

地上LiDARを用いた市街地での 緑視率推定手法の開発

脇田 拓周¹・須崎 純一²・栗木 周³

¹正会員 株式会社大林組 (〒108-8502 東京都港区港南2-15-2 品川インターシティB棟)

E-mail: wakita.takuhiro@obayashi.co.jp

²正会員 京都大学准教授 大学院工学研究科 (〒615-8540 京都市西京区京都大学桂C1-1-206)

E-mail: susaki.junichi.3r@kyoto-u.ac.jp

³正会員 京都大学技術職員 大学院工学研究科 (〒615-8540 京都市西京区京都大学桂C1-2-153)

E-mail: kuriki.amane.3w@kyoto-u.ac.jp

2004年の景観法の施行を受け、景観指標の簡易的な計測手法が求められている。本研究では地上LiDAR (Light Detection and Ranging)で計測した3次元点群データから、緑視率を推定する手法を開発した。まず、ボクセルによる多段階スケールの分類により、3次元点群から植生点群を抽出する手法を開発した。エコーデータを用いることで網状フェンスを良好に分離でき、点群分類精度はF値で約96%であり、本手法により効果的に市街地の植生を抽出できることを示せた。さらに、分類後の点群から緑視率の推定を行ったところRMSE (Root Mean Square Error)が約2%と良好で、航空機計測での結果よりも高精度であった。推定した視野の再現性も高く、地上LiDARによる緑視率推定の有効性が示せた。今後航空機計測と組み合わせ、遠景を含めた緑視率を推定する必要がある。

Key Words : *terrestrial LiDAR, green space ratio, urban area, multi-scale classification, voxel-based analysis*

1. 序論

(1) 背景

2004年に日本初の景観に関する総合的な法律として景観法が施行された。それ以前は、各地方公共団体が独自で景観の整備や保全を行っており、景観に関する自主条例を有する団体は500程度存在していた。しかし、自主条例のため法的強制力が無く、景観規制を徹底することが困難であった。さらに、国による税・財政上の支援が未整備であったため、景観に対する取り組みに限界が生じていた。そこで、地方自治体の要望と景観保護に対する国民意識の高まりを受け、2004年の景観法施行に至った。この景観法により、都道府県・政令指定都市・中核都市及び都道府県知事の同意を得た市町村などの景観行政団体が定めた景観条例が法的拘束力を持つようになり、景観計画の実行力が増したと言える。

様々な景観行政団体が景観計画を策定し、景観条例を制定しているが、景観を構成する要素の中でも緑量に着目し、規定を設けている団体が多くみられる。例えば、兵庫県西宮市の高級住宅街である甲陽園目神山地区では、

建物を新築する際に間口緑視率という指標により緑量の基準を定めている¹⁾。この間口緑視率とは道路から見える植栽の量を敷地面口に対する割合として示した指標である。また、この間口緑視率とは別に、緑量を定量的に評価するための指標として、視野に占める植生領域の割合を表す緑視率が注目を集めている。例えば、京都市が2010年に策定した「第一次京(みやこ)のみどり推進プラン」内では、緑化の程度を測る指標として緑視率を採用しており、市内37か所での定期的な計測を行っている²⁾。また大阪府も緑化推進のために、「緑視率調査ガイドライン」を作成し、定期的に測定した緑視率を公表している³⁾。

これらの自治体は、デジタルカメラを用いて現地を撮影し、写真中の植生を抽出することで緑視率の計測を行っているが複数の問題点が存在する。まず、自治体ごとに撮影方法や緑視率の算出方法が統一されておらず、自治体同士の緑視率の比較を妨げている。また、デジタルカメラを用いた計測には、撮影者による誤差や天候により、画質が安定せず結果的に算出される緑視率も安定しないという問題点が存在する。さらに、写真撮影点から

の緑視率しか計測できないため、景観の連続性を評価することが難しい。そのため、統一的な緑視率を広範囲の任意の視点で推定可能な手法の確立が求められている。

(2) 既存研究

広範囲のデータを一度に取得する技術として航空機 LiDAR (Light Detection and Ranging) が挙げられる。LiDAR とは、レーザを利用して対象の 3 次元座標を取得する計測機器であり、1 m² に 1 点程度の高密度の点群を生成できるため、広域での計測に適している。3 次元座標を広域で取得する技術は航空写真測量も挙げられるが、航空機 LiDAR 計測の方が複数の点で優れている。まず、天候の影響を受けにくく、撮影機会が長いこと、コスト面で有利である。また、点の位置精度が航空写真測量よりも高い。

そのため航空機 LiDAR を利用した様々な研究が行われている。Carlberg et al.⁹⁾ は、航空機 LiDAR より得られた 3 次元点群を分類することで、都市環境の把握を試みている。また、Yao and Wei⁹⁾ は航空機 LiDAR データと航空写真から得られる色情報などを組み合わせることで、街路樹の抽出を行っている。小宮、須崎⁹⁾ の研究では航空機 LiDAR に航空写真から得られる色情報などを用いて属性を与え、実際に緑視率の推定までを行っている。しかし、緑視率推定精度は不安定である。理由は、航空機 LiDAR が地物の鉛直方向の重なりや 1 m² に満たない細かな地物を詳細に観測できず、近景を忠実に再現できないためである。ここに航空機計測のみによる緑視率推定の限界があるため、地上から観測した 3 次元点群を用いてより詳細な植生の位置を把握する必要がある。本論文で航空機計測は航空機 LiDAR と航空写真を指す。

地上観測により詳細な 3 次元座標を取得する方法は、近接写真測量と地上 LiDAR 計測があるが、主に 2 つの理由から植生の抽出には地上 LiDAR の方が適していると言える。まず、車両に LiDAR 機器を搭載することで、広域の 3 次元点群データの取得が容易なことが挙げられる。さらに、表面だけでなく樹冠内部の点を取得でき、色情報のような影の影響を受ける不安定な情報ではなく、植生点群の 3 次元形状といった安定して得られる情報が利用できるためである。実際、市街地で取得した 3 次元点群データの自動分類に取り組む研究の多くが、注目点とその近傍点が形成する 3 次元形状を利用している^{7,9)}。また、3 次元形状と LiDAR からの距離情報などを組み合わせて、樹木の自動除去を行う研究も存在する⁹⁾。しかし、これらの研究は点ごとに特徴量を計算する必要があるため、広域なデータに適用するためには膨大な計算を要する。これに対し、ボクセルを用いた分類を行うことで計算量を大幅に減らしている研究も存在する¹⁰⁾。しかし、十分な分類精度が得られていないのが現状であり、広域

のデータへの適用が可能、かつ高精度で点群分類が可能な手法の開発が必要である。

これらの問題を踏まえ、本研究では、地上 LiDAR を用いて取得した市街地の 3 次元点群データを自動分類し、分類後の点群から緑視率の推定を行う新たな手法を開発する。本論文の構成を以下に示す。まず 2 章で対象地域とデータについて述べる。さらに、3 章で提案手法について記す。結果と考察を 4 章で示し、最後に 5 章で本論文のまとめを行う。

