

(14) 三次元点群の分布特性を用いた 植生の葉領域自動抽出

久保田 誠也¹・須崎 純一²

¹学生会員 京都大学大学院 工学研究科社会基盤工学専攻 (〒615-8540 京都市西京区京都大学桂)

E-mail:kubota.seiya.57x@st.kyoto-u.ac.jp

²正会員 京都大学大学院准教授 工学研究科社会基盤工学専攻 (〒615-8540 京都市西京区京都大学桂)

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

近年、景観保護に対する意識の高まりにより、緑視率を景観評価指標に採用する自治体などが増加している。それに伴い、広範囲の緑視率を効率的に算出するために、現在Mobile mapping system (MMS)の活用が検討されている。その中でMMSで取得した点群データから植生領域を抽出する手法が提案されているが、植生の葉の有無の判別までは行われていない。そこで本研究では市街地の緑量をより正確に評価するために、MMSで取得した点群データから植生の葉領域を自動的に抽出する手法を提案する。提案手法では、ボクセル空間内での点群の分布特性を主成分分析と空間的自己相関の算出を行うことで評価し、葉領域の抽出を行った。実測データを用いた実験により、葉がついた植生と葉がついていない植生が重なり合っていない場合には、提案手法が有効であることを示した。

Key Words : Mobile mapping system, voxel-based analysis, principal component analysis, spatial autocorrelation, contribution rate

1. はじめに

景観保護に対する意識の高まりにより、景観に関する総合的な法律として景観法が2005年に全面施行された。これに伴い、景観行政団体である地方公共団体は条例で景観問題に対して大きな役割を果たすことが可能となった。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、緑量を定量的に評価するための指標の一つである緑視率（視野に占める植生領域の割合）を景観評価指標の一つとして採用する団体が増えている。例えば、京都市や大阪府の景観計画で採用されており、定期的に緑視率の計測を行っている^{1,2)}。

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が困難である。また、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。

広範囲の緑視率を算出するため航空測量で得られたデ

ータの活用が挙げられる。小宮、須崎³⁾の研究では航空レーザ測量で得られる点群データと航空写真から得られる色情報などを用いて、緑視率の推定を行っている。しかし、航空測量では地物の鉛直方向の重なりや細かな地物を詳細に観測できず、歩行者視点での近景を忠実に再現できないため、緑視率推定精度は不安定な結果となった。

そこで、脇田ほか⁴⁾は地上据置型レーザースキャナで取得した点群データを用いた緑視率推定手法の提案を行った。また、Susaki and Kubota⁵⁾によって移動計測車両に搭載されたMobile mapping system (MMS)で取得した広範囲の点群データから緑視率の推定が行われた。この二つの研究で用いられた手法では、三次元空間をボクセル空間で表し、ボクセル内での点群の分布特性やボクセル間の隣接性などを用いて、点データの属性を植生と非植生に分類している。そして、分類結果をもとに任意の視点での緑視率の算出を行っている。

これらの研究では、点群データに対して植生か非植生への分類は行っているが、植生に葉がついているかどうかの判別までは行っていないため、葉領域でない植生部分も緑視率の向上に寄与している。葉が全くついていない植生領域の扱いについては、大阪府の「緑視率調査ガ

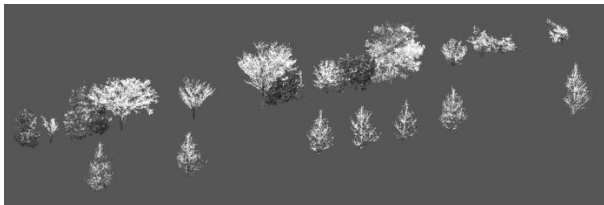


図-1 使用データ

イドライン」²⁾では緑視率の計算には含んでいない。また外崎⁶⁾は、樹木の幹や枝部分は含めず、心理学的・統計学的に有意と考えられる葉の緑視領域に限定した緑視率（色度緑視率）に関する研究を行っている。

これらを踏まえ、本研究では、市街地の緑量をより正確に評価することで景観管理に寄与することを目的として、植生として分類されたMMSで取得した点群データからさらに葉領域を自動抽出する手法の開発を行った。

