

令和 5 年 6 月 1 日現在

機関番号：12601
研究種目：挑戦的研究（萌芽）
研究期間：2020～2022
課題番号：20K21345
研究課題名（和文）深層学習画像生成技術による植生リモートセンシング画像補間及び異常検知技術の開発

研究課題名（英文）Interpolation of vegetation remote sensing images and anomaly detection using deep learning image generation technology

研究代表者
細井 文樹（Hosoi, Fumiki）
東京大学・大学院農学生命科学研究科（農学部）・准教授

研究者番号：80526468
交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 5,000,000円

研究成果の概要（和文）：植生リモートセンシングにおいて、植生内部や影などセンサーの死角部分の情報が欠落する問題があり、特に3次元植生情報を得るのにこれは大きな問題であった。これを解決するため、本研究では欠落部分に深層学習のGAN(Generative Adversarial Net-work)による補間を試みた。また、植生の病虫害検知のため、VAE(Variational Auto Encoder)の導入も行った。これらの方法は現在、試行錯誤中であるが、その処理に必要な点群内での個々の樹木の識別や各器官の分離に関して、深層学習や点群特徴量を利用することで、精度の高い分離を可能とする方法を開発することができた。

研究成果の学術的意義や社会的意義

植生リモートセンシングにおいて、植生内部や影などセンサーの死角部分の情報が欠落する問題や植生の病虫害検知に関しては、技術的改善が急務であったが、GANによる植生領域欠落部補間の検討及びVAE異常部識別器の開発がなされることで、その改善が大幅に進むこととなる。現在、この技術の開発は進行中であるが、その処理に必要な点群内での個々の樹木の識別や各器官の分離に関しては有効な技術を開発することができた。また、各器官の分離技術を転用し、ドローンから果実の検出を行う技術やトラクターで動的に収穫物をカウントする技術の開発など、農業分野への適用が可能な技術を新たに開発することができた。

研究成果の概要（英文）：There is a problem in remote sensing of vegetation where information is missing in the blind spots of the sensor, such as inside of vegetation and shadows, which is a big problem, especially for obtaining 3D vegetation information. To solve this problem, in this research, we attempted to interpolate the missing information using GAN (Generative Adversarial Net-work), a deep learning technique. We also introduced VAE (Variational Auto Encoder) for detection of vegetation diseases and pests. Although these methods are currently undergoing trial and error, we were able to develop methods that enables highly accurate separation by using deep learning and point cloud features to identify individual trees and separate each organ in the point cloud, which is necessary for the processing. We were also able to develop a method that can be applied to agriculture, such as harvest counting, using this method.

研究分野：リモートセンシング

キーワード：深層学習 樹木 3次元点群画像 ライダー

様式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

昨今の地球温暖化や大気汚染などの地球規模の環境変動にあって、これら環境悪化の緩和機能を有する陸域植生は衰退が顕著で、環境問題の解決がますます困難な状況となっている。陸域植生の有する環境浄化機能を速やかにモニタリングし、対策を講じる必要がある。そのため、衛星やドローンによる植生リモートセンシング(以降、リモセン)の機能向上が重要となる。この技術の欠点として、植生内部や影などセンサーの死角部分の情報が欠落する問題があり、特に3次元画像から植生構造特性を高精度に推定する場合には、この欠落部がそのまま推定誤差につながる(Hosoi and Omasa, 2009, Hosoi et al., 2010)。こうした情報欠落はこれまで解決できておらず、正確な植生モニタリングの妨げとなる。また、植生の衰退をモニターするためには、リモセンによって病虫害や枯死、高ストレスなどの異常のある植物固体を識別する必要がある。しかし、その検出精度も方法論によってさまざまで、方法論が確立されているとはいえない。近年のAI、特に深層学習では、対象を選ばずカテゴリー分類や情報抽出に威力を発揮しており、申請者らも植生を対象としたリモートセンシング画像においてその威力を証明してきた(Itakura and Hosoi, 2018, 2019など)。深層学習でもGANと呼ばれる画像生成技術は、GeneratorとDiscriminatorを競わせるように学習を重ねることで、データの特徴に沿った画像を生成する技術として、近年注目されている。また、入力画像自体を出力として再生するVAEという技術も、異常値判定などの応用で検討が進んでいる。こうした技術はまだ若い技術であるが、植生リモートセンシングという2次元、3次元空間画像データを取り扱う分野にはきわめて親和性の高い応用の可能性が考えられる。しかし、実際にはほとんど利用されていない。画像生成時の条件調整を植生にフィットさせることで、より植生の特性を反映し、観測画像を補ったり、固体の異常検出や特性抽出が可能となる可能性がある。