2. 対象地域及び使用データ

(1) 地上 LiDAR データ

先行研究⁹⁾では、航空機 LiDAR データから植生を抽出する際に航空写真より得られる色情報を用いている。しかし、色情報は影や日照の影響を受け易く、また樹種によって大きく変化するため、細かな植生の抽出が非常に不安定である。そこで、本研究では色情報を用いずに、点の 3 次元座標のみから植生の抽出を行う。

本研究の対象地域は住宅街で植生も多くみられる京都市伏見区とした。図-1 の丸印で示した 13 地点内に魚眼写真による検証点を設定し、そこから見たときの地物の欠損が小さくなるように地上 LiDAR を 2 箇所ずつ設置して計測した。計測の詳細については表-1 に示した通りである。今回の計測条件で 1 地点 2 箇所の計測につき、準備や撤収時間を含めて 30 分～1 時間程度の時間を要した。手動で歩行者や車両などの点群を取り除き、RIEGL 社の RiSCAN PRO を用いて各地点のデータ同士を位置合わせする。さらに点群データを作成する際、デー

表-1 地上 LiDAR による計測

使用機器	RIEGL: VZ-400
計測日	2015/10/14-22
ピッチ	0.04°
天頂角	30°~130°
方向角	0°~360°

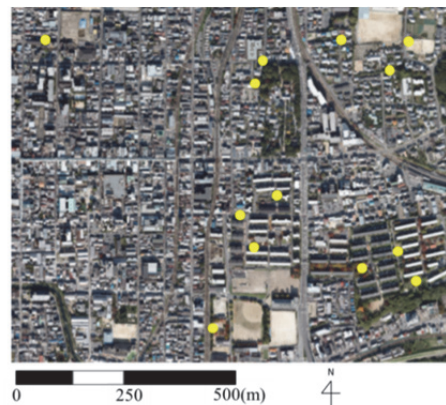


図-1 対象地域(京都市伏見区)。丸印は地上 LiDAR データ計測地点を示す。

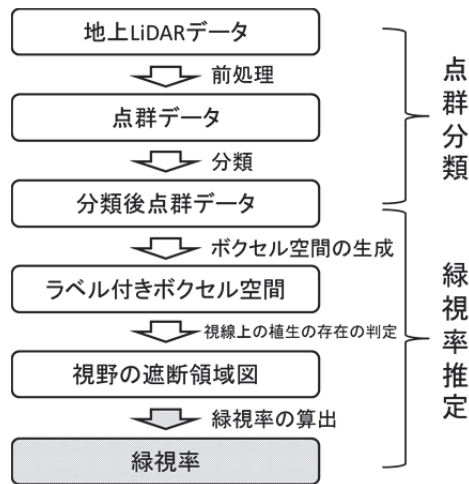


図2 提案手法の流れ

タ量を減らすために元の点群を 2 cm のボクセルに格納し、重心点で置き換える。ここまでを前処理として行う。

また、点群分類精度を評価するために13地点のデータ中から2地点を選び、それぞれ20 m×20 mの範囲を切り出しテストデータ1, 2を作成する。さらに手動で植生点群のみを抽出し、点群分類手法による抽出結果と比較することで分類精度を求める。

(2) 実測用魚眼写真

緑視率の推定精度を求めるために、魚眼写真を取得した。地上 LiDAR データを取得した 13 地点それぞれで地上約 1.5 m の位置に検証点を定め、各検証点で前方後方計 2 枚を撮影した。これにより、検証点の周囲360°を考慮した相対的な緑視率が計測可能である。その際、カメラ及びレンズは、Canon: EOS Kiss X5 及び SIGMA: 4.5 mm F2.8 EX DC CIRCULAR FISHEYE を用いた。その後取得した魚眼写真内の植生領域を手動で抽出し、推定値と同様に縦軸が仰角、横軸が方向角となるように変換し、緑視率の実測値を算出する。魚眼写真を変換する際に画像周縁部の像に歪みが生じると考えられるが、緑視率に及ぼす影響は極めて限定的だと判断し、特別な補正は行わない。今回、植生領域を抽出する際は、幹の部分を含めず、樹冠のみを対象とした。また、樹冠の外郭を取り、その内部を塗りつぶし植生領域とした。

3. 提案手法

提案手法のフローチャートを図-2 に示す。本手法は点群分類と緑視率推定の 2 つの要素により構成されている。まず、計測した地上 LiDAR データに前処理を施し、点群データを作成する。その後、生成した点群データから 3(1)節で示す分類手法を用いて植生点群の抽出を行う。そして 3(2) a)項に示すように、分類後の点群を元に 20

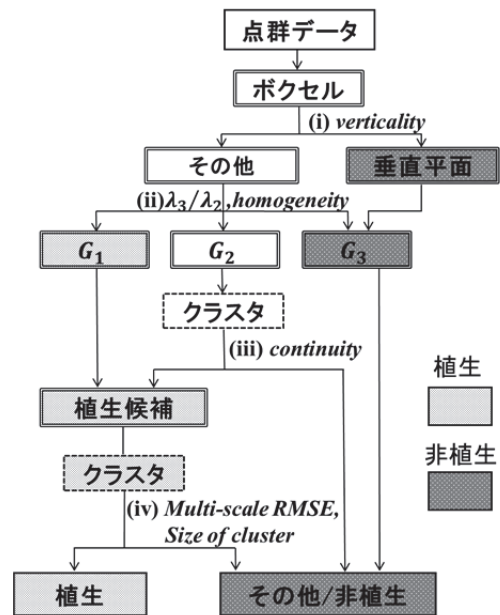


図3 点群分類手法の流れ

cm のラベル付きボクセル空間を生成する。そのボクセル空間内に任意の視点を設定し、その視点における視野の遮断領域図を推定する。最終的に、推定された遮断領域図からその視点での緑視率の推定値を算出する。これらの説明は 3(2) a)項、3(2) b)項で詳しく示す。また 3 章で示す手法は、すべて筆者らが C 言語で作成したプログラムにより実行する。

(1) 点群分類

本研究で用いた点群分類手法は、点群をボクセルに格納し、ボクセルを分類の最小単位とすることで計算コストを抑えている。また、多段階スケールでの分類を組み合わせることにより分類精度の向上を図っている。多段階スケールの多段階とはボクセルとクラスタのことを指す。図-3に点群分類の処理内容を示す。まず、図-3(i)で垂直な平面を取り除く。次に図-3(ii)で、ボクセル内の点群の分布特性と周辺ボクセルの属性を加味し、ボクセルを分類する。さらに、図-3(iii), (iv)では、対象ボクセルを近隣ボクセル同士でまとめたクラスタとして捉え、それらを分類する。大局的な特徴を加味することで、抽出精度の向上を図っている。それぞれの詳しい内容については、図-3(i)は3(1) a)項、図-3(ii)は3(1) b)項、図-3(iii)は3(1) c)項、図-3(iv)は3(1) d)項で説明する。今回はトレーニングデータを用いた実験から分類に使用するボクセルの大きさを1辺10 cmと20 cmに設定した。適切なボクセルサイズは取得した植生点群の葉の形状などに左右される。本手法では、まず図-3の処理を1辺10 cmのボクセルを用いて処理し、植生とその他に分ける。この段階では点密度が低く抽出しきれない植生点群があるため、その他に分類された植生に対し、同様の処理を1辺20 cmのボクセ

