

テーマ番号	EP072			
プロジェクト テーマ	和文	深層学習に基づく森林境界の「見える化」技術に関する研究	指導教員	長田 茂美 教授
	英文	Research on the Visualization Technology of Forest Boundary Based on Deep Learning		
プロジェクト メンバー	4EP3-74 須貝 勇希 (Yuki Sugai) 4EP2-61 青木 猛 (Takeru Aoki)			

Abstract 近年、森林所有者の高齢化や離村などの要因から、森林が放置され、深刻な荒廃化が進行している。このような状況において、間伐などの森林整備を推進するには、効率的な森林境界の「見える化」が極めて重要である。本研究では、森林境界の「見える化」の重要な要素技術の一つとして、森林の航空写真から、深層学習および画像処理の技術を活用して、樹種の自動判別、樹種境界の自動検出を実現するシステムを提案し、実データを用いた評価実験により、その有用性を確認した。今後は、航空写真や学習データの拡充を図り、さらなる精度向上を目指す予定である。

Keywords forest boundary detection, visualization, tree species discrimination, deep learning, AlexNet, aerial photography.

1. まえがき

間伐などの森林整備を推進するには、森林境界の明確化が極めて重要であり、対象となる森林の位置や面積を正確に把握しなければならない。しかし、近年では、森林所有者の高齢化や離村が進み、森林が放置されたまま、荒廃化していく傾向が顕著となっており、早急な対応が必要となっている。そのため、自治体や森林組合が森林境界の明確化事業に取り組んでおり、この森林境界の明確化に貢献できる森林境界の「見える化」技術に大きな期待が寄せられている。本研究では、森林境界の「見える化」技術の一つとして、ドローンなどの小型無人飛行機により撮影した森林の航空写真から、深層学習および画像処理の技術を活用して、自動的に樹種判別、樹種判別に基づく森林領域の抽出、さらには、森林境界の「見える化」を実現するシステムを提案する。

2. システム概要

図1に、提案する森林境界の「見える化」システムを示す。まず、航空写真から、局所矩形領域ごとに樹種判別を行い、その結果を統合することによって、森林領域を抽出し、さらに、森林境界を発見するという処理の流れになっている。以下、これらの3つの過程、「樹種判別」、「森林領域の抽出」、「森林境界の「見える化」」について述べる。

2.1 樹種判別

「樹種判別」では、航空写真における局所矩形領域内の樹木が、どの樹種であるかを推測する。図2に樹種判別の処理の流れを示す。ここでは、処理対象となる航空写真を128×128pixelの矩形領域単位でスキャンし、AlexNet^[1]と呼ばれる畳み込みニューラルネットワーク(CNN, Convolutional Neural Network)に入力し、その矩形領域内の対象を“スギ”、“ヒノキ”、“他樹種”、“樹種以外”の4種類のカテゴリに判別する。また、樹種判別結果は、カラーマップとして出力し、樹種判別結果の「見える化」を図る。図3に、AlexNetの構造を示す。

2.2 森林領域の抽出

「森林領域の抽出」では、同一樹種の領域を抽出するために、樹種判別結果のカラーマップに散在する誤判別箇所や単独樹木の判別箇所などの微細領域を除去し、森林領域を抽出する。これは、樹種判別結果のカラーマップにクロージング・オープニング処理を施すことで実現している。

2.3 森林境界の「見える化」

「森林境界の「見える化」」では、森林領域を抽出したカラーマップにエッジ抽出を施すことで、異なる樹種の森林領域間に存在する森林境界を抽出する。

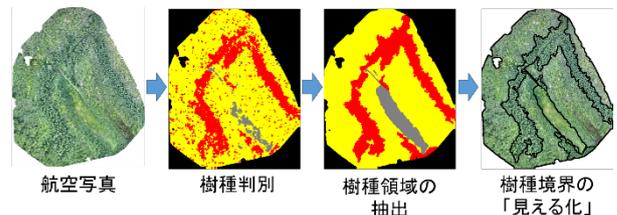


図1 システムの概要

Fig.1 Overview of the system.