2. 研究の目的

(i) GANによる3次元植生画像補間技術の開発: 植生を上空から測定して3次元画像を取得、解析する3次元植生リモートセンシングにおいて、センサーの死角となって情報が得られない植生内部の部分について、深層学習の中でも画像生成を行うGAN(Generative Adversarial Network)を適用し、死角部分の画像生成を行い、3次元的に補間する方法を開発すること。(ii) VAE及びGANによる植生画像異常固体検出技術の開発: 深層学習の中で、画像生成に関わるVAE(Variational Auto Encoder)とGANをベースに、上空からのリモートセンシング画像中の植生より、枯死や病変している個体及びエリアを識別する方法を構築すること。

3. 研究の方法

() 空中、地上からの植生ライダーデータの取得

空中についてはドローン搭載型ライダーを、地上については地上設置型のライダーを用い、植生の3次元点群データを取得する。これらのデータをコンボジットし、欠落領域がなるべく少ない点群画像を作成する。さらに補間領域がなるべく少なくなるようにデータ取得する条件も検討する。

() データ処理と補間

得られたライダーデータの欠落領域を確認する。次に点群データ内から植生の個々の樹木や葉、枝の分離を行う。これを行わないと、植生以外の点群を処理してしまう可能性がある。得られた点群を分割し、そのそれぞれに対して補間すべき領域をGANを使って補間していく。

() 評価

GANによる補間画像が本来の補間領域画像とどの程度違いがあるか、誤差検証を行う。さらに補間画像から植生構造パラメータを取得し、その精度を評価する。

() 異常部識別

病変などの樹木を現地調査から同定し、その画像データをドローンにて取得する。また、衛星データも準備する。それら画像データから正常な状態をVAEに学習させたのち、病変など異常部が検出可能か、その学習器の精度検証を行う。

4. 研究成果

上記方法に基づいて現在でもGANによる植生領域欠落部補間の検討及びVAE異常部識別器の開発を行っている最中であり、適切な条件を見つけるための試行錯誤を行っている。一方、()のような補間作業に必要なデータ処理における点群内での個々の樹木の識別や各器官の分離に関しては成果が得られた。また、各器官の分離技術を転用し、ドローンから果実の検出を行う技術やトラクターで動的に収穫物をカウントする技術の開発など、農業分野への適用が可能な技術を新たに開発することができたので、成果として下記に示す。

() 車載ライダーにより計測された対象樹木の 3 次元点群データ抽出に関する研究

本研究では、樹木以外の様々なカテゴリーが含まれる車載レーザースキャナ (MMS) 3 次元点群データに対して、対象となる樹木に相当する点群だけを抽出する技術の開発に関するものである。ここで扱う点群は 300 本の樹木が含まれており、こうした大量の樹木を効率よく抽出する技術は、広いエリアをカバーした群落植生 3 次元点群データの解析において、広く適用可能な技術となる。

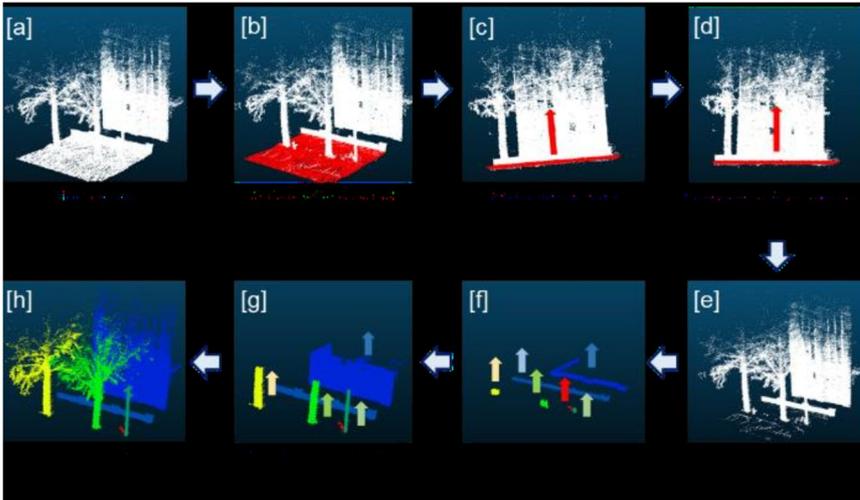


図 1 3 次元点群からオブジェクトを分離する方法

(a) 初期状態 (b) ~ (e) 地面の削除 (f) ~ (h) ID の付けられた点群をクラスタリングし、個々のオブジェクトを異なるクラスターに分離する (異なる色は異なる ID が付与されている) (Itakura and Hosoi 2021 IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.より引用)

