

深層学習による樹木の葉の分類

奥田萌莉†

出口弘†

神戸女学院大学人間科学部環境・バイオサイエンス学科

1 はじめに

1.1 背景

樹木種の判定は、自然資源や環境科学の把握という面において非常に重要なものである。また、人手で樹木種を判定する際に専門家が必須であるといえる。専門家は、主に葉の特徴を見て樹木種を判断する。しかし、人手で1枚1枚葉を確認するとなると、専門家の意見に頼ることになり、コストと労力がかかってしまうというデメリットが挙げられる。そこで、機械に葉の画像を読み込ませ、機械に樹木種を判定させるための技術を構築することを検討した。

1.2 関連研究

Huixian[1]は50種類の樹木の分類を深層学習で行った。入力画像として、葉脈画像のみ、輪郭抽出画像のみを入力したところ、それぞれの正解率は85.36%, 88.72%であり、輪郭抽出画像の結果の方が良かった。また、Sue Han Leeら[2]が44種類の樹木の分類を同じく深層学習で行ったところ、葉脈画像のみ、輪郭抽出画像のみでの分類の正解率は、それぞれ99.5%, 97.7%であり、葉脈画像のみの結果の方が良かった。

1.3 目的

本研究の目的は、機械が樹木の分類を行う際に、葉脈画像と輪郭抽出画像のどちらがより重要なのかを明らかにすること、樹木種の数を実験研究の約3倍にして正解率の向上を図ることである。

2 本研究で用いた画像データ

2.1 データセット

公開されているLeafSnapの178種類のデータセット[3]を用いた。そのうち、本研究で用いたデータは、葉脈画像を作ることが出来なかった46種類(マツ35種類, シダ3種類, ヒノキ3種類, ツガ3種類, ニレ2種類)を除く、132種類全4,547枚のデータである。

2.2 輪郭抽出画像

データセットの画像において、マスク画像を作り、葉の輪郭を描画した。それをもとに、輪郭をグラフ化した。(図1)

2.3 葉脈画像

データセットの画像において、たとえば200pixel×300pixelの1枚の画像に対して、葉の部分が90%~100%を占めるように、50pixelずつ平行移動、10°ずつ回転させながら、50pixel×

50pixelの葉脈画像を複数枚切り取り、10枚選択した。(図2)

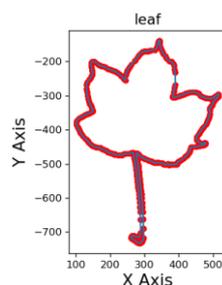


図1 輪郭抽出画像



図2 葉脈画像

3 特徴抽出器

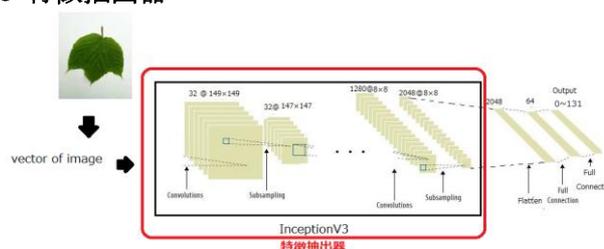


図3 特徴抽出器を示したネットワーク図

特徴抽出器とは、図3で示したような、機械が個々の画像データから特徴を見つけ出すためのモデルである。本研究では、特徴抽出器として、ImageNetの既学習済みモデルである、InceptionV3とResNet152を用いた。データセットと輪郭抽出画像はInceptionV3を特徴抽出器に用いた。また、葉脈画像はResNet152を特徴抽出器に用いた。本研究では、特徴抽出器を選ぶ際に、VGG16, VGG19, InceptionV3, ResNet152, ResNet34をそれぞれのデータに適用し、最も正解率が良かったものを採用した。

4 実験

葉の画像分類手法として、手法1(画像全体を用いて分類する)、手法2(オリジナル画像を輪郭抽出し、既学習済みモデル、分類器に適用させる)、手法3(オリジナル画像から葉脈画像のパッチ画像を取得し、既学習済みモデル、分類器に適用させる)の3つの手法を用いた。手法3では、多数決の原理を用いて正解率を出力した。また、データセットにおける、132種類4,547枚の葉のデータを、訓練データ、検証データ、テストデータが8:1:1になるように分割した。

