研究ノート

スギ林内における全方位カメラ画像と点群情報の
相互変換手法の開発笹 川 大 河^{1,*}・秋 津 朋 子²・奈 佐 原 顕 郎²Developing a Method for Interconversion between Omnidirectional Images
and Point Cloud Data in a Sugi ForestTaiga Sasagawa^{1,*}, Tomoko Kawaguchi Akitsu² and Kenlo Nishida Nasahara²

1. はじめに

近年、効率的な森林管理のために点群データの活用がすすんでいる (Liu H. *et al.*, 2016; 西園ら, 2020; Tian J. *et al.*, 2019)。森林を対象とした点群の取得方法は2つに大別される。

1つ目は、LiDAR (Light Detection and Ranging) によって森林を計測し、直接点群を取得する方法である。上空から計測可能な部分 (林冠等) については、人工衛星や航空機、UAV (Unmanned Aerial Vehicle) などに搭載した LiDAR が用いられる。上空からの計測が難しい部分 (林内等) については、大型の設置型 TLS (Terrestrial Laser Scanning) や小型の可搬型 TLS が用いられる。これらの手法では直接点群を取得するため、得られる点群の計測精度は高いが、使用する機器がかなり高価である。

2つ目は林冠・林内の写真を大量に撮影し、写真の視差情報を利用することで間接的に点群を取得する方法である。上空からの林冠撮影は、UAV 等に搭載したカメラによっておこなわれる。これは UAV の高機能化及び低価格化によって近年広く普及している。上空からの撮影が難しい林内等でも、地上から撮影した大量の写真から点群を作成可能であるが、あまり普及していない。なぜならば、林内での移動には困難が伴う場合が多く、大量の写真を撮影することは容易でないからである。そのため、少量の林内写真から点群を生

成できる新手法が望まれる。

そこで本研究では、全方位型カメラで撮影した1枚の林内全方位画像のみから周囲の点群を生成することを目的とした。全方位型カメラとは観測点を中心とした全方位を一度に撮影できるカメラであり、全方位画像とはこのカメラによって撮影された画像データのことである。全方位型カメラの価格は安価であり、森林内での持ち運びやデータ取得も手軽である。

全方位画像から点群を生成する手法として、本研究では機械学習の1つである CycleGAN (Cycle Generative Adversarial Network) (Zhu J. *et al.*, 2017; Phillip I. *et al.*, 2017) を用いた。これは GAN (Generative Adversarial Network) (Ian J. G. *et al.*, 2014) をもとに開発された手法で、共通の特徴を持つ画像群 (以下ドメイン: 例えば、人工衛星画像群や通常の地図画像群など) 間の関係を学習し、各ドメインに属する画像を相互に変換 (以下、ドメイン間変換) する。

つまり、CycleGAN によって、全方位画像から点群を生成するだけでなく、逆に点群のみから周囲の全方位画像を生成できる。そして、生成された画像と入力した点群を統合することで、点群への色情報の付加ができる。これまで点群の色情報は、TLS に搭載したカメラを用いて得ていたが、ドメイン間変換を応用することで、色情報がない点群に対しても、色情報を付加できる。ゆえに本研究では、前述の全方位画像から点群を生成することに加えて、色情報のない点群から

* 連絡先 (Corresponding author) E-mail: sasagawataiga.ryuiki@gmail.com

- 1 筑波大学理工情報生命学術院 (305-8572 茨城県つくば市天王台1-1-1)
Graduate School of Science and Technology, University of Tsukuba, 1-1-1 Tennoudai, Tsukuba, Ibaraki 305-8572, Japan
- 2 筑波大学生命環境系 (305-8572 茨城県つくば市天王台1-1-1)
Faculty of Life and Environmental Sciences, University of Tsukuba, 1-1-1 Tennoudai, Tsukuba, Ibaraki 305-8572, Japan

色付きの全方位画像を生成することも目的とした。本手法を用いることで、森林管理における点群の利活用が更にすすむと考えられる。

II. 手 法

1. 調査対象地

本研究では、筑波大学アイソトープ環境動態研究センター環境動態予測部門熱収支水収支観測圃場南側にあるスギ (*Cryptomeria japonica*) 林 (約2000 m²) を対象地とした (図-1)。

2. データ取得

点群データと全方位画像データは2020年12月12日 (天気：曇) に取得した (図-2)。点群データの取得には可搬型 TLS である OWL (Optical Woods Ledger,

