

(58) 地上LiDARを用いた植生の自動抽出 及び緑視率推定

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

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、ボクセルを用いた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。エコーデータを活用す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。

Key Words : *Terrestrial LiDAR, green space ratio, urban area, multi-scale classification*

1. 序論

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。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。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。

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、広域での計測に適している。航空機LiDARを利用した研究事例として、小宮、須崎¹⁾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、実際に緑視率を推定している。しかし、航空機LiDARが地物の鉛直方向の重なりや1m²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十分な緑視率推定精度は得られていない。

地上観測により詳細な3次元座標を取得する方法として地上LiDARに注目が寄せられている。緑視率推定という観点では、車両搭載型LiDARで広域の3次元点群データを取得可能で、また表面だけでなく樹冠内部の点を取得できるため、植生の3次元形状が得られることから有用性が期待されている。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で形成される3次元形状を利用している^{2,3)}。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⁴⁾。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り、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⁵⁾。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。

2. 対象地域及び使用データ

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。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。計測の詳細を表-1に示す。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1.5m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。使用した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であった。

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°

3. 提案手法

提案手法は点群分類と緑視率推定の2つの処理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植生点群の抽出を行う。そして、分類後の点群を元に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。

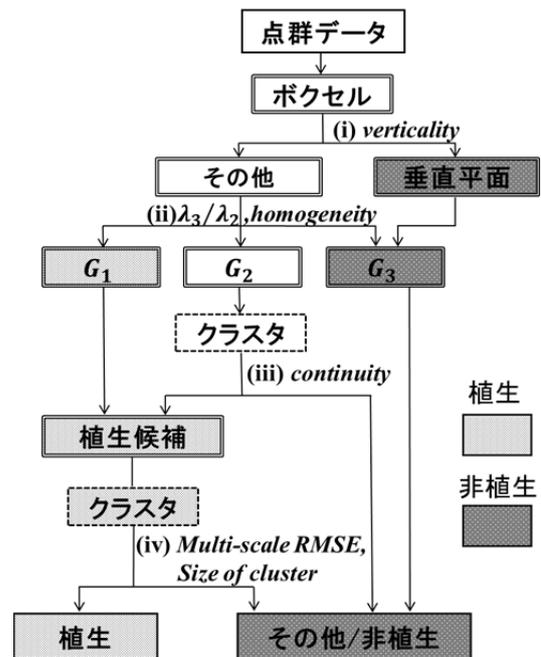


図-1 点群分類手法の流れ

(1) 点群分類

3次元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、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、多段階スケールでの分類を組み合わせることで分類精度の向上を図っている点である。本手法の流れを図-1に示す。図1に示した処理を10cmボクセルで行い、植生として抽出されなかった点群に対し20cmのボクセルサイズで同様の処理を繰り返す。10cmと20cmのボクセルサイズの処理で抽出されたものを植生点群とし、抽出されなかったものを非植生点群とする。このとき、誤抽出の除去処理で誤って除かれた小さな植生の塊を元に戻す。

ボクセル内に格納した3次元点群を用いてボクセルごとに主成分分析を行い、点群の3次元形状を評価する。3次元点群に主成分分析を適用すると、3つの主成分ベクトルと各主成分方向の分散 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$)が得られ、ここから点群の分布特性を捉えられる。ボクセル内の点が6点以上のとき主成分分析を行う。この特徴量を用いて分類を行う。

まず図-1(i)のように、ボクセル内の点群に当てはめた平面の法線の向きを調べることで、垂直平面を取り除く。第3主成分とz軸のなす角が85°から95°の場合に水平ベクトルとみなし、 $n \times n \times n$ の参照ボクセルに含まれる水平ベクトルの割合を式(1)とする。

$$verticality = \frac{N_{hn}}{N_n} \quad (1)$$

N_{hn} は参照ボクセル内の水平ベクトルの数、 N_n は全ボク

セル数を表す。verticality が 0.5 以上のボクセルを垂直平面とし、 n はボクセルサイズが 10 cm のとき 5, 20 cm のとき 3 とした。

次に図-1 (ii) の様に、垂直平面以外のボクセルを 3 つのグループ G_1 , G_2 , G_3 に分類する。その際に、式(2)を用いる。

$$a = \frac{c_3}{c_2} = \frac{\lambda_3}{\lambda_2} \quad (2)$$

c_2 , c_3 はそれぞれ、第 2, 第 3 主成分への寄与率を表す。 a が高いほど、植生らしい 3 次元的な点分布を有し、低いほど壁や屋根などの非植生らしい 2 次元的な点分布を有すると考え、 a により分類する。 a の閾値は G_1 と G_2 の間を a_{11} , a_{21} , G_2 と G_3 の間を a_{12} , a_{22} とすると、それぞれ、0.1, 0.2, 0.02, 0.06 とした。ただし、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} を用いる。さらに、 G_1 に分類するボクセルには、式(3)の条件を与えた。

$$\text{homogeneity} = \frac{N_{G1}}{N_{ALL}} \quad (3)$$

N_{G1} は参照ボクセル内の G_1 ボクセルの数、 N_{ALL} は参照ボクセルの数を表す。参照ボクセルは図-1 (ii) と同様とした。 homogeneity が 0.5 以上を G_1 、以下を G_2 グループとする。

