

テーマ番号	EP073				
プロジェクト テーマ	和文	深層学習に基づく野生動物の「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 Deep Learning Basis "Visualization" of Wildlife			
プロジェクト メンバー	4EP2-19 小永井 悠弥 (Yuya Konagai) 4EP4-3 網 浩光 (Hiromitsu Ami)				

Abstract 近年、野生動物の人里への出没増加による農林業への影響が問題となっている。そのため、野生動物の分布拡大傾向や、人里へ出没する時間などの生息情報を調査する必要がある。調査法の一つとして、定点自動撮影カメラを利用した調査がある。この調査法は、人が直接観察する必要がなく、1台のカメラから、動物の写っている画像を1年で1000枚以上収集可能である。しかし、カメラの台数と設置年数が増えるごとに、膨大な画像を手作業で分類・集計しなければならないことが問題となっている。本研究では、深層学習を用いて、画像に写っている動物の個体の種を自動で分類するシステムを開発し、評価実験によって提案システムの有用性ならびに課題を明確にした。

Keywords wildlife, deep learning, convolutional neural network, image processing, semantic segmentation, classification.

1. まえがき

近年、野生動物が人里に出没する回数が増加し、シカなどの中・大型動物による枝葉の食害や剥皮被害など、農林業への影響が問題となっている。そのため、野生動物の分布拡大傾向や、人里へ出没する時間や時期などの生息情報を調査する必要がある。調査法の一つとして、森林の中に定点自動撮影カメラを設置して、カメラの前を通る動物を撮影し、撮影した画像から生息情報を分析する方法がある。この調査法は、人が直接観察することなく森林にいる動物を撮影することができる。また、1台のカメラから1年で1000枚以上と非常に多くの画像が収集可能である。しかし、調査する森林の範囲が広がれば、カメラの設置台数が増えることと、設置年数が数年にわたることによって、撮影された画像の枚数が膨大になる。そのため、手作業で行う分類・集計作業に非常に多くの時間と人員を割かなければならないことが問題となっている。この問題に加えて、雨や雪の悪天候や夜に撮影されている場合には、画像内のどこに動物が写っているかを見つけるのは非常に難しい。また、動物の全身が写っている画像以外にも、体の一部しか写っていない画像もあり、個体の種を分類するには専門知識が必要となる。

このような定点自動撮影カメラによる調査法の問題点を解決するために、画像から動物の特徴を自動で抽出可能な深層学習を用いることで、天候の違いや動物の写り方が多様な画像でも、画像内の動物の個体の種の分類ができると考えられる。動物の個体の種の分類が可能になれば、定点自動撮影カメラによる調査法の問題点を解決できる。

本研究では、深層学習を用いて、定点自動撮影カメラで撮影された画像に写っている動物の個体の種を自動で分類するシステムの開発を目指す。

2. システム概要

図1に、提案する動物の個体の種を自動で分類するシステムの概要を示す。本システムは、まず始めに、深層学習を用いて、画像を動物領域と動物以外の領域(背景領域)にセグメンテーションすることで、動物領域の検出を行う。次に、背景領域の情報を除去するために、検出した動物領域をマスク画像としてマスク処理を行い、動物領域を外接矩形で切り抜く。切り抜いた外接矩形画像を、畳み込みニューラルネットワークを用いて個体の種の分類を行う。ただし、セグメンテーションに用いるニューラルネットワークは、Semantic Segmentationを行うSegNet^[1]を使用する。また、分類に用いる畳み込みニューラルネットワークは、ILSVRC(ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)で高精度を示したAlexNet^[2]を使用する。

3. システム評価

3.1 データセット

本研究で使用するデータセットは、石川県林業試験場に設置された6台の定点自動撮影カメラで撮影された画像を使用する。撮影期間は、2012年から2016年の5年間である。設置されているカメラは、物体の動きを検知したときに撮影するカメラであることから、草や木が揺れることで撮影された動物の写っていない画像(背景画像)も多く撮影されている。

このデータセットの中からシステム評価のために使用するデータは、農林業への影響が大きい中・大型動物10種類と、動物の写っていない画像(背景画像)の計11種類とする。表1に、11種類の中・大型動物区分、クラス名、学習データ、テストデータの枚数を示す。

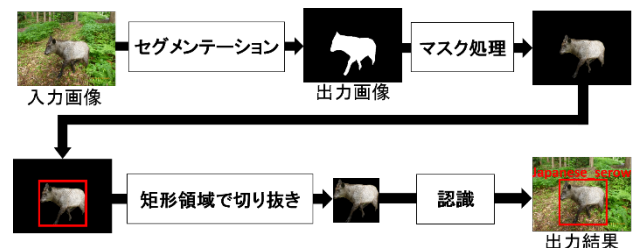


図1 システム概要

Fig. 1 Overview of the system.

表1 システム評価に使用したデータ

Table 1 Use data.