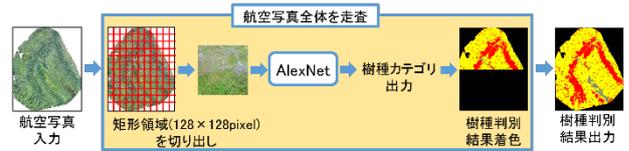


図2 樹種判別の処理手順

Fig.2 Processing flow of the tree species discrimination.

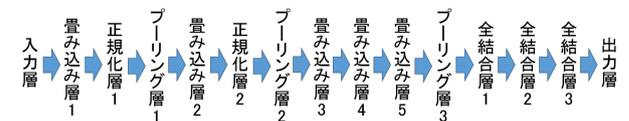


図3 AlexNetの構造

Fig3. The structure of AlexNet.

3. システム評価

3.1 樹種判別

本システムの有用性を確認するために、樹種のカテゴリが既知である航空写真6枚(学習用: 4枚, テスト用: 2枚)を使用し、スギ、ヒノキ、他樹種、樹種以外の4種類に判別する評価実験[□]を行った。評価実験[□]では、4枚の学習用の航空写真を用いて、AlexNetに矩形画像と上記4種類のカテゴリとの関係をカラー画像で学習させた後、2枚のテスト用の航空写真を用いて、4種類のカテゴリへの判別を試みた。

表1の□に、AlexNetの学習に用いた学習データセットである矩形画像の枚数を、表2の□に、テスト用の航空写真に対する再現率を示す。図5(a), (b)に、テストに使用するテスト用の航空写真と正解となる樹種の森林領域を表した正解カラーマップの一例、図5(c)に、実験結果のカラーマップを示す。

評価実験[□]の結果、学習データ数が少ないカテゴリほど再現率が低下することがわかる。その原因を分析してみると、学習データ数が少ない“ヒノキ”や“他樹種”の特徴を捉えきれず、また、学習データ数が最も多い“スギ”の特徴を過度に捉えており、大半の樹木の矩形領域を“スギ”

のカテゴリに誤判別している傾向が見られる。

この誤判別の問題を解決するため、カラー画像による樹種判別では明るさの変更、グレースケール画像による樹種判別では回転画像の追加を行って、多様性の増加を図った。明るさの多様性を増加させるために、ガンマ補正による明るさ変更をした画像を、“ヒノキ”と“他樹種”に対して14種類を追加した。また、樹種の形状に着目した樹種判別が有効であるとの仮説を立て、多様性を増加させるため、“ヒノキ”と“他樹種”に対して3種類の回転画像を追加した。

表1の□に、明るさの多様性を、表1の□に、回転画像の多様性を増加した後の学習データセットとその矩形画像の枚数を示す。また、表2の□に、明るさの多様性を増加した後の再現率を、表2の□に、回転画像の多様性を増加させた後の再現率を示す。さらに、図5の(d)に、明るさの多様性を増加させた後の樹種判別結果、図5の(e)に、回転画像の多様性を増加させた後の樹種判別結果をカラーマップで示す。

学習データセット □, □, □の評価実験の結果から、“ヒノキ”や“他樹種”の多様性を増加させたことで、それらの再現率が向上した。また、回転画像を増加させた場合、全体の再現率が最も高く、“スギ”の誤判別が減少して“他樹種”の特徴をうまく捉えられていることがわかる。また、“スギ”の領域を正確に認識している箇所が多く、高精度な森林領域の抽出に繋がる。しかし、学習データ数の少ない“ヒノキ”の再現率は、著しく劣ることがわかる。特徴を正確に捉えられるように学習データセットを収集できれば、判別精度の向上は期待できると考える。

