

植物調査への深層学習法の応用に関する研究

白石 瑠菜¹・中山 紘喜²・西野 友子³・野上 敦嗣⁴

¹非会員 北九州市立大学 国際環境工学部環境生命工学科 (〒808-0135 福岡県北九州市若松区ひびきの 1-1)

E-mail: x6551024@eng.kitakyu-u.ac.jp

²非会員 北九州市立大学博士後期課程 国際環境工学部環境生命工学科 (〒808-0135 福岡県北九州市若松区ひびきの 1-1)

E-mail: y7dac004@eng.kitakyu-u.ac.jp

³非会員 北九州市立大学研究員 国際環境工学部環境生命工学科 (〒808-0135 福岡県北九州市若松区ひびきの 1-1)

E-mail: t-nishino@eng.kitakyu-u.ac.jp

⁴正会員 北九州市立大学教授 国際環境工学部環境生命工学科 (〒808-0135 福岡県北九州市若松区ひびきの 1-1)

E-mail: nogami@kitakyu-u.ac.jp

動植物調査において撮影画像からの種の識別は極めて重要であり、近年急速に発展している機械学習法による画像識別技術はこの分野への応用が期待されている。本研究では深層学習システムに Keras を用い、神経回路モデルには Xception を用いた。そしてハイパーパラメータを最適化した深層学習モデルの適用性を検証するため、植物園及び自然保全地域で植物調査を行ってオリジナルの画像データを収集した。訓練画像の加工や画像の選別及び整理を行うことで高い正答率を得ることが出来た。特に、花が咲いている植物種は高精度で分類されている。しかし、イネ科やカヤツリグサ科などの草本類に対しての分類精度は低くなった。今後は学習時に用いるデータの質を再検討する。

Key Words: deep learning, vegetation investigation, ICT, image classification

1. 緒言

動植物調査において撮影画像からの種の識別は極めて重要で、正確な分類には専門家の知識が必要なのが現状である。一方で AI による画像認識技術の発展は目覚ましく深層学習法は 1000 種類の画像認識コンテスト (ILSVRC) で人間の正答率 95% を超えているが¹⁾、専門的用途には大量の対象画像を学習させる必要がある。本研究 Gr では、植物を対象に深層学習法による画像認識研究に着手し、イチョウ、カエデ、ケヤキ、ネズミモチ、ヤマザクラ 5 種の枝葉画像に対して 90% の正答率を得た²⁾。植物の種類を増やした場合の認識の精度を調べるため 56 種の ImageNet 花画像に対して深層学習を行い、学習パラメータの最適化を行った結果、60% の正答率となった³⁾。正答率向上のため、学習画像の選別・整理を行い、最新の神経回路網モデルの導入、転移学習の適用、ハイパーパラメータの最適化を行った結果、90% 以上の正答率を達成した⁴⁾。

本研究では、この最適化した深層学習モデルの適用性を検証するため、花画像より識別精度が劣る枝葉のみの草本類や木本類を加えて多種の植物を撮影し正答率を調べた。さらに、自然保全地域で植物調査を行ってオリジナルの画像データを収集し、特に、認識精度が低いといわれるイネ科、カヤツリグサ科などの草本類に対して分類精度を調べた。それら草本類に対しての精度を向上させることで、自然保全地域を対象とした植物調査への実用化を目指す。

2. 研究方法

(1) 深層学習システム

本研究では深層学習システムに Keras を用い、神経回路モデルには Xception を用いた。深層学習を用いる際のハイパーパラメータは最適化された値であるエポック数 30、バッチサイズ 16、ラーニングレート 0.01 を用いた。

(2) 使用した画像データ

植物調査を白野江植物園，北九州学研都市自然保全地域のひびきの北公園，響灘ビオトープで行い，植物を撮影して学習データを収集した．なお今回の撮影では画像サイズを 34896 x 3672 とした．