図 1 に示すように、まずは樹木とそれ以外のオブジェクトを、それぞれ同一のクラスターとして分離する。これは地面を削除し、そこから 0.3 m の高さを基準とし、近接する点群どうしを同一クラスターとし、個々のクラスターが異なるオブジェクトであるとする。さらに高さ方向に展開し、隣接する点をクラスタリングしながらそれぞれのクラスターに ID を付与し、個々のオブジェクトを分離する。この段階では個々のオブジェクトが樹木なのかそうでないのかはわからない状態である。

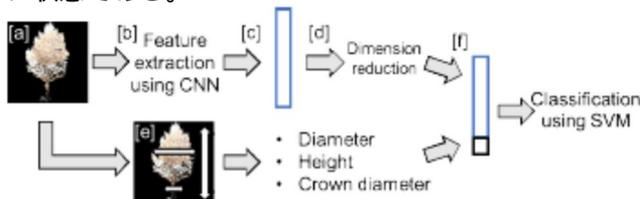


図 2 オブジェクトの分類方法

(a) 樹木に相当する 3 次元点群を 2 次元に投影した画像 (b) CNN による特徴抽出 (c) 抽出された特徴量 (d) 主成分分析による次元の削減 (e) 樹木構造情報の抽出 (f) CNN の特徴量と樹木構造情報の集約 (Itakura and Hosoi 2021 IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.より引用)

分離されたオブジェクトの分類は、図 2 に示すようなプロセスで行われる。分類には画像の分類で用いられる深層学習である CNN を用いている。樹木に相当する 3 次元点群を 2 次元に投影する。これを訓練データとし、CNN を学習する。さらに訓練に使用した樹木画像から幹直径や高さなどの構造情報を抽出し、これと CNN の学習で生成された特徴量を集約し、分類を可能とするネットワークを生成した。これを MMS データで ID を付与された個々のオブジェクトに適用し、個々のオブジェクトが樹木かそうでないかの分類を行う。この分類はネットワークの種類を複数検討し、その精度は 95% 以上 (Overall accuracy) F1 スコアは 0.9 前後であり、精度としては十分なレベルとなった。その結果を図 3 に示す。図 3 に示すように、個々の樹木の識別と分離ができていることがわかる。これをより広い都市の街路樹に適用した例が図 4 である。このデータは数百メートルにわたる道路沿いの街路樹が対象で、極めて多くの樹木が含まれているが、その識別と分離が可能となっているのがわかる。レーザースキャナの点群データは対象の属性情報をもっておらず、異なる属性が混在した状態で解析を行うと、大きな誤差が生じる可能性がある。本研究の方法により、対象植生のみ点群の抽出が可能となり、そうした問題を解決することができる。

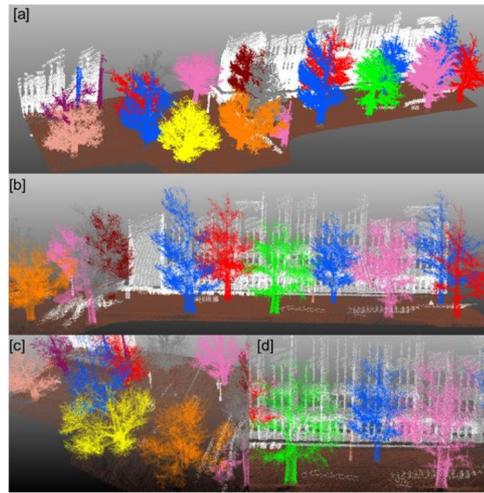


図3 3次元点群画像における樹木の自動検出結果。(a)(b)は検出された個々の樹木の外観図。(c)、(d)はその拡大図。茶は地面、白は人工物、そのほかの色は樹木。個々の樹木は異なる色で示してある(Itakura and Hosoi 2021 IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.より引用)。