2. 使用データ

本研究では、移動計測車両に搭載されたMMSで取得した点群データを用いて実験を行う。本研究で提案する手法は植生に分類された点群データに対して処理を行うため、今回の実験では、2014年3月3日に京都市東山区内で計測されたデータのうち、片側二車線（両側四車線）の道路（全長70 m程度）の両側の歩道上に位置する街路樹の樹冠部分のみを手動で切り取った点群データを用いた。図-1に今回の実験で用いる点群を示す。図の奥側の点群は移動計測車両が走行する車線の車道沿いに位置する街路樹の樹冠部分を表しており、葉がついた樹木と葉がついていない樹木が混在し、樹木の種類も様々である。また、図の手前側の点群は対向車線の車道沿いに位置する葉がついていない街路樹（イチョウ）の樹冠部分を表す。また車両に搭載されたレーザスキャナの性能を表-1に示す。

3. 提案手法

(1) 概要

本研究で提案する葉領域の抽出手法は、植生に分類された点群データの三次元座標値のみを用いる。レーザスキャナで取得した点群データの多くには、色情報や反射強度情報も含まれているが、これらは計測機器や計測環境の違いによる影響を受けやすいため提案手法では用いないこととする。

本研究で提案する手法は、三次元空間をボクセル空間

表-1 レーザスキャナの性能

計測システム	Trimble MX5
搭載台数	1 台
設置角度	ピッチ角：30° ヘディング角：0°
設置高さ	2.3 m
取得点数	最大 550,000 点/秒
計測可能距離	800 m

で表し、ボクセル単位での点群の分布特性を調べた上で、植生クラスタごとに点群の分布特性を調べることで、葉の有無を判別する。詳細な処理内容は以下の各節で処理を実行する順に述べる。

(2) ボクセル化

点群データを1点ずつ処理を行うことは、広範囲の点群データを扱う場合には計算コストが非常に大きくなるだけでなく、地物の大域的特徴を捉えることが困難になるため、本研究では三次元空間を立方ボクセル空間で表し、ボクセル単位で処理を行う。今回の実験では、植生の局所的特徴も同時に捉えることを目的とするため、ボクセルの一辺の長さを10 cmに設定した。

(3) クラスタリング

植生に分類された点を含むボクセルを連結し、クラスタを作成する。ボクセル内に含まれる点の数が少なすぎるとノイズの影響が大きくなる点と、市街地に位置する植生を表すクラスタは比較的大きな塊として存在すると考えられる点を考慮して、今回の実験では、作成されたクラスタのうちボクセルに含まれる点の数が6点以上のボクセルを6つ以上含むクラスタを植生クラスタとみなした。次節以降の処理は、植生クラスタに分類されたクラスタに対してのみ行う。

(4) ボクセル単位の主成分分析

ボクセル内の点群の分布特性を求めるため、植生クラスタに含まれる各ボクセルに対して、ボクセルに含まれる点群の座標値を用いて主成分分析を行う。

本研究では、主成分分析で得られた各固有値を全ての固有値の和で除した寄与率を用いる。固有値を大きいものから順に、 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ とすると、寄与率は次式で表すことができる。

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

ボクセル内で点群が直線的に分布する場合、 c_1 が1に近い値、 c_2, c_3 が0に近い値となる。また、ボクセル内で点群が平面的に分布する場合、 c_1, c_2 に比べて c_3 が非

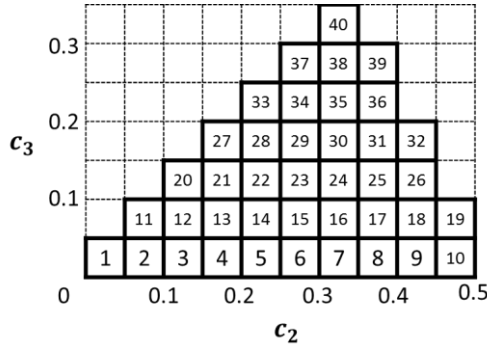


図-2 $c_2 - c_3$ 度数マップ (グリッド内の数字は有効グリッドに付与されたラベル番号を表す。)

常に小さな値になる。これに対して、点群のボクセル内でのばらつきが大きい場合、 c_3 は c_1 、 c_2 に近い値となる。ただし、今回の実験では、前節で述べた理由によりボクセルに含まれる点の数が6点未満のボクセルに対しては、主成分分析を行わなかった。

