場合がある。例えば、竹下 (1985) はスギ樹冠の広がりが密度に伴う個体間の競争に影響を受けることを指摘している。対象地は植栽後間伐等がほとんど行われておらず立木密度が高いため、特に針葉樹においては同一樹種においても樹冠形状に個体差が生じやすい状態であったことが考えられる。実際に、図-2 が示すように単木樹冠単位の特徴量である Cw_shpB および G_shpB の樹種内変動は、いずれの樹種においても 10 m グリッド単位の特徴量である G_shpA および G_shpB の倍以上あった。そのため、樹種内における個体間の樹冠形状の差異が強く反映され、樹種間の分類には適さなかった可能性が考えられる。これに対し、本研究のように 10 m グリッド単位での近似を行う場合、そのグリッド内に存在する立木は特徴量として同じ値が割り当てられる。本研究で対象とした林分の多くは人工林であるため、広葉樹を除き隣接木のほとんどは同一樹種と考えられる。そのため、グリッド単位で特徴量を算出することで個体間の変動を抑え、樹種固有の樹冠形状を表す特徴量として使用できる可能性が考えられた。

図-4. 樹種別の各特徴量値の分布と多重比較結果 (Steel-Dwass test)

異なるアルファベットは有意な差 ($p < 0.05$) が認められたことを表す。

また、単木樹冠単位で算出された特徴量では、反射強度の最大値 (Cw_intMax) が全体の2番目に高い重要度を示した。反射強度はレーザー反射面である葉の形状やサイズ、密度、広がりなどの影響を受ける (Korpela 2010a)。本研究で扱う樹種の場合、アカマツのような葉の細い樹種は反

射強度が小さい値を、ヒノキや広葉樹のように葉の面積が大きい、または面的に広がりを持つ樹種は反射強度が大きな値をとる傾向にある。このため、本研究においても反射強度が高い重要度を示したと考えられる。

さらに、LPIは全体で3番目に高い重要度を示した。

図-5. ジニ係数の平均減少量 (Mean Decrease Gini) と各特徴量の関係

Gini 係数の減少量が大きいほど重要度が高い特徴量である。

G_LPI はレーザー透過率であり、葉のサイズや形状及び林冠層における葉量といったレーザーの透過し易さに左右される。図-4 から、アカマツやカラマツで G_LPI が高く、反対にスギやヒノキでは低い値をとることがわかる。これらは、上述したように只木 (1976) が示した樹種間の単位地上面積当たりの葉量の差異に起因するものと考えられる。特に、本研究で対象とした林分では、間伐が十分に行われておらず、ほとんどが閉鎖林分であった。そのため、樹種間の葉量の差が G_LPI に反映され重要度が高くなったものと考えられた。

全体として、樹冠形状、反射強度、レーザー透過率とそれぞれ異なる種類のパラメータがジニ係数の平均減少量 (特徴量重要度) の上位を占めている (図-5)。このことから、立木の特性を多方面から反映した特徴量を複数使用することで、より高精度の分類が期待できる。また、これまで述べたように、航空機 LiDAR を用いた樹種分類研究では、反射強度値が分類に有効である可能性が報告されている (Holmgren and Persson 2004 ; Korpela *et al.* 2010b ; Reitberger 2006)。これに対し、本研究では樹冠形状が分類上最も有効な特徴量である可能性を明らかにした。栗屋ら (2017) は、スギとヒノキを対象に航空レーザーデータから樹冠形パラメータを取得し、単木樹冠単位の分類に使用している。本研究では、分類対象樹種が 5 樹種と分類クラスが多いが、このような条件下でも樹冠形状の特徴量が分類に有効である可能性が示唆された。

2. 単木樹冠単位での分類とその評価

ランダムフォレストによる参照データ分類結果の判定効率表を表-4 に示す。

分類精度 (OA) は 93.7% であり、非常に高い精度が得られた。樹種ごとの分類結果に注目すると、スギとヒノキ、広葉樹の 3 樹種が特に高精度で分類可能であった (スギ $PA=93.6\%$, $UA=97.5\%$, ヒノキ $PA=94.0\%$, $UA=99.1\%$,