ルを用いて繰り返す。それぞれのボクセルサイズで植生として抽出された点群をあわせて植生点群とし、それ以外を非植生点群とする。さらに後処理として、1辺10 cmと20 cmの抽出点群を合わせた段階で、ラベル付き点群を10 cmボクセルに格納し、周辺に植生ボクセルが存在する小さな非植生クラスタを植生にする処理を行い、最終的な分類後点群データとする。このとき、50ボクセル以下のクラスタを対象とした。図-3(iv)のクラスタごとの分類で、クラスタに含まれるボクセル数を用いてノイズの除去を行う際に、誤って除かれる、樹冠の先端部に存在する小さな植生クラスタを抽出するために行う。また、点群分類処理は20 m×20 mに分割した領域ごとに行い、分割された領域にはx方向、y方向それぞれについて両端に3 mずつ重複部分を設ける。そして各領域ごとに点群分類した後、重複部分に存在する同一の点をひとつにまとめる。その際、同一の点の中に1点でも植生に分類された点が存在すれば、まとめた後の点を植生とし、それ以外は非植生とする。

a) 垂直平面の除去

住宅街で取得した点群データにおいて、植生と分離すべき地物の多くは住宅の壁などの垂直な平面である。そのため、垂直な平面は植生の候補から除外する。その際、垂直平面かどうかを判定するために、ボクセル内の点を用いて推定した法線ベクトルの向きを用いる。主成分分析により得られた3つの主成分のうち、第3主成分をその点群の法線ベクトルとする。今回、ボクセル内に6点以上存在する場合のみ主成分分析を行った。法線ベクトルとz軸のなす天頂角が85°から95°のとき、その法線ベクトルが水平であるとみなす。このとき、水平な法線ベクトルを持つ対象ボクセルに対してその周囲のボクセルの法線ベクトルが水平かどうかを以下の式より判定する。

$$verticality = \frac{N_{hv}}{N_v} \quad (1)$$

ここで、 N_{hv} は対象ボクセル周囲の参照ボクセルのうち水平な法線ベクトルを持つボクセル数、 N_v は参照ボクセルのうち法線ベクトルを持つボクセル数を表している。 $verticality$ が閾値より大きい場合に垂直平面とする。閾値はトレーニングデータを用いた実験により0.5とした。今回、参照ボクセルは、10 cmボクセルでの処理でウィンドウサイズ5×5×5で対象ボクセルを含め125ボクセル、20 cmボクセルのときは3×3×3の27ボクセルとした。

b) 点群分布特性による分類

点群の分布特性を利用して植生の点群と非植生の屋根や道路の点群进行分类する。まず、ボクセル内の点を用いて主成分分析を行うことで、3つの主成分と各主成分方向の分散として固有値 λ_i を得る。ここでも、ボクセル内

に6点以上存在する場合のみ主成分分析を行うものとした。このとき得られる固有値が0から1の範囲をとるよう、各固有値を全ての固有値の和で除したものを次式のように定義する。

$$c_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^3 \lambda_i} \quad (2)$$

屋根や壁などのように平面的な点分布を有する場合、 c_3 に比べ c_1 、 c_2 が非常に大きな値をとる。これに対し、植生のように空間的にばらついた点分布を有する場合、すべてが一定の大きさを持つ。そのため、以下のような式3を定義し、これによりボクセルを図-4のように3つのグループに分ける。

$$a = \frac{c_3}{c_2} = \frac{\lambda_3}{\lambda_2} \quad (3)$$

図-4において、 G_1 は点群分布特性から植生らしいと判断されるボクセルを含むグループであり、 G_3 は非植生らしいと判断されるグループである。また、 G_2 はどちらにも分けられない、中間のボクセルを含むグループとする。これらを分ける閾値として、ボクセルサイズが10 cm、20 cmのときにそれぞれ a_{11} 、 a_{12} および a_{21} 、 a_{22} を与える。トレーニングデータを用いて実験を行い、 a_{11} 、 a_{12} 、 a_{21} 、 a_{22} はそれぞれ0.1、0.02、0.2、0.06とした。これらの閾値は、取得データの点密度や植生点群の形状によって決まる。

この閾値により、ボクセルを仮に3つのグループに分けた後、さらにボクセルの空間的な均質性を考慮することで G_1 に誤分類される非植生ボクセルを減らす。均質性は式(4)で定義する。

$$homogeneity = \frac{N_{G1}}{N_{ALL}} \quad (4)$$

N_{G1} は参照ボクセル中で点群分布特性から仮に G_1 に分類されたボクセル数、 N_{ALL} は参照ボクセルのうち G_1 、 G_2 、

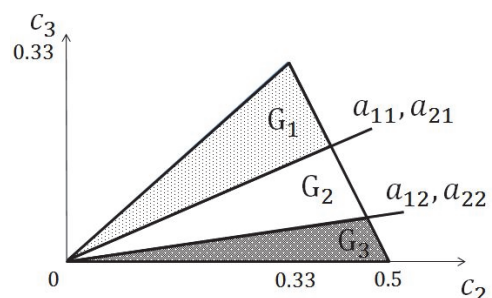


図-4 点群分布特性による分類

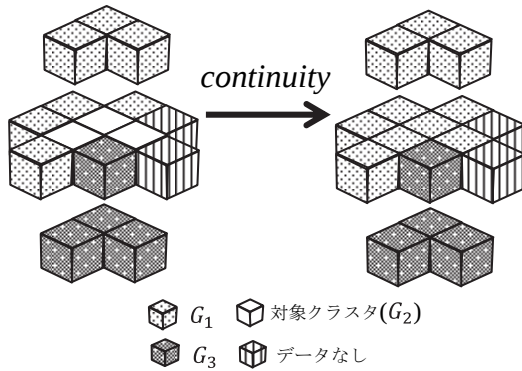


図-5 ボクセルの接続性による分類

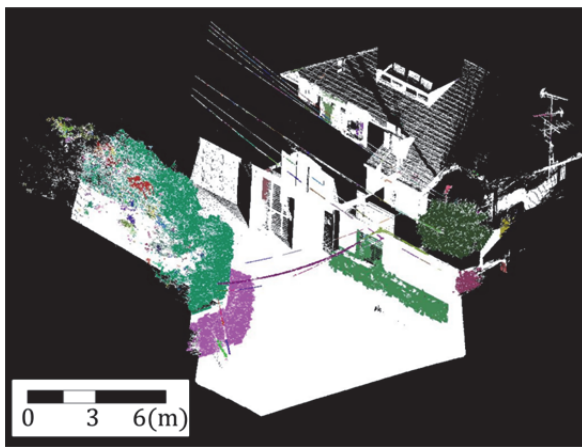


図-6 植生候補のクラスタ分割

G_3 に仮分類されたボクセル数の和を表す。ここでのウィンドウサイズは 3(1a)項と同様である。これにより、 G_1 に仮分類されたボクセルのうち *homogeneity* が閾値未満のボクセルを G_2 とする。今回、閾値を 0.5 とした。

