

テーマ番号	1EP41			
プロジェクト テーマ	和文	深層学習に基づく森林境界の明確化支援技術に関する研究	指導教員	長田 茂美 教授
	英文	Research on Visualization Technology of Forest Boundaries Based on Deep Learning		
プロジェクト メンバー	4EP2-15 喜多 泉月 (Mizuki Kita)		4EP4-17 鴨井 伸哉 (Shinya Kamoi)	

**Abstract** In recent years, a number of forests has been abandoned and devastated due to factors such as aging forest owners and owners leaving the villages near their forests. Under these circumstances, it is necessary to efficiently clarify the forest boundaries to promote forest maintenance. As key technologies to clarify forest boundaries, our laboratory proposed a system that can distinguish major tree species and extract forest boundaries on aerial photographs (ortho images) acquired by UAVs. This system utilizes deep learning and image processing technology to discrimination tree species. In this study, methods for improvement of tree species discrimination accuracy were proposed and their usefulness was confirmed through evaluation experiments.

**Keywords** forest boundary, visualization, tree species discrimination, deep learning, convolutional neural network, DenseNet.

## 1. まえがき

間伐等の森林整備を推進するには、森林境界の明確化が必要であり、対象となる森林の位置や面積等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、早急な対応が求められている。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明確化支援技術に大きな期待が寄せられている。

当研究室では、森林境界の明確化の前提となる重要な要素技術の一つとして、ドローン等の UAV により取得した森林の航空写真(オルソ画像)から主要な樹種を判別し、林相界(森林境界候補)を抽出する森林境界の明確化支援システムの研究開発を進めてきた<sup>[1]</sup>。本研究では、このシステムの「樹種判別」過程の評価・改良を進め、樹種判別さらには林相界抽出の精度向上を目指す。

## 2. システム概要

当研究室でこれまでに開発してきた森林境界明確化支援システム<sup>[1]</sup>は、森林のオルソ画像から局所矩形領域ごとに樹種判別を行い、同一樹種から構成される樹種領域を、さらには異なる樹種領域間の林相界(樹種境界)を抽出するという処理の流れになっている。

本研究では、樹種判別さらには林相界抽出の精度向上を図るために、樹種判別のための CNN モデルとして DenseNet を採用し、複数の矩形サイズ領域を処理対象とする DenseNet 群による樹種判別を行い、それらの樹種判別結果を統合するという多重統合処理に基づく樹種判別手法を提案する。図 1 に、提案システムの概要を示す。

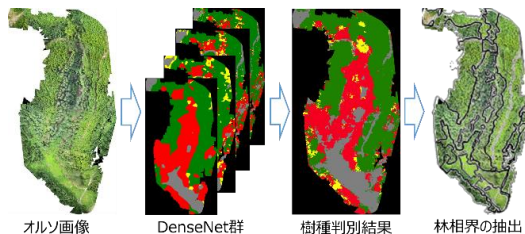


図 1 提案システムの概要  
Fig. 1 Overview of the proposed system.

### 2.1 CNN モデル : DenseNet

昨年度システム<sup>[1]</sup>では、樹種判別のための CNN モデルとして AlexNet を使い、局所矩形画像から学習ベースで樹種判別に有効な特徴を自動的に抽出していた。高精度な樹種判別を実現するためには、この CNN モデルが樹種判別に有効か

つ本質的な特徴を自動抽出できるかが鍵となる。本研究では、スキップ接続により勾配消失問題を解決し、樹種判別に有効かつ本質的な特徴の自動抽出・活用が期待できる DenseNet を用いることで、樹種判別精度の向上を図る。

### 2.2 樹種判別：樹種判別結果の統合

昨年度の研究<sup>[1]</sup>では、 $128 \times 128$  pixels と  $256 \times 256$  pixels の局所矩形領域単位での樹種判別の有効性を評価した。本研究では、複数の矩形サイズ領域単位での樹種判別結果を統合することにより、局所および大域的な視野からの樹種判別結果を最終的な樹種判別結果に反映できる多重統合処理に基づく樹種判別手法を提案する。

図 2 に、複数の矩形サイズ領域を処理対象とする DenseNet 群による樹種判別の処理を、図 3 に、それらの樹種判別結果の統合処理を示す。DenseNet 群による樹種判別では、 $32 \times 32$ ,  $64 \times 64$ ,  $128 \times 128$ ,  $256 \times 256$  pixels の各々の矩形サイズ領域を処理対象とし、それらの局所矩形画像と"スギ", "ヒノキ", "他樹種(広葉樹他)", "森林以外"の 4 種類の樹種カテゴリとの対応関係をあらかじめ学習させておいた DenseNet 群を用いて、オルソ画像から複数の矩形サイズ領域ごとの樹種判別結果とそれに付随する確信度を出力する。樹種判別結果の統合処理では、画素単位で確信度の重み付き和を求め、最大となる樹種カテゴリをその画素の統合された樹種判別結果とする。