(5) $c_2 - c_3$ 度数マップの作成

各植生クラスタでの点群の分布特性を求めるため、同一の植生クラスタに属するボクセルでの主成分分析の結果を用いて、植生クラスタごとに $c_2 - c_3$ 度数マップを作成する。なお、図-2のように、横軸に c_2 軸、縦軸に c_3 軸をとり、原点から等間隔で作成したグリッドに属するボクセルの数を表したものを $c_2 - c_3$ 度数マップと呼ぶこととする。また、寄与率の制約条件として、 $\sum_{i=1}^3 c_i = 1$ 、 $c_1 \geq c_2 \geq c_3 \geq 0$ があるため、 $c_2 - c_3$ 度数マップで値が存在するグリッドは限定的となるが、値が存在しうるグリッドを有効グリッドと呼ぶこととする。今回の実験では、グリッド間隔を0.05に設定したため、有効グリッドの数は40となり、1~40までラベルを図-2のように付与した。なお、主成分分析の結果がグリッドの境界上にある場合は、グリッド番号が大きいグリッドに属するとみなす。

(6) 植生クラスタ単位の空間的自己相関の算出

$c_2 - c_3$ 度数マップを用いて、 $c_2 - c_3$ 空間での空間的自己相関を計算し、植生クラスタの点群分布特性を調べる。空間的自己相関を表す指標として、グローバル・モラン (MoranのI統計量) を用いる⁹⁾。グローバル・モランIは次式で定義される。

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{S_0 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

ここで、 n は有効グリッドの数 (今回は $n = 40$) であり、 $S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$ は基準化定数 (重み行列の全要素の和) である。 y_i はグリッド i の度数であり、 $\bar{y}$ は有効グリッドでの度数の平均を表す。

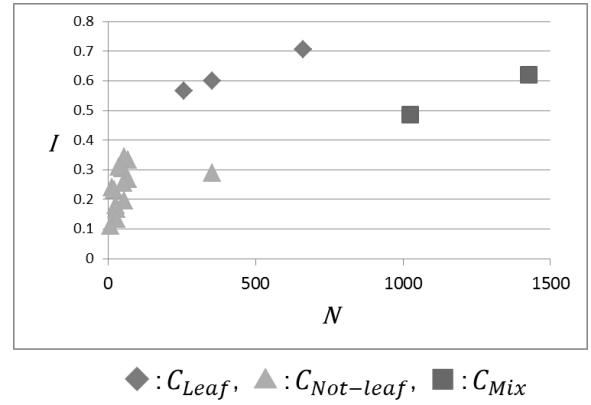


図-3 各クラスタで求めたグローバル・モラン (N は各クラスタに属する主成分分析を行ったボクセルの数)

空間重み行列には隣接行列を用いた。グリッド i とグリッド j が隣接する場合、 $w_{ij} = w_{ji} = 1$ とし、隣接しない場合は $w_{ij} = w_{ji} = 0$ とする。ただし、対角成分 w_{ii} は0とする。また、本研究では対象グリッドの8近傍を対象としたクイーン型の隣接関係を採用する。

(7) 葉の有無の判別

各植生クラスタで求めた I の値を用いて、葉の有無の判別を行う。今回の実験では、 I の値が0.5以上の植生クラスタを葉領域とみなした。

4. 実験と結果

2章で述べた点群データに対して、クラスタリングまで行った結果、樹冠部分が重なり合っていることが原因で、葉がついた植生と葉がついていない植生が混在する植生クラスタが2つあった。ここで、葉がついた植生のみが含まれる植生クラスタ群を C_{Leaf} 、葉がついていない植生のみが含まれる植生クラスタ群を $C_{Not-leaf}$ 、葉がついた植生と葉がついていない植生が混在する植生が混在する植生クラスタ群を C_{Mix} とすると、各クラスタ群に含まれる植生クラスタで算出された I の値を図-3に示す。なお、図-3の横軸の N は各クラスタに属する主成分分析を行ったボクセルの数を表す。図-3より、 C_{Leaf} に属する植生クラスタは I の値が0.5以上の領域に分布し、 $C_{Not-leaf}$ に属する植生クラスタは I の値が0.5未満の領域に分布しており、葉がついた植生と葉がついていない植生が混在していない植生クラスタでは、正しく葉の有無を判別することができた。