c) 周辺ボクセルの属性によるクラスタ分類

3(1) b) で説明した点群分布特性でのボクセル分類では分類しきれない G_2 に含まれるボクセルを、接続しているボクセルごとに集積しクラスタとして扱う。その後、接続するボクセルの属性を参照することで図-5 のように各クラスタ进行分类する。 G_2 ボクセルで構成される対象クラスタについて、それに接続するボクセルの属性を参照し、以下の式(5)で定義される値により分類する。

$$continuity = \frac{N_1}{N_1 + N_2} \quad (5)$$

ここで、 N_1 , N_2 はそれぞれ接続ボクセルのうちの G_1 , G_3 ボクセルの数を表す。 $continuity$ が閾値以上の場合、対象の G_2 クラスタ中のボクセルに G_1 の属性を、閾値未満の場合に G_3 の属性を付与する。今回、閾値を 0.5 とした。

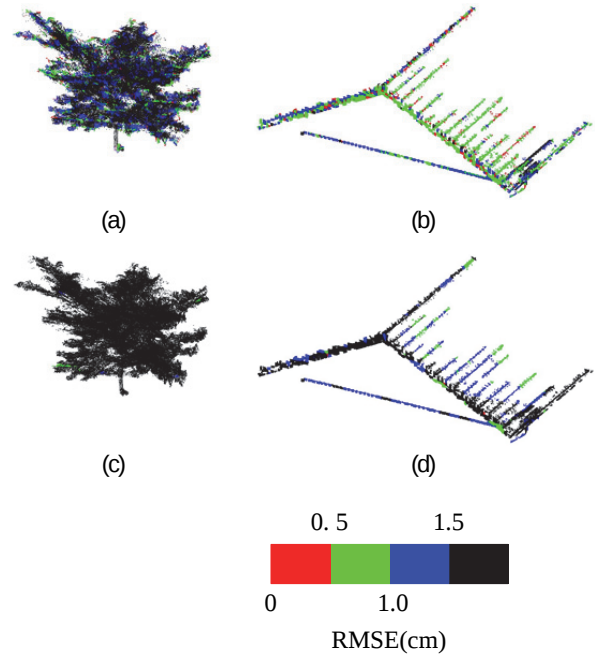


図-7 多段階ボクセルでの RMSE : (a), (c) は植生クラスタ, (b), (d) は屋根のクラスタである。また, (a), (b) は 10 cm ボクセル, (c), (d) は 50 cm ボクセルを用いて RMSE を計算した結果を示している。

d) クラスタ分類によるノイズの除去

3(1) c) 項までの分類では屋根の端や窓枠の一部が植生候補として誤分類されてしまうため、それらのノイズを植生候補から取り除く。図-6 は植生候補のボクセルを近傍ボクセルごとにクラスタにまとめ、各クラスタごとに色分けし、点群を出力した結果である。色の付いている部分が植生候補のクラスタを表しており、屋根や窓枠部分にも存在している。まず、ボクセル数が少ないクラスタはノイズとして植生から除く。今回、この閾値は、10 cm, 20 cm のボクセルサイズを用いた処理でそれぞれ、50 ボクセル, 10 ボクセルとした。

また、クラスタの大きさのみでは除去しきれないノイズは、多段階ボクセルでの RMSE を考慮して分類する。屋根や窓枠部分のノイズのクラスタは、その一部に平面状の点群分布を保持していることが多い。しかし、前節までの処理では局所的な点群の凹凸により、植生として誤分類されている。そこで一段階大きなボクセルサイズと基本サイズの両方の点群分布を考慮し、クラスタの一部に平面性がある場合、クラスタ全体をノイズとして植生のグループから除く。ここでの RMSE は、ボクセル内の点群を用いて主成分分析により求めた第 3 主成分を法線とし、点群の重心点を通る平面からの点群のばらつきとする。図-7 に、植生クラスタと非植生クラスタのスケールの違いによる RMSE の比較を示す。植生クラスタはボクセルが小さいときは図-7(a) の様に、RMSE が

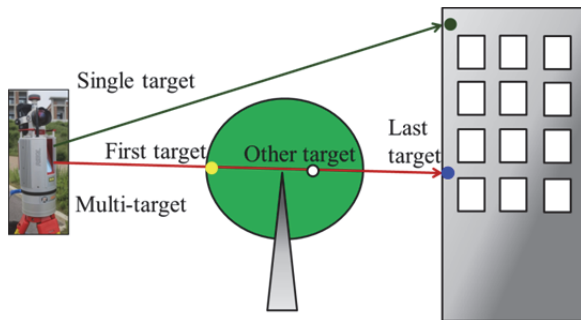


図8 パルスの反射回数・反射順による点の種類

低い部分がクラスタ全体に存在するが、ボクセルが大きくなると図-7(c)の様にほとんどなくなる。それに対し、屋根などの非植生のクラスタの多くは、図-7(b), (d)のように両方のボクセルサイズでクラスタ全体に RMSE が低い部分が存在する。そこで今回、両方のボクセルサイズで RMSE が 1.5 以下のボクセルを平面ボクセルとした。さらに、クラスタに含まれる全ボクセル数に対する平面ボクセル数の割合を計算する。今回、これが 0.5 以下のクラスタをノイズと判定した。大きいボクセルのサイズは 10 cm ボクセルを基本とする処理で 50 cm, 20 cm ボクセルを基本とする処理で 60 cm とした。

(2) 緑視率推定

点群分類後に、任意の視点における緑視率を計算する。まず、分類後のラベル付き点群データを元にラベル付きのボクセル空間を生成する。各ボクセルは植生、非植生、地物なしのいずれかのラベルを持つ。非植生ボクセルの中には、フェンスの金網などの視線を遮らない地物が含まれる。そのため、エコーデータを用いて非植生ボクセルの中から金網部分を抽出し、データなしに変更する。次に、ボクセル空間内に任意に設定した視点から出た複数の視線が地物によって遮断されるかどうか、また何によって最初に遮断されるかを判定することで遮断領域図を作成する。そして最後に、視野全体に占める植生により遮断される領域の割合として緑視率の推定値を得る。ボクセル空間の設定については 3(2) a) 項、遮断領域図の推定及び緑視率の定義については 3(2) b) 項で説明する。

a) ボクセル空間の設定

植生、非植生に点群データを基にボクセル空間を生成する。今回、ボクセルサイズは 20 cm とした。そこに分類後の点群データを格納する。その後、ボクセル内の点数が閾値未満のボクセルに地物なしのラベルを与えた。また、閾値以上のボクセルに関しては多い方のラベルを与える。ただし、植生と非植生の点数が等しい場合は植生のラベルを付与する。今回閾値を 2 点とした。