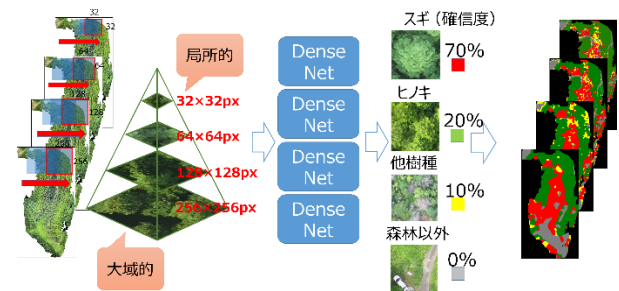


図 2 DenseNet 群による樹種判別  
Fig. 2 Tree species discrimination by DenseNets.

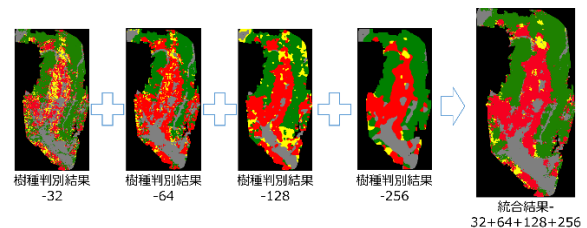


図 3 樹種判別結果の統合  
Fig. 3 Integration of tree species discrimination results.

### 3. 評価

提案システムの有用性を確認するために、樹種カテゴリが既知のカラー画像 13 枚 (学習用: 11 枚, テスト用: 2 枚) を用いて, "スギ", "ヒノキ", "他樹種 (広葉樹他)", "森林以外" の 4 種類の カテゴリに樹種判別する評価実験を行った。

#### 3.1 CNN モデル: DenseNet

樹種判別の CNN モデルとしての DenseNet の有用性を確認するために, 256×256 pixels の局所矩形領域を用いて, AlexNet と DenseNet による樹種判別結果および精度の比較評価実験を行った。

図 4, 5 に, テスト用カラー画像の「宇出津」, 「遊泉寺」に対する AlexNet と DenseNet による樹種判別結果を示す。この結果から, DenseNet は, AlexNet に比べて, "スギ" と, "他樹種 (広葉樹他)" の推定精度が高いことがわかる。また, 表 1 に, 「宇出津」, 「遊泉寺」の 2 枚の樹種判別結果を正解カラーマップと画素単位で比較して算出したカテゴリごとの F 値と推定精度を示す。この結果からも, すべてのカテゴリにおいて DenseNet の方が AlexNet よりも優れており, DenseNet の有用性を確認できた。

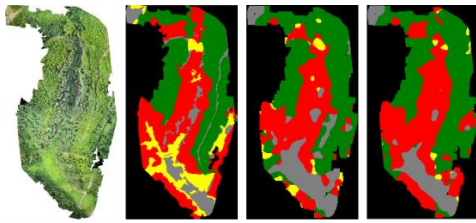


図 4 樹種判別結果-256 (「宇出津」)

Fig. 4 Tree species discrimination results - 256 ("Ushitsu").

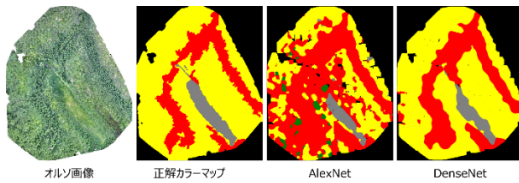


図 5 樹種判別結果-256 (「遊泉寺」)

Fig. 5 Tree species discrimination results - 256 ("Yusenji").

表 1 樹種判別-256 の推定精度

	スギ	ヒノキ	他樹種	森林以外	accuracy
AlexNet	61.9	70.4	62.0	58.1	72.9
DenseNet	78.4	77.6	83.4	63.6	84.5

#### 3.2 樹種判別: 樹種判別結果の統合

複数の矩形サイズ領域を処理対象とする DenseNet 群による樹種判別結果を統合する多重統合処理に基づく提案手法の有用性を確認するために, 単一の矩形サイズ領域のみに基づく樹種判別結果との比較評価を行った。