表-4. ランダムフォレストによる参照データ分類結果

	分類クラス					計	PA (%)
	スギ	ヒノキ	アカマツ	カラマツ	広葉樹		
参照データ	スギ	117	0	6	0	2	125 93.6
	ヒノキ	1	109	0	6	0	116 94.0
	アカマツ	2	0	66	1	0	69 95.7
	カラマツ	0	1	2	43	2	48 89.6
	広葉樹	0	0	5	0	80	85 94.1
計	120	110	79	50	84		OA = 93.7%
UA (%)	97.5	99.1	83.5	86.0	95.2		

PA, producer's accuracy; UA, user's accuracy; OA, overall accuracy.

広葉樹 $PA=94.1\%$, $UA=95.2\%$)。スギでは、図-2 より今回使用した特徴量の多くで他樹種との間に有意な差が認められており ($p < 0.05$)、本研究で使用了特徴量がスギの高精度の分類に有効であることが明らかとなった。ヒノキもスギと同様、多くの特徴量で樹種間に有意差が認められており ($p < 0.05$)、スギとあわせて特徴量の有用性が明らかとなった。ヒノキでは一部個体がカラマツに誤分類される傾向を確認できたが、この 2 樹種は G_LPI 以外の特徴量で近い値をとる (図-4) ことから、ヒノキ個体の一部はカラマツとよく似た特徴をもっていると考えられる。

また、スギ、ヒノキに次いで高い分類精度を記録したのは広葉樹であった。広葉樹はすべての特徴量でとりうる値の範囲が広く、針葉樹と重なる場合もあった (図-2) が、非常に精度よく分類できた。アカマツ、カラマツの 2 樹種はスギ、ヒノキと比較すると相対的に低い分類精度となった。この 2 樹種の誤分類について、アカマツは PA が高いが UA が低い傾向にあった。この結果から、他樹種からアカマツへの誤分類が多いことがわかる。アカマツへと誤分類される樹種はスギまたは広葉樹であったが、図-4 に示したようにスギはジニ係数の平均減少量 (特徴量重要度) 最上位の G_shpB に次ぐ Cw_intMax がアカマツに次いで低く、この影響が表れたことも考えられる。広葉樹の誤分類については、アカマツと似た特徴を持つ樹種が広葉樹林内に存在した可能性も考えられた。カラマツについて、ヒノキからカラマツへの誤分類が確認された一方で、カラマツからヒノキへの誤分類は確認できなかった。このことから、ヒノキの一部にカラマツと共通する特徴をもつ個体が存在する可能性が考えられるが、どのような要素が影響を与えているのかまでは本研究の結果からは明らかにならなかった。

国内の森林を対象としたリモートセンシングによる樹種分類研究例では、瀬戸島ら (2006) が分光反射特性を利用した林分単位の樹種分類で 70% 弱の分類精度を報告している。また、IKONOS パンシャープン画像を用いてオブジェクトベースの分類を行った村上ら (2010) は、分類に最適なオブジェクトの生成条件の検討と合わせて、スギ、ヒノキをはじめとする 7 クラスの林分単位の樹種分類で 68% の精度を報告している。航空機 LiDAR データを利用した研究例では、朱ら (2016) が反射強度、反射強度の二値化パターン、樹冠高モデル、樹冠反射パルスの割合を特徴量とし、スギ、ヒノキ、広葉樹、他針葉樹、非森林を対

象としたオブジェクトベースの林分単位の樹種分類において、航空写真判読による林相判読図との比較から 86.8% の分類精度を報告している。本研究ではこうした研究とは異なり、航空機 LiDAR データから抽出した単木樹冠を単位とした分類を行い、現地調査により樹種同定された単木樹冠のみを対象に比較を行った。その結果、本研究で提案した特徴量による分類精度 (93.7%) は、ピクセルベースやオブジェクトベースの分類、光学画像を用いた分類など、これまでの提案されてきた様々な手法に比肩するか、それ以上の分類精度が得られた。特にスギ、ヒノキ、広葉樹の 3 樹種は非常に高い精度で分類が可能であったことから、国内の森林の多くを同様に分類できる可能性が示唆された。