さらに図-1 (iii) の様に、 G_2 に分類されたボクセルから植生候補を抽出する。このとき G_2 グループのボクセルを近傍ボクセルごとにクラスタにまとめ、そのクラスタが接しているボクセルすべてを参照する。その際、以下の式(4)を用いる。

$$\text{continuity} = \frac{N_1}{N_1 + N_3} \quad (4)$$

N_1 は G_1 ボクセルの数、 N_3 は G_3 ボクセルの数を表している。 continuity が 0.5 以上のクラスタを植生候補に分類する。

最後に植生候補として抽出されているボクセルから、誤抽出されている屋根や窓枠などの非植生を除去する。まず、植生候補のボクセルを近傍ボクセルごとにまとめ、クラスタとして取り扱う。その際、小さなクラスタを誤抽出されている非植生とする。また、屋根や窓枠部分の誤抽出のクラスタは、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。

当てはめた平面からの点のばらつきを RMSE と呼ぶ。基本のボクセルサイズと大きいサイズの両方で RMSE が 1.5 cm 以下のボクセルを平面的なボクセルとする。クラスタすべてのボクセル数に対する平面的なボクセルの割合が 0.5 以上のクラスタを誤抽出として除く。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 とする。

(2) 緑視率推定

分類後の点群を元に緑視率を推定する。まず、20 cm のボクセル空間を生成する。ボクセルに植生・非植生・データなしの 3 つのラベルを与える。その後、水平面内に方向角 φ 、垂直面内に仰角 θ を設定する。方向角 φ は x が正の向きを 0° とし、 $0^\circ \leq \varphi < 360^\circ$ の範囲で定義する。仰角 θ は z が負の向きを -90° 、 z が正の向きを 90° とし、 $-90^\circ \leq \theta \leq 90^\circ$ の範囲で定義する。ここで、方向角、仰角共に 1° 間隔で視線を設定していく。つまり、方向角が 360、仰角が 181 通り存在するため、全部で 65160 本の視線を定義する。この視線が、植生、非植生に遮断されるかどうかを判定する。緑視率 GSR を以下の式(5)で定義する。

$$\text{GSR} = \frac{A_1}{A_1 + A_2} \times 100 \quad (5)$$

ここで A_1 は植生領域、 A_2 は植生以外の領域を表す。

4. 結果・考察

まず、20 m×20 m の領域を切り出し、手で分類した点群と比較することで、点群分類精度を評価した。結果を図-2 に示す。植生として分類された植生(TP)を緑、非植生として分類された非植生(TN)を青、間違っして植生として分類された非植生(FP)を赤、抽出漏れの植生(FN)を白で表している。ここで、式(6)により精度を求めた。

$$F - \text{measure} = \frac{2 \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (6)$$

$$\text{Precision} = TP / (TP + FP)$$

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN)$$

結果は Precision が 97.5%、Recall が 96.2%、F-measure が 96.8% であった。さらに、各検証点における緑視率を推定し、魚眼写真から植生領域を抽出することで求めた実測値と比較したところ、RMSE は 1.6% であった。

最終的に F-measure が 96.8% と高精度に点群の分類が行えた。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が、全体としては妥当な結果が得られたといえる。また 10 cm ボクセルの分類のみでは Recall が 91.4% であったが、さらに 20 cm ボクセルで処理することで 95.1% まで向上しており、多段階ボクセルでの処理により点密度の異なる植生を効果的に抽出していると言える。この後、誤抽出の除去処理で除かれた小さ

な植生の塊を元に戻すことで、最終的に F-measure が 96.8%となる。

さらに緑視率推定結果は、全体の精度が RMSE で 1.6%とばらつきが小さく、良好な推定結果が得られた。小宮、須崎¹⁾の研究で同地区を対象とした場合の RMSE が 3.5%であり、大きく向上している。本手法では推定誤差は 1 番大きい場所で、4.3%であったが、半数程度が 1%以内の誤差で推定できており、過小推定や過大推定などの系統的な誤差も見られない。さらに図-3 のように、航空機計測では考慮出来ない、幅の狭い植え込みや、壁と植生の鉛直方向の重なりなどを忠実に再現できている。

最も誤差が大きい場所では、網状のフェンスが存在している。フェンスが非植生のボクセルとなり視線を遮るため、背後の植生が見えないと判定されることで大きく過小推定となっている。そのため、フェンスを壁などの他の非植生と分離することで、全体の推定精度がさらに向上すると考えられる。

5. まとめ

本研究では地上 LiDAR 計測による 3 次元点群を自動分類し、緑視率推定を行う手法を示した。ボクセルを用いて、多段階スケールでの処理を行うことで、F-measure で 96.8%の精度で、植生点群を抽出出来た。また、分類後の点群を元に緑視率を推定したところ、魚眼写真を用いた実測値に対する 2 乗誤差 RMSE が 1.6%であった。地上 LiDAR で近景を考慮することで、航空機を用いた推定結果よりも、精度良く緑視率を推定出来ることを示した。今後は、過小推定の原因となりうる網状フェンスを、他の壁などと区別することで推定精度の向上を図る必要がある。

参考文献

- 1) 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.
- 2) 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.
- 3) 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.
- 4) 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.

- 5) Lim, E. H. and Suter, D.: 3D terrestrial LIDAR classifications with super-voxels and multi-scale Conditional Random Fields, *Computer-Aided Design*, Vol. 41(10), pp. 701-710, 2009.



図-2 点群分類精度



(a)



(b)

図-3 緑視率推定結果と実測値の比較。(a)は魚眼写真を縦軸が仰角・横軸が方向角となるように変換した実測のパノラマ画像で実測緑視率は 8.5%, (b)は推定した視野の遮断領域画像で推定緑視率は 8.9%である。