また、エコーデータを用いて非植生ラベルを持つボクセルのうち金網部分を取り除く。エコーデータとは図-8

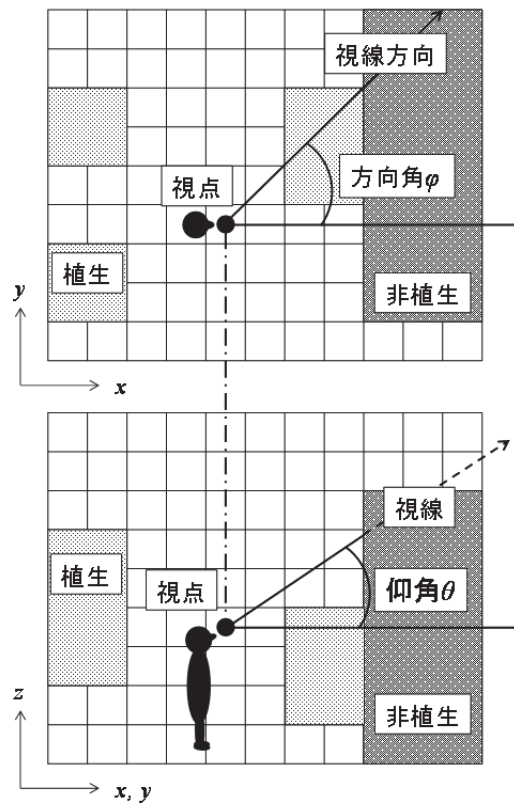


図9 仰角・方向角の定義

に示すように、LiDAR が発射した単一のパルスが対象当たる回数(単一(Single)か複数(Multi))、複数の場合は一連の反射波の中での位置づけ(First, Other, Last)を表すデータである。金網などの細い対象の場合、パルスが当たった後も直進し、背後の地物の点も計測できるため、First target となりやすい。そこで Single, First, Other, Last の情報を持った点群をボクセルに格納し、非植生のラベルをもつボクセルで First の割合が閾値以上のボクセルにデータなしのラベルを付与することで、フェンスを取り除く。今回、閾値を 0.5 とした。

b) 遮断領域図の推定

図-9 上段はボクセル空間内で視点を上部より見下ろした図、下段はある視線方向の鉛直平面内の図を表す。視点の高さは地盤面より 1.5 m とした。まず、図-9 のように水平平面内に方向角 φ を設定し、 0° から 359° まで 1° ずつ動かす。次に、鉛直平面内に仰角 θ を設定する。視点から鉛直真下方向を -90° 、鉛直真上方向を 90° とし、この範囲内で 1° ずつ動かす。 φ , θ の各組合せごとに 1 本の視線を設定し、各視線が植生または非植生に遮断されるかどうかを判定することで図-10(a)のような遮断領域図を作成する。遮断領域図における 1 ピクセルは 1 本の視線に相当する。さらに、図-10(b)のように植生領域を A_1 、植生以外の領域を A_2 とするとき、緑視率 GSR を式(6)で定義する。

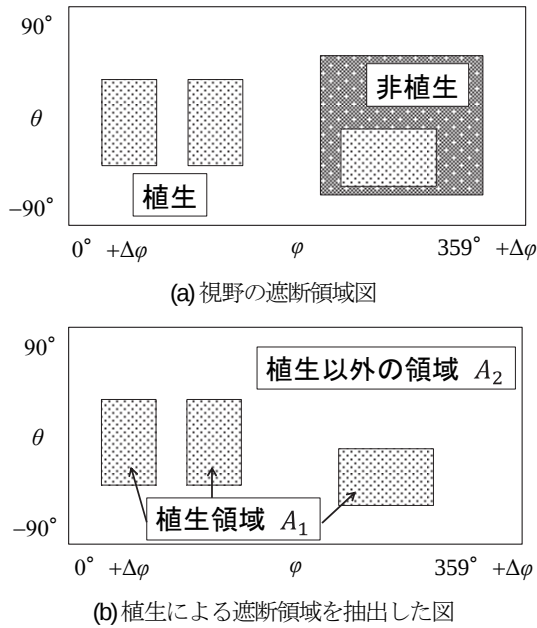


図-10 植生による視野の遮断領域の推定.

$$GSR = \frac{A_1}{A_1 + A_2} \times 100 \quad (6)$$

本研究で緑視率は、各地点間での比較が可能な相対的な指標となるよう、方向角 0° から 359° 、仰角 -90° から 90° の全範囲で表される視野全体に対する植生領域として定義している。

4. 結果・考察

(1) 点群分類精度

分類後の点群を手動で分類した点と比較し、分類精度を評価した。このとき、式(7)で定義される Precision, Recall, F-measure の3種類の指標を計算した。

$$F - measure = \frac{2Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (7)$$

$$Precision = TP / (TP + FP)$$

$$Recall = TP / (TP + FN)$$

ここで True Positive (TP) は正しく抽出されている植生、False Negative (FN) は抽出漏れの植生、False Positive (FP) は誤抽出の非植生、True Negative (TN) は抽出されていない非植生を意味する。Precision は正確性を評価し、Recall は網羅性を評価する指標である。F-measure は2つの調和平均で表される指標で、2つを合わせて評価することが出来る。データ1では Precision が 97.5%、Recall が 96.2%、F-

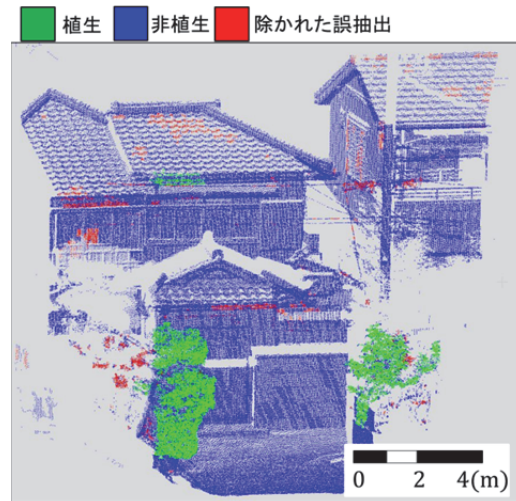


図-11 クラスタ分類による誤抽出の除去

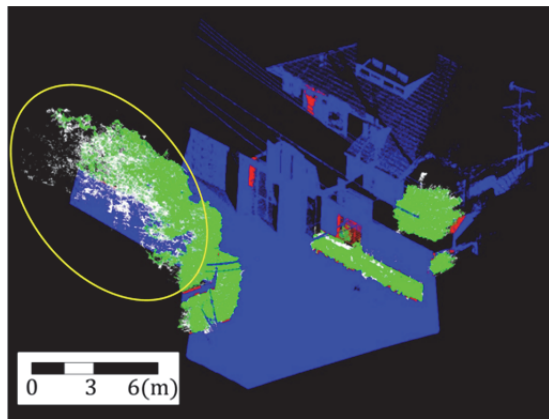
measure が 96.8%、データ2は Precision が 95.4%、Recall が 95.0%、F-measure が 95.2% であった。データ1, 2共に F-measure が 95% 以上、さらに Precision, Recall も全て 95% 以上で、分類結果は高精度であると言える。