株式会社アドイン研究所) を用いた。全方位画像データの取得には MAX (GoPro, Inc., 以下 GoProMAX) を用いた。対象地内からランダムに11地点を選び、1地点につき OWL は2回、GoProMAX は1回データを取得した。データ取得に要した時間は、1人ですべての観測を行い、約1時間であった。

3. データ処理

図-3に取得したデータの処理を示す。

3.1 OWL が取得した点群

1観測地点において取得した2つの点群データを専用ソフトウェア OWLManager (ver. 1.6.3.1) を用いてマッチング処理 (統合) することで、1つの点群データに比べて高密度な点群データを得た。OWLManager は、マッチングのために樹木の位置を地上基準点とし

図-1 対象地

図-2 OWL 及び GoProMAX による林内のデータ取得風景

OWLで取得したデータの処理

GoProMAXで取得したデータの処理

図-3 OWL 及び GoProMAX によって取得したデータの処理

て利用するが、本研究では、地上基準点を増やすため、「樹木以外の地物もマッチング処理の参考とする」ように設定した。

マッチング処理済みの点群は、レーザースキャナ部分を原点とするデカルト座標（単位は m）で記述されていたため、以下の変換式を用いてデカルト座標から球座標に変換した。

$$r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (1)$$

$$\theta = \arccos \frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}} \quad (2)$$

$$\phi = \arctan \frac{y}{x} \quad (3)$$

ここで (x, y, z) はデカルト座標における点の座標、 (r, θ, ϕ) はそれぞれ原点からの距離（以下深度）、 z 軸からの天頂角、 x 軸からの方位角を表す。また、 $x=0$ となる点は $(r, \theta, \phi) = (0, 0, 0)$ とした。球座標に変換された点群を、縦軸に θ 、横軸に ϕ をとる座標平面に投影した。この座標平面を 1440×2880 ピクセル（以後、 $A \times B$ は縦 A ピクセル、横 B ピクセルの画像を意味する）の画像とし、観測点からの距離を表す画像（以下、深度マップ）を作成した。それぞれのピクセル内に存在する点の r を 0 m が 0 （黒色）、 20 m が 255 （白色）となるように線形変換し、ピクセル値とした。 r が 20 m 以上となる場合や、ピクセル内に点が存在しない場合は、ピクセル値を 255 とした。また、複数の点が同一ピクセル内に存在する場合は、最も小さい r のピクセル値を採用した。

OWL は観測の際、球座標上で $-\pi \leq \theta < -\frac{3}{4}\pi$ に該当する範囲のデータを取得できないため $-\pi \leq \theta < -\frac{3}{4}\pi$ を含む、深度マップの部分（深度マップの下端から 1000 ピクセル分）を削除した。加えて、球を平面に投影し画像を作成するため、画像の上下端付近は歪みが大きくなる。故に深度マップの上端から 120 ピクセル分を削除し、 880×2880 ピクセルの画像とした。線形補間を使用したリサンプリングによりこの画像を 256×1024 ピクセルの画像へ変換した。

3.2 GoProMAX が取得した全方位データ

GoProMAX が撮影したデータは 2880×5760 ピクセルの画像である。深度マップへの処理と同様にして、上端付近及び下端付近のピクセルを削除し、 1760×5760 ピクセルの画像を得た。この画像も、線形補間を用いたリサンプリングにより、 256×1024 ピクセルの画像へ変換した。

3.3 データ水増し

深度マップと GoProMAX の画像データは、 11 地点分存在し、この内 CycleGAN の学習には 10 地点分のデータを用いた。一般に画像を用いた機械学習でおこなわれるデータ量の水増しを、本研究でもおこなった。画像の左右端はそれぞれ $\phi = -\pi, \pi$ を表しているため、画像の左端からある幅で切り取った部分を右端につなげることで、別の画像を作成できる。故に、横 1024 ピクセルに対して、 68 ピクセルずつずらすことで 15 通りの画像を作成した。加えてこれらの画像を左右

反転させ、1地点のデータから30通りのデータを作成した。

また、CycleGANの学習過程では、 256×1024 ピクセルの画像では計算量が膨大になるため、水増しをした1枚の画像を4等分し、 256×256 ピクセルの画像を4枚作成した。結果、CycleGANの学習に用いたデータは深度マップと全方位画像、それぞれのドメインについて 256×256 ピクセル画像1200枚になった。検証用の1地点のデータ（テストデータ）に対しては、ずらしや左右反転のような水増しはせず、それぞれのドメインの画像を4等分した。