区分	クラス名	学習データ [枚]	テストデータ [枚]
中型	アカギツネ	183	73
	ニホンアナグマ	128	150
	ニホンザル	17	150
	ニホンタヌキ	158	150
	ハクビシン	143	150
	ホンドテン	165	99
大型	イノシシ	150	50
	ツキノワグマ	126	66
	ニホンカモシカ	150	150
	ニホンジカ	55	24
背景	背景		150
合計	合計	1483	1162

3.2 評価方法・条件

評価方法は、提案するシステムに表 1 のテストデータを入力し、以下の評価条件に従って動物領域の検出および、個体の種の分類を評価する。

検出の評価条件は、動物領域を漏らすことなく検出可能を確認するため、動物領域が 2/3 以上検出できていれば“検出できている”とする。

個体の種の分類は、動物領域を正しく分類可能かどうかを確認するため、以下の 2 点を評価条件とする。

- A) 外接矩形が動物領域を囲んでいる。
- B) 出力したクラス名が正解クラスと同じである。

3.3 結果

3. 2 節で述べた評価条件に基づいて、提案システムの評価実験を行った。その検出結果を表 2 に、分類結果を表 3 に示す。

検出結果は、表 2 より、特に大型動物の検出枚数が多いことがわかる。しかし、アカギツネだけが検出枚数が少なくなる結果となった。背景画像は、正しく検出できている画像が 131 枚あったが、19 枚は背景領域を動物領域と検出してしまった。図 2 に、その誤検出例を示す。

分類結果は、表 3 より、大型動物のニホンカモシカが 79%と最も高い正解率となった。次いで、中型動物のホンドテンが 75%と高い正解率となった。

大型動物を見ると、ニホンジカ以外の正解率が 70%以上と中型動物と比較して比較的高い正解率である。しかし、大型動物のニホンジカの正解率が 0%、中型動物のニホンザルの正解率が 2%と非常に低い結果となった。

表2 検出結果

Table 2 Detection result.

区分	クラス名	検出枚数[枚]	認識枚数[枚]
中型	アカギツネ	50 / 73	24 / 50
	ニホンアナグマ	136 / 150	64 / 136
	ニホンザル	138 / 150	3 / 138
	ニホンタヌキ	139 / 150	90 / 139
	ハクビシン	133 / 150	67 / 133
	ホンドテン	81 / 99	61 / 81
大型	イノシシ	138 / 150	98 / 138
	ツキノワグマ	62 / 66	45 / 61
	ニホンカモシカ	144 / 150	114 / 144
	ニホンジカ	23 / 24	0 / 23
背景	背景	131 / 150	
合計	合計	1043 / 1228	566 / 912

表3 分類結果

Table 3 Classification result.

区分	クラス名	分類枚数[枚]	正解率[%]
中型	アカギツネ	24 / 73	36
	ニホンアナグマ	64 / 150	47
	ニホンザル	13 / 150	2
	ニホンタヌキ	90 / 150	65
	ハクビシン	67 / 150	50
	ホンドテン	61 / 99	75
大型	イノシシ	98 / 150	71
	ツキノワグマ	45 / 66	74
	ニホンカモシカ	114 / 150	79
	ニホンジカ	0 / 24	0
背景	背景		
合計	合計	1483	1162



入力画像



出力画像

図2 誤検出例 (背景画像)

Fig. 2 False detection example (Background).



(a)出力結果例(成功)



(b)出力結果例(失敗)

図3 出力結果例 (動物画像)

Fig. 3 Output result example.

3.4 考察

3. 3 節で述べた結果と図 3(a)より、大型動物の分類精度が高かったことは、中型動物に比べ動物領域が大きく、各大型動物の特徴を捉えることができたからと考える。それに対して、中型動物は大型動物に比べ、画像内での写り方が多種多様で、分類に用いた畳み込みニューラルネットワークが十分な汎化性能を得られていなかったことが原因と考えられる。

次に、図 3(b)より、夜に撮影された画像は、画像全体が暗くなるため、動物領域と背景領域の特徴の違いが曖昧になるため、正解率が低下したと考察する。

極端に正解率が低い結果となったニホンジカとニホンザルは、表 1 より、学習データが他の動物よりも少ないことが、分類結果に影響したと考えられる。

検出結果に関して、図 2 のような誤検出があった理由は、動物領域を漏らすことなく検出することを主眼においていたことによって、背景領域を動物領域として検出しやすくなっているからと考えられる。この誤検出は、分類で動物の個体の種だけでなく、背景も含めて分類可能となれば解決できる。今後の課題として、夜に撮影された画像をガンマ補正で輝度値を上げた画像を学習データに追加し、分類精度の向上を図る。また、背景も含めた分類を実現し、検出および分類精度の向上を図る。

4. おわりに

本研究では、深層学習を用いて、定点自動撮影カメラによる画像から動物の個体の種に分類するシステムを提案し、評価により、システムの改善点を明確にした。今後は、学習データの輝度値変更による多様性の増加、分類精度の向上を図る。最後に、定点自動撮影カメラによる画像データをご提供頂いた石川県立大学の北村俊平准教授、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] Vijay Badrinarayanan, Alex Kendall, Roberto Cipolla, “SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation,” *IEEE*, Vol. 39, pp. 2481-2495, 2017.
- [2] 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

本プロジェクトに関する業績小永井悠弥, 網浩光, 川崎邦将, 松井康浩, 長田茂美, 北村俊平, 矢田豊, “深層学習を用いた野生動物の「見える

化」技術に関する研究，” 第 7 回中部森林学会大会，305， 2017.