5. 考察

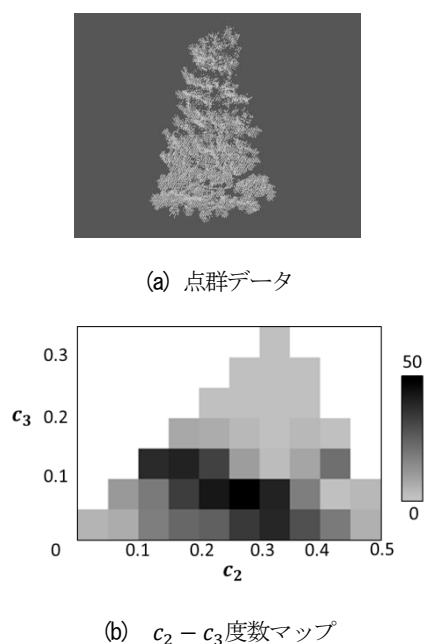


図-4 C_{Leaf} に属する植生クラスタでの点群分布の例

C_{Leaf} と $C_{Not-leaf}$ それぞれに属する植生クラスタの $c_2 - c_3$ 度数マップの例を図-4と図-5に示す。図-5のように $C_{Not-leaf}$ に属する植生クラスタでは、 c_3 が小さい値の領域に分布が集中している。これは、小さいボクセル単位で点群の分布を見た場合、枝や幹部分の影響により、ボクセル内で線的または面的に点群が分布しているボクセルが多いことを表す。ただし、ボクセルサイズを大きくして同様の実験を行った場合、ボクセル内で多くの枝や幹部分が混在することで、 c_3 の値が大きい領域での度数も多くなる。これによって、 I の値が大きくなり、 $C_{Not-leaf}$ に属する植生クラスタであっても葉ありと誤って判別されるケースが生じた。また、ボクセルサイズを大きくすることで、植生クラスタに含まれるボクセルの数が減ることによって、 $c_2 - c_3$ 空間の特定の領域に分布が集中することが生じる。これによって、空間的自己相関が低下し C_{Leaf} に属する植生クラスタであっても葉なしと誤って判別されるケースが生じた。また、ボクセルサイズを小さくしすぎると、ボクセル内に含まれる点の数が少なくなり、ボクセル内の点群の分布を十分に把握できなくなるという問題点がある。このように、使用するデータの点密度に対する適切なボクセルサイズの設定は今後の課題となる。

6. 結論

本研究で提案した手法を用いることで、MMSで取得した点群の分布特性のみを用いることで、植生の葉の有

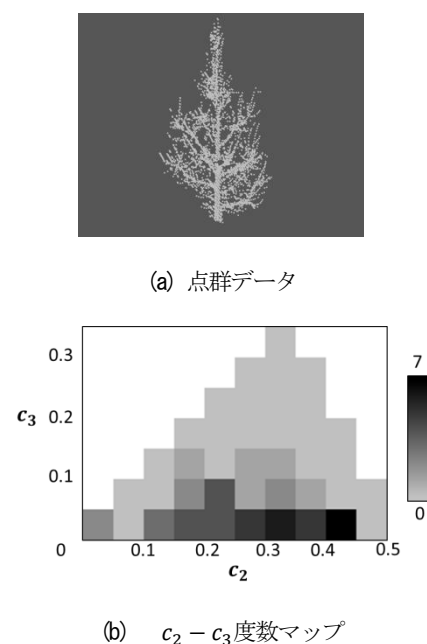


図-5 $C_{Not-leaf}$ に属する植生クラスタでの点群分布の例

無の判別を行うことができた。

今後の課題として、葉がついた植生と葉がついていない植生が混在したクラスタから、葉がついた領域のみを判別する手法の開発や、点密度の違いへの頑健性の向上などが挙げられる。

謝辞：今回用いたMMSデータは（株）パスコから提供して頂いたものである。ここに記して感謝の意を表する。

参考文献

- 1) 京都市：第1次 京のみどり推進プラン, 2011.
- 2) 大阪府：緑視率調査ガイドライン, 2013.
- 3) 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, Vol.71, No.1, pp.1-9, 2015.
- 4) 脇田拓周, 須崎純一, 栗木周：地上 LIDAR を用いた市街地での緑視率推定手法の開発, 土木学会論文集 F3, Vol.72, No.1, pp.41-51, 2016.
- 5) Susaki, J and Kubota, S. : Automatic assessment of green space ratio in urban areas from mobile scanning data, Remote Sensing, Vol.9, No.3, 215, 2017.
- 6) 外崎公知：植物の葉の色度領域を用いた緑視率の新たな計測手法に関する基礎的研究, ランドスケープ研究, 3(0), 26-31, 2010.
- 7) 外崎公知：都市景観における色度緑視率による快適性の測定, ランドスケープ研究, 5(0), 47-54, 2012.
- 8) 瀬戸創, 堤盛人：空間統計学：自然科学から人文・社会科学まで, 統計ライブラリー, 朝倉書店, 2014.