図 6 に, 32×32, 64×64, 128×128, 256×256 pixels の 4 つの矩形サイズ領域の各々を用いた樹種判別結果の「樹種判別結果-32」, 「-64」, 「-128」, 「-256」を, 図 7 に, それらのすべてもしくは一部を統合した樹種判別結果である「統合結果-32+64+128+256」, 「-32+128」を示す。この結果から, 「統合結果-32+64+128+256」は, 局所的な視野からの「樹種判別結果-32」, 「-64」と, 大域的な視野からの「樹種判別結果-128」, 「-256」の双方を精度良く統合できており, 提案手法の有用性が確認できた。さらに, 「統合結果-32+128」は, 「-32+64+128+256」よりも局所的な領域を精度良く判別できており, 樹種判別結果の統合ロジックを工夫することによって, さらなる精度向上が見込めることも確認できた。また, 表 3 に, 「樹種判別結果-32」, 「-64」, 「-128」, 「-256」と正解カラーマップとを画素単位で比較して算出したカテゴリご

との F 値と推定精度を, 表 4 に, 「統合結果-32+64+128+256」, 「-32+128」と正解カラーマップとを画素単位で比較して算出したカテゴリごとの F 値と推定精度を示す。この結果からも, 「統合結果-32+64+128+256」は, 単一の矩形サイズ領域のみに基づく樹種判別結果と比べて, 推定精度が優れており, 提案手法の有用性が確認できた。

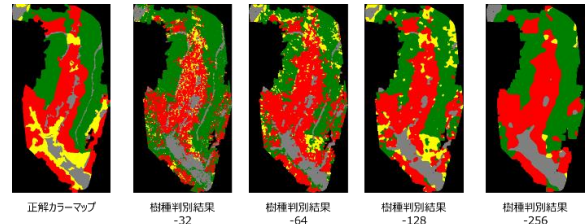


図 6 樹種判別結果-32, 64, 128, 256

Fig. 6 Tree species discrimination results by DenseNets.

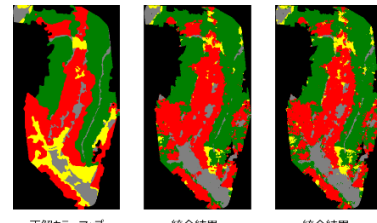


図 7 統合結果-32+64+128+256, 32+128

Fig. 7 Integrated results.

表 2 DenseNet 群による樹種判別精度

Table 2 Accuracy of tree species discrimination by DenseNets.

	スギ	ヒノキ	他樹種	森林以外	accuracy
樹種判別結果-32	64.9	72.6	8.3	66.0	75.0
樹種判別結果-64	71.3	71.0	10.0	69.8	75.9
樹種判別結果-128	75.7	78.3	30.0	64.0	79.2
樹種判別結果-256	75.8	80.1	6.7	58.1	79.9

表 3 統合処理の推定精度

Table 3 Accuracy of integration.

	スギ	ヒノキ	他樹種	森林以外	accuracy
統合結果-32+64+128+256	76.0	79.4	15.5	68.5	80.2
統合結果-32+128	75.0	78.2	20.1	69.2	79.6

### 4. むすび

本研究では, 森林境界の明確化支援システムの樹種判別さらには林相界抽出の精度向上を図るために, CNN モデルとして, DenseNet を採用し, 樹種判別手法として, 複数の矩形領域を対象とする DenseNet 群による樹種判別, およびそれらの樹種判別結果の統合手法を提案し, 評価実験によってその有用性を確認した。今後も, さらなる精度向上を図り, 実用的なシステムへと発展させていく予定である。なお, 本研究は農研機構生研支援センター「イノベーション創出強化研究推進事業」の支援を受けて行ったものである。

#### 参考文献

[1] 室伏美緒, 林悠月, 川崎邦将, 松井康浩, 長田茂美, 山路佳奈, 木村一也, 矢田豊, “深層学習に基づく森林境界の明確化支援システム-樹種(林相)判別-,” 第 9 回中部森林学会大会, 318, 2019.

#### 本プロジェクトに関する業績

- 1) 鴨井伸哉, 喜多泉月, 林航希, 松井康浩, 長田茂美, 山路佳奈, 木村一也, 矢田豊, “深層学習に基づく UAV カラー画像からの樹種判別技術の開発,” 第 132 回日本森林学会大会, PR0484, 2021.
- 2) 矢田豊, 林航希, 喜多泉月, 鴨井伸哉, 九後佑樹, 村上良平, 木村一也, 山路佳奈, 瀧美幸大, 小谷二郎, 松井康浩, 長田茂美, “深層学習による森林画像の分析とその活用-UAV カラー画像を対象とした林相判別等と全天球画像を対象とした材積等の推定-,” 第 10 回中部森林学会大会, 206, 2020.