LiDAR データを用いた単木樹冠単位の樹種分類は、特に海外の森林を対象に多くの研究例が報告されているが、分類精度が 90% を超えるような例は、着葉期と落葉期の 2 時期の LiDAR データを用いた場合に 90.6% の精度 (Kim *et al.* 2009), 2 種類の LiDAR センサを組み合わせた分類で 88~90% の精度 (Korpela *et al.* 2010b) など、それほど多くはみられない。本研究では、着葉期のみ、かつ 1 種類の LiDAR データを利用して、90% 以上の分類精度を実現しており、手法の利便性の面からも非常に良好な結果であると考えられる。

本研究で使用した八つの特徴量のうち六つの特徴量が樹冠の構造に関する物理的特徴を表したものであった。反射強度は観測条件に依存し、使用するセンサの仕様によって記録される値が異なるため汎用性という点で限界がある。一方、物理的な特徴量にはこうした制約が存在しないため、一度汎用性の高い特徴量を提案することが出来れば、単木樹冠単位の樹種分類として様々な森林に応用可能である。本研究で使用した特徴量について、特に G_shpB と G_LPI はそれぞれ樹冠の形状と内部の構造を反映した物理的な特徴量であり、分類への重要度も高い結果を示した。こうした物理的な特徴量を多く使用した本研究において、国内の森林の主要な樹種であるスギやヒノキ、広葉樹が特に高精度で分類可能であったことから、国内の同じような樹種構成の森林を対象とした場合であっても同様に高精度の分類が実現できる可能性が高いと考えられる。ただし、 G_LPI は Yamamoto *et al.* (2015) が林内相対照度 (RI, %) と密接な関係を報告している。本研究で対象とした林分は、ほとんどが閉鎖林分であったため影響はみられなかったが、間伐により形成される林冠孔隙は RI を増大させ、同一樹種でも G_LPI を減少させると考えられる。したがって、 LPI は閉鎖林では樹種の特徴を表す有効な特徴量である一方、間伐等による影響については今後検討する必要があると考えられる。しかし、立木の物理的な特性に着目した特徴量では、樹冠内の間隙に着目した特徴量 (Li *et al.* 2013) や樹高に対する樹冠長の割合や樹冠長と樹冠直径の比 (Lin and Hyypä, 2016) など、本研究で提案した特徴量以外の特徴量も提案されており、こうした特徴量を用いることで今後更なる精度の向上が期待できる。

一方で、本研究では学習、参照データとなる単木樹冠を純林内に限定して取得している。このため、複数樹種の樹

冠が重なりあうような状態の混交林から、こうしたデータを取得した場合に同様の結果が得られるかは明らかでない。加えて、対象地が異なる場合の特徴量の汎用性や、学習データを取得する林分の条件 (傾斜、林分密度、樹齢等) および適切な学習データサイズなどについても今後検討が必要と考えられる。

IV. ま と め

本研究では航空機 LiDAR から取得したデータをもとに単木樹冠レベルでの樹種分類を行い、分類に有効な特徴量の検討、分類精度の評価を行った。まず、LiDAR データから単木樹冠を抽出し、分類に使用する特徴量として反射強度の最大値と平均値、樹冠形状の近似値、レーザー透過率に関する 8 つの特徴量を算出した。得られた特徴量は、そのほとんどが樹種ごとに異なる値をとる傾向にあることを確認した。なかでも、反射強度の最大値、樹冠形状近似式 ((2) 式) 中のパラメータ、レーザー透過率の三つの特徴量は、多くの樹種間で有意な差が認められ ($p < 0.05$), ジニ係数による特徴量重要度推定の結果からも分類での有用性の高さが確認できた。これらはそれぞれ異なるコンセプトで算出された特徴量であることから、樹種ごとの違いを様々な面から表現できる特徴量を使用することで分類精度の向上が期待できる。また、この三つの特徴量のうちの二つはグリッド単位で算出した特徴量であったことから、単木樹冠を分類単位とした場合でも従来のグリッド単位で算出された特徴量が有効である可能性が示唆された。