4. CycleGANによる変換

CycleGANを用いて、深度マップと全方位画像間の相互変換を試みた。

まず、学習用データを用いて、CycleGANを200 epoch 学習させた。学習には約13時間を要した。使用したコンピュータは、OS：Ubuntu18.04, CPU：Intel Core i9-9900K, GPU：GeForce RTX2080 super, メモリ：128 GBであった。そして、学習済みのCycleGANに、それぞれのドメインのテストデータ4つを入力し、それらの出力を結合したものをGround truthと比較することで、ドメイン間変換の妥当性を検討した。また、ドメイン間変換によって得られた出力画像を色情報付きの点群データに変換し、再現性を検討した。

Ⅲ. 結果及び考察

深度マップから全方位画像データへのドメイン間変換は、樹幹部では概ね成功した（図-4a, 図-5a）。しかしながら、林床の低木や倒木、そして林冠では誤変換が見られた。林床では、倒木や低木が落葉した葉の茶色で塗りつぶされていた。これは変換に用いた 256×256 ピクセルの画像では画質があらく、低木、倒木の特徴をうまく検出できなかったことが原因と考えられる。より高性能な計算機を使用し、大きなピクセルサイズの画像を用いれば、この問題は解決すると考えられる。林冠では、空の白色と葉の緑色をうまく区別できていなかった。これは林冠が観測地点から離れていること、投影した画像上で林冠が上部に存在することで、林冠の形状が歪んだことが原因と考えられる。レーザーの射出距離がより長いTLSを使用し、深度マップの上下端ではなく中間部分に林冠が来るように座標の基底を設定することで、この問題は改善しうる。

全方位画像データから深度マップへのドメイン間変換について、ドメイン間変換の出力画像とGround truth画像を比較すると、一見うまく変換できているように見える（図-4b）。しかしながら、出力画像を点群に変換すると、ある対象物の表面が波打ち、対象物ごとの境界が曖昧になった（図-5b）。これは出力された深度マップにおいて、1つの対象物内の隣接するピクセルの値が変化しすぎることが原因であると考えられる。故に、対象物ごとの深度を整え、地物間の深度境界を明確にするようなフィルタリング処理を施すことによって、より正確に点群を推定できると思われる。

図-4 深度マップと全方位カメラ画像間のドメイン間変換の結果

図-5 ドメイン間変換した深度マップ及び全方位カメラ画像をもとに点群へ再変換を行った結果

IV. おわりに

本研究では、スギ林内において、点群データと全方位画像データ間で CycleGAN によるドメイン間変換を試みた。いずれもまだ改善の余地があるが、約1時間で取得した10地点のデータから、未知の地点のデータをおおまかに推測できることが確認できた。これはドメイン間変換により林内の全方位画像のみから深度情報を、もしくは点群のみから色情報を推測可能であることを示している。今後はスギ林だけでなく、様々な森林タイプについても情報を取得し、より高精度かつ汎化能力をもった方法を追求していきたい。加えて林内の点群、及び全方位画像データが自由に使用できる環境が整備されることを願う。

引用文献

- Ian J. G., Jean P. A., Mehdi M., Bing X., David W. F., Sherjil O., Aaron C., Yoshua B., (2014) Generative Adversarial Nets. arXiv preprint, arXiv : 1406.2661v1.
- Phillip I., Zhu J., Zhou T., Alexei A. E. (2017) Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2017 IEEE Conference.
- Liu H., Yan Y., Zhang X., Wu Z., (2016) 3D scene reconstruction based on 3D laser point cloud combining UAV images. 2nd ISPRS International Conference on Computer Vision in Remote Sensing (CVRS 2015).
- 西園朋広・細田和男・福本桂子・山田祐亮・高橋正義・齋藤英樹・北原文章・小谷英司. (2020) ヒノキ人工林における地上型レーザースキャナを用いた樹木サイズの計測 — 間伐履歴や林分条件が計測誤差に与える影響 —. 森林計画誌, 54, 37-44.
- Tian J., Dai T., Li H., Liao C., Teng W., Hu Q., Ma W., Xu Y., (2019) A Novel Tree Height Extraction Approach for Individual Trees by Combining TLS and UAV Image-Based Point Cloud Integration. Forests, 10, 537-554.
- Zhu J., Park T., Phillip I., Alexei A. E. (2017) Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks. Computer Vision (ICCV), 2017 IEEE International Conference. (2020年12月23日受付) (2021年1月18日受理)