(2) クラスタ分類による誤抽出除去の効果

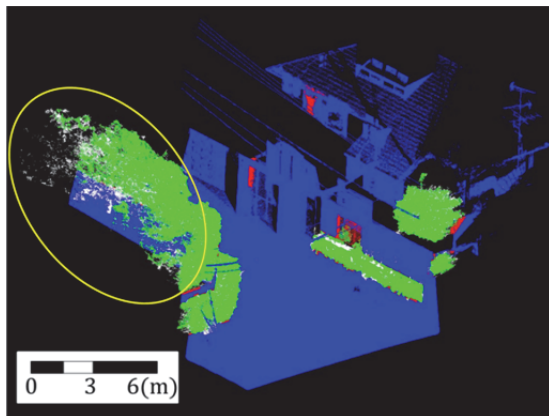
クラスタによる誤抽出除去処理前後の分類結果の変化を図-11に示す。図中の緑が植生、青が非植生として分類されていることを示し、赤は誤抽出と判定されたクラスタを示す。誤抽出除去前は屋根などの非植生が植生として誤抽出されているが、そのほとんどが除去されている。一方で、手前に存在する植生の塊は誤抽出として除去されずに残っている。一部小さな植生のクラスタが除かれているが、全体的に見れば、効果的に誤抽出を取り除けている。

(3) 多段階ボクセルによる精度の向上

本研究では、10 cm と 20 cm の2段階のボクセルサイズで同様の処理を繰り返すことにより分類精度の向上を図っている。また、図-12は TP, TN, FP, FN に分類された点を色分けして出力した図である。図-12(a)中の黄色の丸で囲んだ部分に植生として分類されていない抽出漏れの植生が多く存在しているが図-12(b)では改善している。また、全体として赤で示される FP が増加していない。10 cm ボクセルのみと多段階ボクセルでの分類精度の比較を表-2に示す。10 cm ボクセルのみでの分類では Recall が 91.4% であったが、多段階ボクセルで処理することで 95.1% まで向上している。一方 Precision は 97.5% で変わらない。これらから、多段階ボクセルの処理により点群分類精度が向上しているといえる。図-12(b)で示した結果の後に、50 ボクセル以下の小さな非植生クラスタのうち、周辺に植生が存在するものを植生とする後処理を行った



(a)10cm ボクセルのみでの分類結果



(b)多段階ボクセルでの分類結果

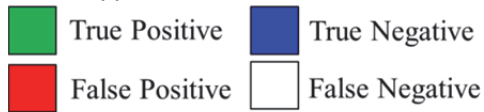


図-12 多段階ボクセルによる推定精度の向上

表-2 分類精度の比較 (単位: 点)
(a) 10cm ボクセルのみでの分類精度

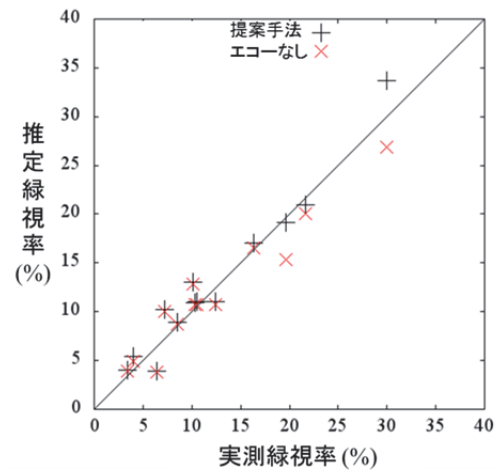
データ 1		検証データ		
		植生	非植生	合計
分類データ	植生	(TP) 999,576	(FP) 25,218	1,024,794
	非植生	(FN) 93,881	(TN) 823,517	917,398
	合計	1,093,457	848,735	1,942,192

Precision = 97.5%, Recall = 91.4%, F-measure = 94.4%

(b) 多段階ボクセルでの分類精度

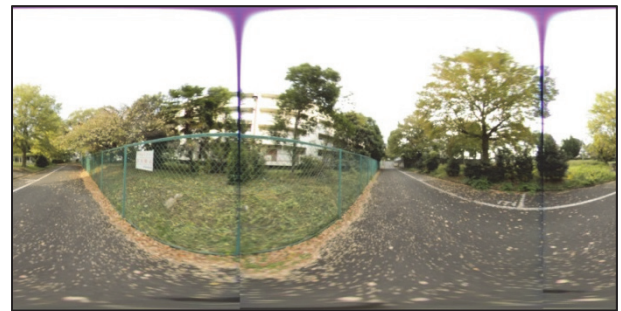
データ 1		検証データ		
		植生	非植生	合計
分類データ	植生	(TP) 1,040,160	(FP) 27,147	1,067,307
	非植生	(FN) 53,297	(TN) 821,588	874,885
	合計	1,093,457	848,735	1,942,192

Precision = 97.5%, Recall = 95.1%, F-measure = 96.3%

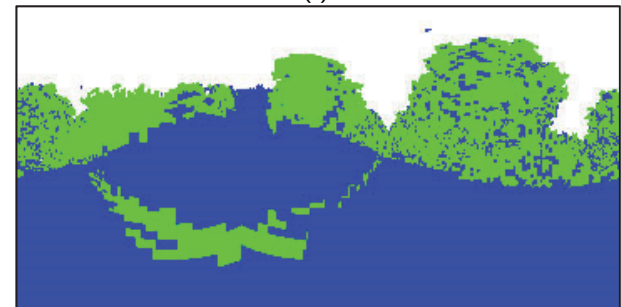


RMSE=1.64% (提案手法)
RMSE=2.89% (エコーデータなし)

図-13 エコーデータによる緑視率推定結果の変化

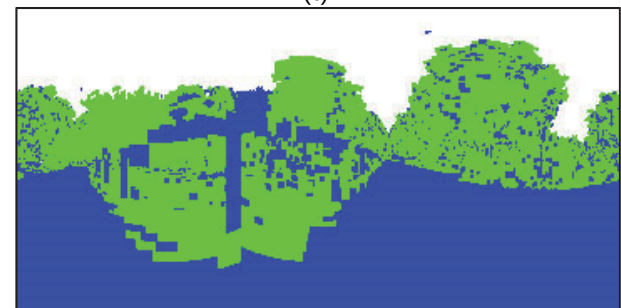


(a)



植生 非植生

(b)



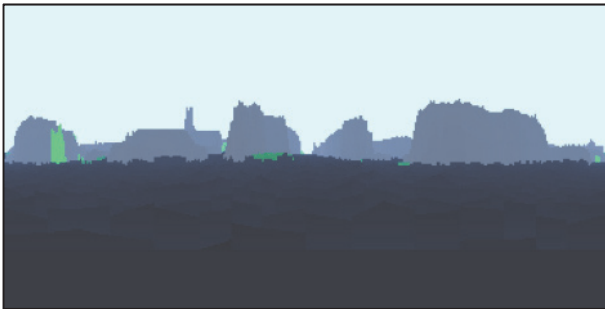
植生 非植生

(c)

図-14 エコーデータの有無による比較. (a)地上撮影画像(実測緑視率30.0%). (b)エコーデータを用いない場合の遮断領域図(推定緑視率23.0%). (c)本手法による遮断領域図(推定緑視率32.1%).