(3) 画像加工

撮影したカラー画像は，学習時の縮小に対応するため全体を正方形に切り取った．また元画像を 1024x1024，2048x2048 のサイズでそれぞれ 10 か所切り抜いて部分画像を作成した．この 2 種類の画像加工により，1 枚のオリジナル画像から 21 枚の学習用画像を作成した．これらの加工は python で作成したプログラムを用いて行った．作成した学習用画像は，白野江植物園では 53 種 47480 枚，北公園では 20 種 10560 枚，響灘ビオトープでは 39 種 24054 枚となった．これらを python で作成したプログラムによって学習用：検証用：テスト用＝7:2:1 の割合でランダムに振り分けて転移学習を行った．

(4) 響灘ビオトープにおける地点間クロスチェック

響灘ビオトープでの写真撮影は，全 6 地点に分けて行った．地点 1，2，6 は湿地，地点 3，4，5 は台地である．この学習モデルの分類精度を検証するために，地点 1～5 で撮影した写真を学習に用いて，全く学習には用いなかった地点 6 で撮影した写真をテスト用とした．

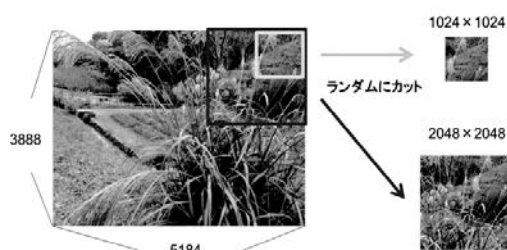


図-1 切り抜き画像のサイズイメージ

表-1 1024x1024 に切り抜いた画像でのテスト結果

	画像数(枚)	accuracy
1st	457	0.526
2nd	105	0.647
3rd	44	0.698

同様に，2048x2048 で切り抜いた画像 971 枚でのテスト結果を表-2 に示す．Top1 に選ばれた写真の正答率は 94.4% となり，top2 まで入れて 97.9%，top3 まで入れると 98.6% となり，1024x1024 で切り抜いた写真より大幅に正答率が上がった．

表-2 2048x2048 に切り抜いた画像でのテスト結果

	画像数(枚)	accuracy
1st	917	0.944
2nd	34	0.979
3rd	6	0.986

3. 研究結果

(1) 各対象地域における学習結果

a) 白野江植物園

元画像のみを用いて学習した結果，すべての画像において正答率は 100% であった．白野江植物園での撮影写真は対象物の数が少ないため，カメラの連写機能を用いて写真枚数を増加させている．そのため，背景がほぼ同じ画像が複数枚存在し，背景情報での特徴抽出で高い正答率を得ている可能性がある．そこで切り抜き画像を用いることで背景情報を削除した．切り抜き画像のサイズイメージを図-1 に示す．

また，この結果に 1024x1024 に切り抜いた画像 868 枚を用いてテストを行った結果を表-1 に示す．Top1 に選ばれた写真の正答率は 52.6% となり，top2 まで入れて 64.7%，top3 まで入れても 69.8% という結果になった．

そして，2 サイズの切り抜き画像と元画像を合わせたデータセット 9410 枚を学習させた結果を表-3 に示す．

表-3 切り抜き画像を含めたデータセットでの学習結果

	画像数(枚)	accuracy
1st	9390	0.998
2nd	11	0.999
3rd	2	0.999

ほぼ 100% の精度で学習させることが出来た．この学習結果を 1024x1024 の切り抜き画像でテストを行った結果，表-4 のようになった．

表-4 切り抜き画像を含めたデータセットの 1024x1024 切り抜き画像でのテスト結果

	画像数(枚)	accuracy
1st	1755	0.993
2nd	9	0.998
3rd	1	0.999

b) 北公園

北公園で撮影した写真で学習させる際は、白野江植物園での結果を参考に、元画像に切り抜き画像を含めたデータセットを作成し、学習を行った。2014 枚の写真の結果を表-5に示す。