3.2 森林領域の抽出

評価実験□の樹種判別結果のカラーマップに対して、クロージング・オープニング処理を施し、微細領域の除去の程度を再現率で評価する。その結果、“スギ”が57.1%、“ヒノキ”が0.9%、“他樹種”が84.0%、“樹種以外”が45.7%となり、クロージング・オープニング処理を施す前と比較して、再現率が著しく低下した。原因として、樹種判別精度が低いため、領域的に大きい誤判別箇所が存在している点、正しく判別した箇所が少ない点が挙げられる。この問題点を解決するためには、学習データセットの拡充を図り、樹種判別の精度向上を図り、誤判別を減少させることが必要である。

3.3 森林境界の「見える化」

評価実験□の結果から、森林境界の「見える化」を試みたが、理想的な結果は得られなかった。しかし、微細

表1 カテゴリと学習データセット

Table 1 Category name and number of training datasets.

カテゴリ名	□	□	□
スギ	4216枚	4216枚	4216枚
ヒノキ	167枚	1837枚	798枚
他樹種	1052枚	4208枚	4208枚
樹種以外	3103枚	3103枚	3103枚

表2 評価実験結果

Table 2 Result of evaluation experiment.

カテゴリ名	□	□	□
スギ	79.5%	74.6%	61.4%
ヒノキ	2.1%	6.9%	4.8%
他樹種	23.7%	42.9%	73.2%
樹種以外	65.8%	67.7%	51.4%
全体	40.2%	49.4%	59.5%



図4 ガンマ補正による明るさ変更画像の一例

Fig.4 Images changed brightness by gamma correction.

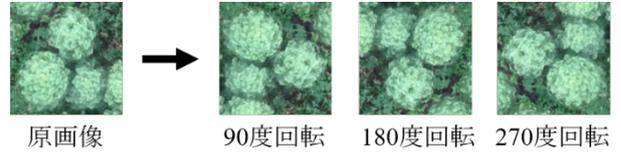


図5 90度ずつ回転させた画像の一例

Fig.5 Images rotated by 90 degrees.

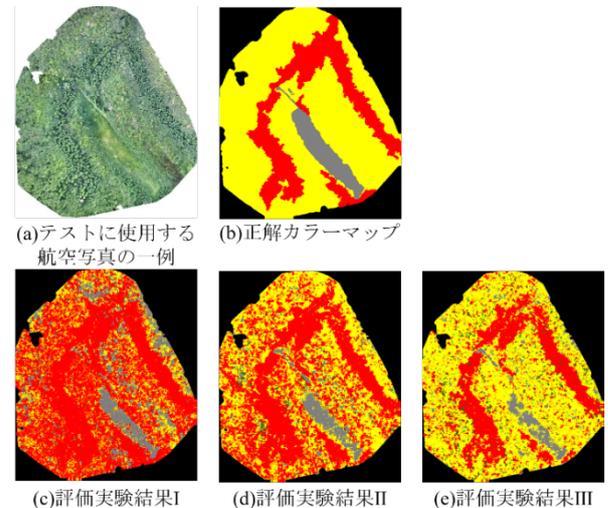


図6 正解と樹種判別結果のカラーマップの一例

Fig.6 Correct color map and discrimination result.

領域を含む領域の輪郭は正確に抽出することができた。したがって、評価実験□で理想的な結果が得られた場合は、正確に森林境界を抽出することが可能となるが、そのことを検証するために、正解カラーマップを疑似的な入力として、本処理を施した結果、理想的な森林境界が抽出できた。このことより、森林境界の「見える化」において、本処理は有効といえる。

4. むすび

本研究では、深層学習および画像処理の技術を活用して、森林境界を自動的に検出するシステムを提案し、評価実験によりその有用性を確認した。今後も、学習データの拡充、多様性の増加を図り、実用的なシステムへと発展させていく予定である。最後に、多大なるご支援を頂いている石川県農林総合研究センターの関係各位に感謝いたします。

参考文献

[1] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” NIPS, Vol. 25, 2012.

本プロジェクトに関する業績

1) 須貝勇希, 川崎邦将, 松井康浩, 長田茂美, 矢田豊, “深層学習に基づく森林境界の「見える化」技術に関する研究,” 第7回中部森林学会大会, 506, 2017.