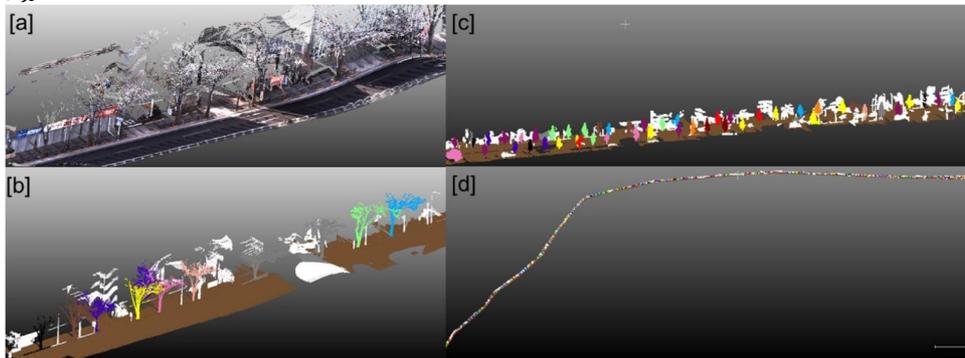


図4 街路樹3次元点群データの識別と分離(Itakura and Hosoi 2021 AI・データサイエンス論文集 より引用)。
各色が個々の樹木を表している。

() 地上型ライダー3次元点群データにおける森林樹木の分離と樹木器官分離

(i) で用いた樹木分離法を森林樹木に当てはめたのが本研究の最初の部分である。森林群落は都市樹木と比較して個々の樹木の間隔が狭く、かつ地面に傾斜が入るなど、点群データにおける個々の樹木の分離は難易度の高い処理となる。地面の除外については、入力点群をグリッドに分割し、そのグリッド単位で高さの低い点群に着目し(実際は高さの閾値を設定する)そこを地上として除外した。また、個々の樹木の分離は()のオブジェクト分類と共通しているが、さらにより大きな樹冠に対応すべく、Watershed アルゴリズムを樹冠上部に適用し、これを併用することで分離性能をあげている。結果を図5に示す。各樹木がうまく分離されていることがわかる。表1は誤差を表している。75~374本の樹木に対し、Omission、Commission エラーは0~16本とごく少ない分離誤差となっており、データ処理に必要な良好な分離性能を得ることができた。

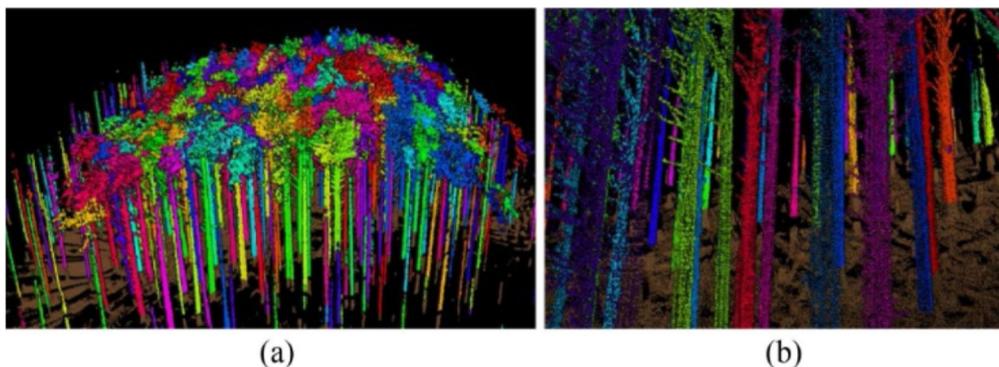


図5 森林樹木分離結果(Itakura and Hosoi 2021 AI・データサイエンス論文集 より引用)。
(a) 全体 (b) 拡大 それぞれの樹木を異なる色で表示。

表 1 樹木分離誤差 (Itakura and Hosoi 2021 AI・データサイエンス論文集 より引用)

Dataset	Total number	Omission	Commission
Dataset 1	183	2	0
Dataset 2	374	3	0
Dataset 3	282	3	0
Dataset 4	174	1	16
Dataset 5	140	0	5
Dataset 6	143	8	0
Dataset 7	75	2	7

上記方法により点群内で分離された樹木点群であっても、幹・枝と葉といった異なる器官の分離をデータ上で行わないと、精度の高い解析ができない。ここでは葉とそれ以外の幹・枝の分離を行う方法についても検討している。分離を行う際の葉と幹・枝それぞれを特徴づける特徴量として、FPFH 特徴量を選択した。これは注目点とその近傍点との相対的な位置関係や各点の法線などの関係がどのようにになっているかを特徴づけるものである。この特徴量を葉と幹・枝に相当する点群から抽出し、機械学習によって学習し、教師あり分類を行った。また、学習労力を削減するためには、教師なし分類も有効となる。そこで、FPFH (First Point Feature Histograms) 特徴に対して 2 クラスクラスタリングを行い、それぞれのクラスを葉、幹・枝とし、分類を行った。図 6 に分離の状態をあらわす、