表-5 北公園の写真における学習結果

	画像数(枚)	accuracy
1st	1989	0.988
2nd	17	0.996
3rd	3	0.998

また、テスト用に振り分けた画像 1005 枚を用いて分類テストを行った結果を表-6に示す。

表-6 北公園の写真におけるテスト結果

	画像数(枚)	accuracy
1st	995	0.99
2nd	8	0.998
3rd	1	0.999

学習時の正答率は非常に高く、20 種中 15 種が学習率 100%に達した。分類テストを行った結果も正答率はほぼ 100%であった。

c) 響灘ビオトープ

地点 1～6 で撮影した写真を北公園の学習時と同様に、pythonで作成したプログラムを用いて振り分けを行い、学習用と検証用の写真 4774 枚で学習を行った結果を表-7に示す。

表-7 響灘ビオトープの写真における学習結果

	画像数(枚)	accuracy
1st	4499	0.942
2nd	163	0.977
3rd	54	0.988

そして、テスト用の写真 2383 枚でのテスト結果を表-8に示す。

表-8 響灘ビオトープの写真におけるテスト結果

	画像数(枚)	accuracy
1st	2230	0.936
2nd	81	0.97
3rd	28	0.982

学習結果及びテスト結果いずれも正答率 90%を上回り、

top3 までを合わせるとほぼ 98%を上回る結果となった。

(2) 響灘ビオトープにおける地点間クロスチェック

地点 1～5 で撮影した写真の元画像と切り抜き画像と一緒にして学習を行った結果を表-9に示す。

表-9 地点 1～5 の写真における学習結果

	画像数(枚)	accuracy
1st	2462	0.984
2nd	28	0.995
3rd	2	0.996

この学習モデルを用いて、地点 6 で撮影した写真の元画像 65 枚で分類テストを行った。結果を表-10に示す。

また、地点 6 の元画像に切り抜き画像を含めたデータセット 911 枚でテストを行った結果を表-11に示す。元画像だけのテスト結果も切り抜き画像を含めたデータセットでのテスト結果も top1 では 50%を下回る結果となった。しかし、種類別にみると、元画像のみのテストでは正答率が 4.8%だったアゼナルコが、切り抜き画像を含めてテストを行うと 23.9%まで上がった。

表-10 地点 1～5 の写真での学習結果を用いた地点 6 の元画像のテスト結果

	画像数(枚)	accuracy
1st	29	0.446
2nd	9	0.585
3rd	3	0.631

表-11 地点 1～5 の写真での学習結果を用いた切り抜き画像を含めたデータセットのテスト結果

	画像数(枚)	accuracy
1st	422	0.463
2nd	96	0.569
3rd	52	0.626

4. 考察

(1) 各対象地域における学習結果

白野江植物園、北公園及び響灘ビオトープの写真でテストを行った際、高い正答率を得ることができた。これは背景情報を認識して分類している可能性があると考えられる。

また、響灘ビオトープの学習結果に対して、全体では高い正答率を示しているが、正確さにも図-2のような

分布が見られた。

90%以上の確からしきで分類している写真が91.3%あるのに対し、3.6%が30%以下の確からしきでしか分類できていない。特に30%以下で回答している写真が多かったアゼナルコ及びヒメコバンソウに関しての内訳を図-3、図-4に示す。図-3、図-4より、アゼナルコとヒメコバンソウは平均よりも90%以上の写真が少なく、30%以下や誤答している写真が多いことがわかる。