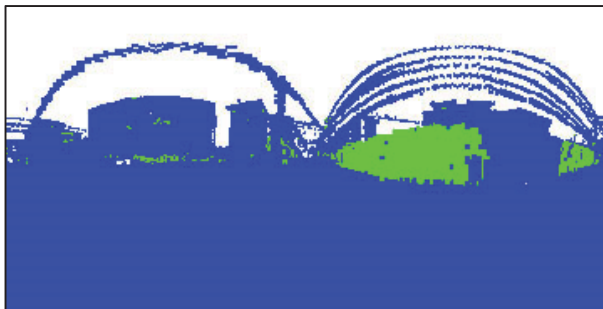


(a)



植生
 非植生

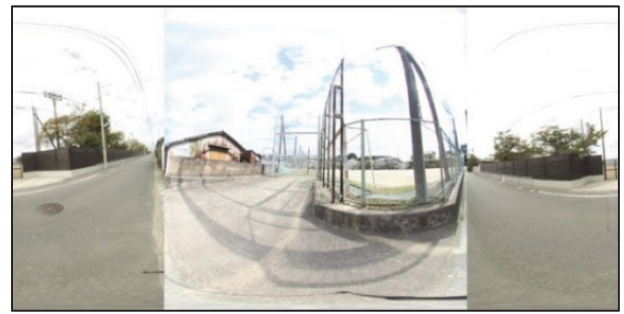
(b)



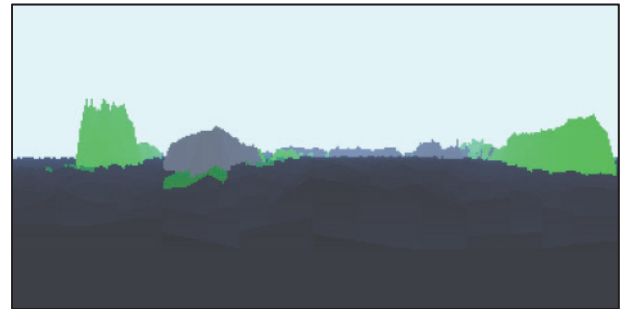
植生
 非植生

(c)

図-15 先行研究⁹⁾で過小評価となっていた場所での遮断領域図. (a)地上撮影画像 (実測緑視率6.4%). (b)先行研究による遮断領域図⁹⁾ (推定緑視率0.5%). (c)本手法による遮断領域図 (推定緑視率4.2%).



(a)



植生
 非植生

(b)



植生
 非植生

(c)

図-16 先行研究⁹⁾で過大評価となっていた場所での遮断領域図. (a)地上撮影画像 (実測緑視率4.0%). (b)先行研究による遮断領域図⁹⁾ (推定緑視率5.5%). (c)本手法による遮断領域図 (推定緑視率4.9%).

ものが上記の4(1)節で示す最終的な分類結果である。

また、植生と非植生が接している場所や屋根の端で一部誤分類が発生している。これはボクセルで処理することで、建物や植栽の境界部分では1つのボクセルに複数の地物が混在してしまうため誤分類が発生しやすくなるためと考えられる。植生の抽出に関して詳しく見ると、剪定されていない樹冠は3次元的な点のばらつきが出やすく、そのほとんどが抽出されている。それに対し、表面をきれいに刈り込んだ植え込みは、ボクセルの設定位置により部分的に2次元的な点分布が支配的になる可能性がある。しかし、周辺ボクセルの属性を参照しながら

分類することにより、その大部分を抽出することが可能である。全体としては大きな誤抽出も発生せず、植生の塊の大部分を分類できており、非常に良い結果が得られたと言える。

(4) エコーデータ活用の効果

エコーデータを用いることで網状のフェンスを効果的に取り除けるか確かめた。エコーデータを用いずに緑視率推定すると RMSE は 2.89%であったが、エコーデータを用いることで RMSE が 1.64%まで改善した(図-13)。また、今回検証点として選定した 13 点中、エコーデータ

が無い場合、2点で網状のフェンスにより大きく過小推定となるが、これ以外の場所ではエコーデータの有無による推定値の変化がほぼ無い。網状のフェンス近くの検証点の例を図-14に示す。実測値が30.0%で、エコーデータを用いない推定値が23.0%、エコーデータを用いた推定値が32.1%であった。エコーデータを用いることで逆に過大推定となるが、これは道路上の落ち葉を植生領域と判定しているためであり、計測時期を変えることで、この過大推定の発生を防げる。もう1点は実測値が19.6%だが、エコーデータを用いない場合の推定値が14.1%と大きく過小推定となった。しかし、エコーデータを用いてフェンスを除去することで、推定値が18.4%となり、過小推定が改善した。これらより、エコーデータを用いたフェンスの除去が適切であると言える。

(5) 航空機 LiDAR と航空写真を用いた推定との違い

先行研究⁹⁾では、航空機 LiDAR と航空写真から緑視率を推定している。京都市伏見区のデータを用いた推定結果は、推定精度にばらつきがみられ、RMSE も3.5%と、十分な精度とは言えない。本手法の推定精度を先行研究と比べると、全体のばらつきが小さく RMSE も約1.6%まで向上した。以下で、推定精度が向上する理由を考察する。

まず、図-15に先行研究⁹⁾で過小評価となっていた場所での遮断領域図の比較を示す。図-15(a)が地上撮影画像、図-15(b)が先行研究による遮断領域図、図-15(c)が本研究による遮断領域図である。先行研究で推定値が安定しない理由の一つに、航空機 LiDAR データのデータ取得密度による問題が挙げられる。実際に先行研究で使用されていた航空機 LiDAR データの点密度は1m四方に1点である。そのため、図-15(a)右のような幅の狭い植え込みが航空機 LiDAR で観測されない場合、図-15(b)のように、推定値が過小評価となる。逆に、視線を遮る壁が観測されず、裏に植生が存在している場合は、実測値よりも過大評価となる可能性がある。これに対し、本研究の推定結果である図-15(c)を見ると、幅の狭い植え込みの大部分を考慮しており、緑視率推定精度も航空機計測での推定値の0.5%から4.2%まで向上している。点群分類による植生の抽出漏れ部分はフェンスと植生が一体化しており、表面が平らに剪定されているため、取得される点群の空間的なばらつきが小さくなり、植生の抽出漏れが拡大したと考えられる。データ取得密度の低い航空機 LiDAR で観測漏れとなりやすい地物を、地上 LiDAR により観測することで、緑視率の推定精度が向上すると言える。