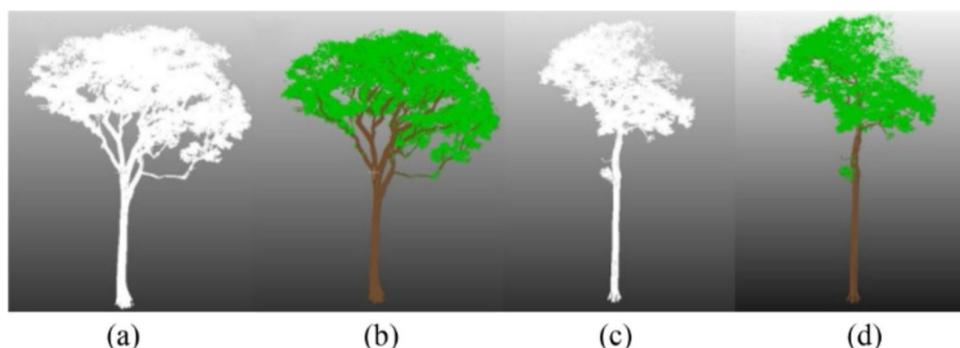


図 6 樹木 3 次元点群データにおける葉と幹・枝の分離 (Itakura and Hosoi 2021 AI・データサイエンス論文集 より引用)

(a), (c) 分離前 (b), (d) 分離後。異なる色は異なる器官を表す。

図 6 より、良好に分離されていることがみてとれ、全体的な分類精度は 94.83%と良好な結果が得られている。こうした方法によって、植生のみデータ解析が可能となり、さらに同化器官である葉と非同化器官である幹・枝といった機能の異なる器官ごとの解析も可能となった。

() その他

本研究を遂行することにより、本研究と関係の深い植物画像計測に関する新たな知見や技術の開発が行われた。器官分離の技術の延長として、根菜類の検出と個数官とを行う方法を開発することができ (Itakura eta al., 2022 AI・データサイエンス論文集) 大規模農業での各圃場の収量推定と収量マップの作成が可能となった。また、移動体としてドローンをを用いた果実検出を可能とし、(Itakura eta al., 2022 システム農学) 果樹など作業者が果実の情報がとりにくい場所の情報取得が可能となった。本研究が取扱う要素技術はこうした農業分野への展開も可能であることがわかり、さらなる応用展開の可能性が示された。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計4件（うち査読付論文 4件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 3件）

1. 著者名 Kenta Itakura, Satoshi Miyatani, Fumiki Hosoi	4. 巻 15
2. 論文標題 Estimating Tree Structural Parameters via Automatic Tree Segmentation From LiDAR Point Cloud Data	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing	6. 最初と最後の頁 555 ~ 564
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1109/JSTARS.2021.3135491	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である)	国際共著 -
1. 著者名 Kenta Itakura, Fumiki Hosoi	4. 巻 2
2. 論文標題 Three-dimensional tree monitoring in urban cities using automatic tree detection method with mobile LiDAR data	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 AI・データサイエンス論文集	6. 最初と最後の頁 1~10
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.11532/jsceiii.2.2_1	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である)	国際共著 -
1. 著者名 板倉健太, 野秋収平, 細井文樹	4. 巻 38
2. 論文標題 小型UAVの自律走行による果実のカウント	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 システム農学	6. 最初と最後の頁 -
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) なし	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -
1. 著者名 板倉健太, 林 拓哉, 野秋収平, 上脇優人, 細井文樹	4. 巻 3
2. 論文標題 深層学習を用いた根菜類の個数カウンティングによる収量推定法の開発	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 AI・データサイエンス論文集	6. 最初と最後の頁 6~16
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.11532/jsceiii.3.J2_6	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である)	国際共著 -

〔学会発表〕 計4件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 細井文樹, 梅山 翔
2. 発表標題 セマンティックセグメンテーションによる台風の森林被害調査手法の開発
3. 学会等名 生態工学会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 板倉健太, 林 拓哉, 野秋収平, 上脇優人, 細井文樹
2. 発表標題 深層学習を用いた根菜類の個数カウントによる収量推定法の開発
3. 学会等名 土木学会 AI・データサイエンスシンポジウム
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 林 拓哉, 板倉健太, 野秋収平, 細井文樹
2. 発表標題 深層学習を用いたバレイシヨの個数カウントによる収量推定法の開発
3. 学会等名 生態工学会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 細井文樹, 三川裕一郎, 三浦直子
2. 発表標題 内視鏡を用いた樹洞内部の3次元計測手法の開発
3. 学会等名 農業気象学会 年次大会
4. 発表年 2023年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
--	---------------------------	-----------------------	----

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------