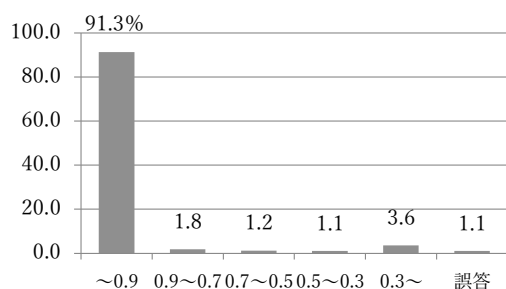


図-2 確からしさの高さ別分布

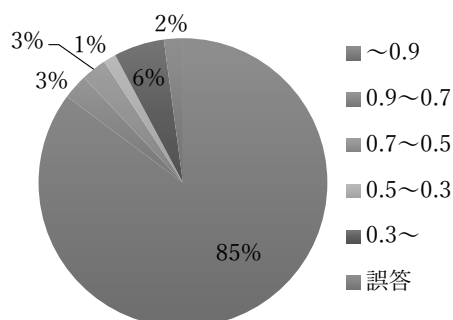


図-3 アゼナルコにおける確からしさの分布

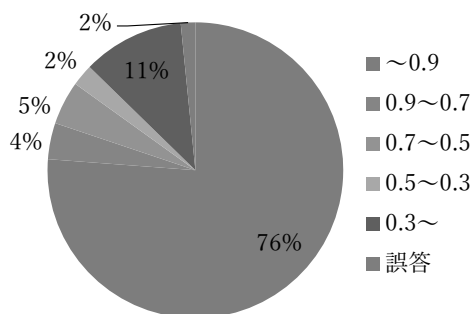


図-4 ヒメコバンソウにおける確からしさの分布

アゼナルコやヒメコバンソウは周囲に種類の違う草本類

が多く生えていて、AI が対象の植物を正しく認識できなかったことが原因であると考えられる。

(3) 響灘ビオトープにおける地点間クロスチェック

クロスチェックを行った結果、全体としては低い正答率となったが、正答率が100%である植物もあった。それらに共通している点は、写真に花が写っている点である。対して正答率が低かった植物は花が写ってなく、細いため、学習の際にも正しく認識されていなかったのではないかと考えられる。また、きれいに中心に写っているアゼナルコの写真が間違えて回答しているか見てみると、ヘラオオバコなど部分的に似ている植物と間違えていることが分かった。図-5 にテストに用いたアゼナルコの画像の例、図-6 に学習に用いたヘラオオバコの画像の例を示す。



図-5 アゼナルコ



図-6 ヘラオオバコ

5. まとめ

自然保全地域で植物調査を行ってオリジナルの画像データを収集し、切り抜き画像と元画像を含めたデータセットを作成することで、精度の高い学習結果を得ることが出来た。しかし、全く学習に用いていない別の場所で撮影した写真でテストを行うと、特徴的な花が写っていない植物に関しては正答率が大幅に低かった。これは、学習させる際の写真を整理・選別し、精度を高めていく必要がある。そして今後は、対象としている植物だけを認識させ、より正しい分類ができるように研究を進めていく。

参考文献

- 1) ILSVRC <http://www.image-net.org/challenges/LSVRC/>
- 2) 井畔実穂, 福井すみれ, 中山紘喜, 西野友子, 野上敦嗣: 機械学習ディープラーニング法による植物葉の識別, 第 46 回環境システム研究論文発表会講演集 pp253-258
- 3) 曙瑠美, 藤崎莉純夢, 中山紘喜, 西野友子, 野上敦嗣: 深層学習法における植物認識精度改善の試み, 第 46 回環境システム研究論文発表会講演集 pp241-245

- 4) 中山紘喜, 曙瑠美, 井畔実穂, 西野友子, 野上敦嗣 : [classification-googlenet-inception-v3/](#)
深層学習法による高精度植物識別システムの構築と
里山保全への適応, 第 47 回環境システム研究論文発
表会講演
- 5) Keras : 画像分類 : GoogLeNet Inception v3
<http://caffe.classcat.com/2017/05/12/keras-image->

(Received June 19, 2019)

STUDY ON APPLICATION OF DEEP LEARNING METHOD TO VEGETATION SURVEY

Runa SHIRAISHI, Atsushi NOGAMI, Tomoko NISHINO and Hiroki NAKAYAMA

Identification of kinds from photography image is extremely important, and, as for the image identification technology by the machine learning method that in late years develops rapidly, the application to this field is expected in a vegetation investigation and a creature investigation.

In this study, I used Keras as the deep learning system and Xception as the neural network model. In order to verify the applicability of the deep learning model with optimized hyperparameters, original image data was collected by conducting plant surveys in botanical gardens and nature conservation areas. I was able to obtain a high percentage of correct answers by processing training images and selecting and organizing images. In particular, flowering plant species are classified with high accuracy. However, the classification accuracy for herbs such as Gramineae and Cyperaceae was low. I will reexamine the quality of the data used for learning in future.