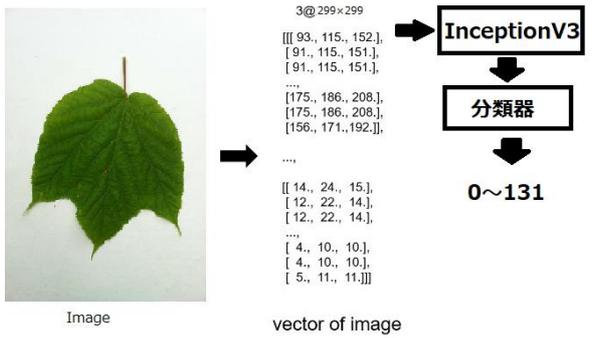


図4-1 手法1のネットワーク図

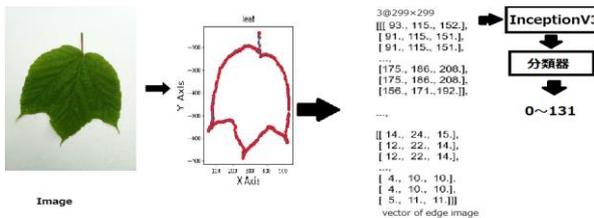


図4-2 手法2におけるネットワーク図

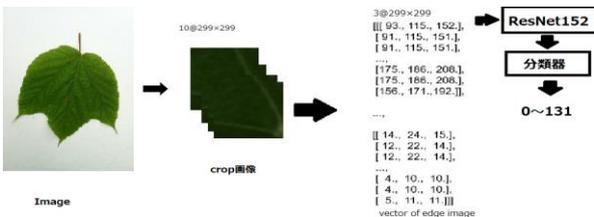


図4-3 手法3におけるネットワーク図

5 結果と考察

3つの手法の正解率を表1に示す. 表1より, 葉脈画像を用いた手法3の結果が最も良かった. よって, 機械が樹木の葉を分類する際には, 葉脈が一番大事であることが明らかになった.

表1 3つの手法における正解率

	手法1	手法2	手法3
正解率	88.00%	82.63%	90.98%

手法1では, コブカエデをシュマードオークと誤認識しているものが最も多かった. 図5で示したように, シュマードオークの特徴量を上手くとらえられておらず, これが誤認識の原因と考えられる.

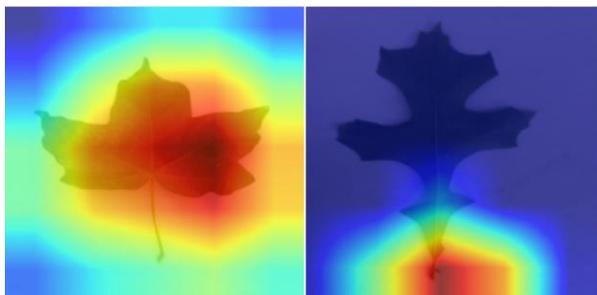


図5 Grad-CAM画像

手法2では, ホワイトオークをポストオークと誤認識しているものが最も多かった. 原因として, 図6に示したように, 形状が酷似していることが考えられる.



図6 ホワイトオーク (左) とポストオーク (右) の画像

手法3では, クラブアップルをブラダーナッツと誤認識しているものが最も多かった. 原因として, 図7に示したように, 葉脈や質感が似ていることが考えられる.



図7 クラブアップル (左) とブラダーナッツ (右) の画像

6 まとめ

3つの手法において, 最も誤認識率が高かった樹木種はそれぞれ異なるため, 3つの手法は互いに補完し合うと考えた. よって, それぞれのモデルを組み合わせることで更なる正解率の向上に努める. また, 背景が複雑な葉の画像の分類も検討したい.

参考文献

- [1] J. Huixian: "The Analysis of Plants Image Recognition Based on Deep Learning and Artificial Neural Network," IEEE Access, vol. 8, pp. 68828-68841, 2020.
- [2] S. H. Lee, C. S. Chan, S. J. Mayo, P. Remagnino: "How Deep Learning Extracts and Learns Leaf Features for Plant Classification," Pattern Recognition, vol. 71, pp. 1-13, 2017
- [3] LeafSnap Dataset: <https://www.kaggle.com/xhlulu/leafsnap-dataset> (2020年12月11日アクセス).