ランダムフォレストによる単木樹冠単位での分類では、全体精度が 93.7% と非常に高かった。なかでも、スギ、ヒノキ、広葉樹の 3 樹種は非常に高精度での分類が可能であったことから、国内の主要な樹種を本研究で使用した特徴量で分類できると考えられる。また、本研究の結果から、航空機 LiDAR 計測による単木樹冠単位での樹種分類が、林分・林相単位の樹種分類と同様に有効なものである可能性が示唆された。加えて、LiDAR 計測条件に影響を受けない樹冠形状やレーザー透過率といった樹冠構造に関する特徴量が分類に非常に有効である可能性が示唆された。

謝 辞

なお、現地調査に御協力いただいた名古屋大学大学院生命農学研究科附属フィールド科学教育研究センター稲武フィールド職員の皆様に深く感謝申し上げます。本研究の一部は JSPS 科研費 15K07478・16H02556・18H02244 および災害に強い森林づくり推進事業 (三重県) の助成を受けて実施した。

引用文献

- 栗屋善雄・亀田智恵・後藤誠二郎・宮坂 聡・宇野女草太 (2017) 高密度航空レーザーデータと 2 つの樹冠形パラメータを利用したスギとヒノキの分類. 森林計画学会誌 51(1): 9-18
- Breiman L (2001) Random forests. *Mach Learn* 45(1): 5-32
- Clark ML, Roberts DA, Clark DB (2005) Hyperspectral discrimination of tropical rain forest tree species at leaf to crown scales. *Remote Sens Environ* 96: 375-398
- Holmgren J, Persson Å (2004) Identifying species of individual trees using airborne laser scanner. *Remote Sens Environ* 90: 415-423
- 伊藤拓弥・松英恵吾・執印康裕・内藤健司 (2011) 本数密度の異なるスギ・ヒノキ林における航空機 LiDAR による単木の立木幹材積