次に、図-16に先行研究⁹⁾で過大評価となっていた場所での遮断領域図の比較を示す。図-16(a)が地上撮影画像、図-16(b)が先行研究による遮断領域図、図-16(c)が本

研究による遮断領域図である。過大評価の原因は、航空機 LiDAR データが建物を含む地表面の情報であることが考えられる。航空機 LiDAR による観測は上空から行われるため、主に高さ情報のみが得られる。そのため、地物同士の重なりや、鉛直方向の構造がわからないので、図-16(a)の両端のように壁の真上に植生が存在するような場では、図-16(b)のように、樹冠から地上までが全て植生であると推定されてしまい、過大評価となる。また、鳥居のような中空の構造物が存在する場所では、同様の理由から裏の植生が遮断されることで過小評価となる可能性もある。本研究の推定結果である図-16(c)は推定緑視率が4.9%で、同地点における航空機計測での推定結果図-16(b)は5.5%である。緑視率の推定値自体にはほとんど変化が無いが、図-16(c)では、壁の上部に植生が重なっている部分を忠実に再現している。また、建物や植生の上部の概形を細かく表現できることから、点群分類が正確な場所では緑視率推定結果も向上する。

このように、地上 LiDAR を用いることで緑視率推定精度のばらつきが小さくなり、RMSE も約1.6%まで向上した。地上 LiDAR で近景を詳細に計測することで、緑視率推定精度が安定することが示せた。これにより今後、本手法を車載型 LiDAR データに適用することで広域の緑視率を高精度推定の可能性を示せたといえる。緑視率を広域で高精度に推定できれば、自治体が緑視率を用いた景観管理が可能となる。

本研究では建物が近い市街地を対象としているため、遠景の影響が小さい場所における地上 LiDAR の有用性は示せた。しかし、地上 LiDAR を用いて市街地で計測を行うと、近景の地物に遮られ中景や遠景の地物が計測できない。また、地上 LiDAR は点密度が高いため航空機 LiDAR よりも大きな計算コストを要する。そのため、場所によるデータの使い分けのように、航空機計測との併用についても考えなければならない。具体的には、山や緑地公園などの中景や遠景となるまとまった緑を航空機計測で抽出し、植込み、街路樹など街路沿いの細かな植生を地上 LiDAR 計測で抽出する。そして、2種類のデータを合わせた上で緑視率を推定するといった方法が考えられる。

5. まとめ

本研究では地上LiDARを用いて計測した3次元点群データから、緑視率を推定する手法を開発した。まず、点群を植生と非植生に分類する手法を開発した。本手法の特徴は、ボクセルを分類の最小単位とすることで計算コストを抑えている点と、多段階スケールの処理を組み合わせることで点群分類精度の向上を図っている点であった。具体的には、ボクセル内の点を用いて主成分分析を

行うことで各ボクセルの特徴量を計算し分類に使用した。また、一連の処理を10 cmと20 cmのボクセルサイズで行うことで点密度の薄い植生を抽出した。20 m×20 mの2か所の領域を切り出してテストデータとし、手動で抽出した植生点群と比較することで点群分類精度の評価を行ったところ、F-measureで96.8%と95.2%と高精度な結果が得られ、本手法により効果的に市街地の3次元点群データの分類が行えることを示せた。

さらに、分類後の点群から緑視率の推定を行った。分類後の点群を元に20 cmのボクセル空間を生成し、植生、非植生、データなしの3つのラベルを与えた。またエコーデータを用いて、網状フェンスの除去を行った。その後、緑視率の推定を行ったところ、RMSEが約1.6%と良好な結果が得られた。航空機計測による推定結果と比較しても精度のばらつきが小さく、推定された視野も再現性が高いため、地上LiDARによる緑視率推定の有効性が示せたと言える。本手法を応用し広域で高精度な緑視率推定が可能となれば、各自治体が緑視率を用いた景観管理が実現できる。今後は、航空機計測と組み合わせ、遠景を考慮した緑視率を推定する必要がある。

参考文献

- 1) 西宮市：西宮市景観計画, pp.11, 2011.
- 2) 京都市：第 1 次京のみどり推進プラン, pp. 52-58, 2010.
- 3) 大阪府：緑視率調査ガイドライン, pp. 12-24, 2013.
- 4) Carlberg, M., Gao, P., Chen G. and Zakhor, A. : Classifying urban landscape in aerial LIDAR using 3D shape analysis, *16th IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 1701-1704, 2009.
- 5) Yao, W. and Wei, Y. : Detection of 3-D individual trees in urban areas by combining airborne LiDAR data and imagery, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 10, No. 6, pp. 1355-1359, 2013.
- 6) 小宮佑登, 須崎純一：航空機計測を用いた市街地における緑視率の推定, 土木学会論文集 D1 (景観・デザイン), Vol. 71, No. 1, pp.1-9, 2015.
- 7) Lari, Z. and Habib, A. : Alternative methodologies for the estimation of local point density index: moving towards adaptive LIDAR data processing, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XXXIX-B3, pp. 127-132, 2012.
- 8) Weinmann, M., Jutzi, B., Hinz, S. and Mallet, C. : Semantic point cloud interpretation based on optimal neighborhoods, relevant features and efficient classifiers, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 105, pp. 286-304, 2015.
- 9) 横山大, 近津博文：地上据置型レーザスキャナを用いた地形計測結果からの樹木の自動除去, 写真測量とリモートセンシング, Vol. 54, No. 5, pp. 237-247, 2015.
- 10) Lim, E. H. and Suter, D. : 3D terrestrial LIDAR classifications with super-voxels and multi-scale Conditional Random Fields, *Computer-Aided Design*, Vol. 41, No. 10, pp. 701-710, 2009.

(2016. 2. 26 受付)

DEVELOPMENT OF METHOD FOR ESTIMATING GREEN SPACE RATIO WITH TERRESTRIAL LASER SCANNER IN URBAN AREAS

Takuhiro WAKITA, Junichi SUSAKI and Amane KURIKI

In this paper, we present a method to estimate green space ratio (GSR), that is a landscape index representing a proportion of green area to a whole view area, by using terrestrial light detection and ranging (LiDAR). First, the method extracts vegetation points out of the 3D point clouds. The method calculates the surface roughness in multi-scale voxels, and the vegetation is extracted by referring to the surface roughness and the voxel continuity. Then, GSR is estimated via occlusion map by examining the occlusion by vegetation. In this regard, the echo data representing the number of echoes and reflected timing (first, last, others) are utilized. We applied the method to thirteen data sets collected in a residential area in Fushimi, Kyoto and estimated GSRs. We compared the results with the ground truth data and obtained RMSE of approximately 1.6%. The estimated GSRs are reasonable to suppose that our method shows great improvement in the accuracy compared to the result with airborne LiDAR.