- 推定. 写真測量とリモートセンシング 50: 18-26
- 加藤正人 (2007) 改訂森林リモートセンシング. 日本林業調査会
- 河邑 眞・辻野和彦・辻子裕二 (2005) 森林の樹種に関する高分解能衛星画像特性の分析. 写真測量とリモートセンシング 44: 82-90
- Kim S, McGaughey RJ, Andersen HE, Schreuder G (2009) Tree species differentiation using intensity data derived from leaf-on and leaf-off airborne laser scanner data. *Remote Sens Environ* 113: 1575-1586
- 金 明哲 (2007) R によるデータサイエンス. 森北出版
- Korpela I, Ørka HO, Hyyppä J, Heikkinen V, Tokola T (2010a) Range and AGC normalization in airborne discrete-return LiDAR intensity data for forest canopies. *ISPRS J Photogramm Remote Sens* 65: 369-379
- Korpela I, Ørka HO, Maltamo M, Tokola T, Hyyppä J (2010b) Tree species classification using airborne LiDAR-effects of stand and tree parameters, downsizing of training set, intensity normalization, and sensor type. *Silva Fenn* 44: 319-339
- Li J, Hu B, Noland TL (2013) Classification of tree species based on structural features derived from high density LiDAR data. *Agric For Meteorol* 171: 104-114
- Lin Y, Hyyppä J (2016) A comprehensive but efficient framework of proposing and validating feature parameters from airborne LiDAR data for tree species classification. *Int J Appl Earth Obs Geoinf* 46: 45-55
- 松英恵吾・伊藤拓弥・内藤健司 (2006) 航空機 LiDAR による森林資源量推定—密度の異なるスギ・ヒノキの林分パラメータ推定—. 写真測量とリモートセンシング 45: 4-13
- 三浦逸朗・佐藤宣子 (2011) 木材トレーサビリティによる地域材情報告を蓄積するための仕組みづくりの成果と課題. 都市住宅学 2011 (75): 56-61
- 水永博己 (1992) 林冠動態モデルによる間伐効果予測 (I) 間伐後の林冠表面形状の動態. 日林誌 74: 314-324
- 村上拓彦・大西紀子・加治佐剛・溝上展也・吉田茂二郎 (2010) 林相区分を目的としたオブジェクトベース画像解析における最適なセグメンテーションの検討. 写真測量とリモートセンシング 49: 159-165
- 西川 肇・藤井壽生・工藤勝輝・露木延夫・近藤 勉・田原達人 (2002) 衛星データを利用した森林保水機能解析. 土木学会論文集 (706): 77-85
- 大西紀子・村上拓彦・溝上展也・吉田茂二郎 (2005) オブジェクトベース画像分類による林相区分. 九州森林研究 58: 131-134
- Reitberger J, Krzystek P, Stilla U (2006) Analysis of full waveform lidar data for tree species classification. *Int Arch Photogramm Remote Sens Spatial Inf Sci* 36 (Part 3): 228-233
- 林野庁 (2017) 平成 28 年版 森林林業白書. (平成 29 年 5 月 26 日公表) <http://www.rinya.maff.go.jp/j/kikaku/hakusyo/28hakusyo/index.html>
- 佐々木剛 (2012) 航空機 LiDAR を用いた森林構造の推定. 景観生態学 17: 43-55
- 瀬戸島政博・今井靖晃・船橋 学・鈴木雅和・勝木俊雄 (2006) 航空機から観測した多波長帯データを用いた里山の代表的な樹種区分に関する検討. ランドスケープ研究 69: 677-682
- 白石則彦 (1999) わが国のモニタリングシステムの現状と問題点. 森林科学 27: 35-37
- 添原洋平・浅野良晴・高村秀紀・松場啓太・西谷風香 (2015) 木材トレーサビリティシステムに関する研究. 日本建築学会技術報告集 21: 1143-1146
- 朱 林・チャタクリ スバス・島村秀樹 (2016) 航空レーザ計測データによる林相分類手法の研究. 写真測量とリモートセンシング 55: 303-313
- 只木良也 (1976) 森林の現存量—とくにわが国の森林の葉量について—. 日林誌 58: 416-423
- Takahashi T, Yamamoto K, Senda Y, Tsuzuku M (2005) Predicting individual stem volumes of sugi (*Cryptomeria japonica* D. Don) plantations in mountainous areas using small-footprint airborne LiDAR. *J For Res* 10: 305-312
- Takahashi T, Yamamoto K, Miyachi Y, Senda Y, Tsuzuku M (2006) The penetration rate of laser pulses transmitted from a small-footprint airborne LiDAR: a case study in closed canopy, middle-aged pure sugi (*Cryptomeria japonica* D. Don) and hinoki cypress (*Chamaecyparis obtusa* Sieb. et Zucc.) stands in Japan. *J For Res* 11: 117-123
- 竹島喜芳 (2015) 航空レーザーによるヒノキ・スギの森林蓄積推定—林分特性の違いを考慮した蓄積推定モデルの開発. 写真測量とリモートセンシング 54: 178-188
- 竹下敬司 (1985) パラボラ樹冠形モデルによるスギ林の構造解析. 九大演報 55: 55-104
- 山本一清・梅籐幸太郎・宇野女草太・吉田夏樹・都竹正志 (2015) 早期森林資源利用診断システムの開発—林冠復元解析による LiDAR データ解析システムの構築—. (日本森林学会大会発表データベース 第 126 回日本森林学会大会, 日本森林学会) 436
- Yamamoto K, Murase Y, Etou C, Shibuya K (2015) Estimation of relative illuminance within forests using small-footprint airborne LiDAR. *J For Res* 20: 321-327
- 米 康充・小熊宏之・山形与志樹 (2002) 京都議定書に関わる吸収源計測システムの開発 航空機 Lidar によるカラマツ林の樹冠計測と材積・炭素重量計測精度の検証. 日本リモートセンシング学会誌 22: 531-543