

## 畳み込みニューラルネットワークを用いた

## エコーロケーションコールによるコウモリの種判別

## Species identification of bat by echolocation call using Convolutional Neural Network

増田圭祐<sup>\*1</sup> 松井孝典<sup>\*1</sup> 福井大<sup>\*2</sup> 町村尚<sup>\*1</sup>  
 MASUDA Keisuke MATSUI Takanori Fukui Dai MACHIMURA Takashi

<sup>\*1</sup> 大阪大学大学院工学研究科  
 Graduate school of engineering, Osaka university

<sup>\*2</sup> 東京大学大学院農学生命科学研究科附属演習林  
 The university of Tokyo forest, Graduate school of agricultural and life sciences, the university of Tokyo

Ultrasound call of bats, "echolocation call", has a large variety depending on the species' characteristics, activities and surrounding environment. Therefore it is difficult to identify the species by using conventional classification model of echolocation call records. In this study, we converted the sound data of echo location call to image data of sonogram and applied convolutional neural network (CNN) algorithm. We prepared 11,084 bat call dataset including 6 species of bats and noise class. The classifier developed in this study could identify the bats species by the accuracy of 95.7 %.

## 1. はじめに

従来、コウモリ類の活動量の把握のためには、捕獲調査やねぐらで個体数をカウントするなど、多大な労力と時間が必要であった。これに対して音声モニタリングでは、直接捕獲などを行わなくても活動量の推定が行える。さらに、録音装置を用いることで同時に複数箇所、すなわち空間的に広範囲なモニタリングが可能となる。しかし、音声モニタリングを行うためには、調査地域に生息するコウモリ種のエコーロケーションコールのサンプル(リファレンス)を揃えた上で、コールの持つ情報から高精度に種判別が可能となる手法の開発が必要不可欠である。この背景から、我々はこれまで、Random ForestとSupport Vector Machineをカスケードリングすることで精度の向上を試みてきた[増田 2017]。

図1および図2にアブラコウモリ、ユビナガコウモリの飛行時のエコーロケーションコールのソナグラムを示す。これらの種のように、非常に良く似たコールの特徴を持つ種は一般的に識別が困難である。また、図3に示すようにコウモリのエコーロケーションコールは、種だけでなく行動や周辺の環境などの違いによっても特性が変化し、さらに実環境下では図4のように様々な雑音が発生するため、従来の分類方法では高精度な種の識別は困難であった。そこで本研究では、近年特に画像分類問題で好成績を収めている畳み込みニューラルネットワーク(CNN: Convolutional Neural Network)を用いることでコールの形状の変化とノイズに頑健で高精度な種判別を行うことを目的とする。

## 2. 分析方法

## 2.1 エコーロケーションコールのデータベースの構築

音声データは、コウモリの会が「三国山地/赤谷川・生物多様性復元計画」の一環として、2008~2012年の間に実施したコウモリ類の音声モニタリング調査で採取した音源を使用した。この

調査では、罾によるコウモリの捕獲の後、種や性別などの生態情報と、蚊帳の中で自由に飛翔させた際のエコーロケーションコール、リリースする際のエコーロケーションコール、懸垂した状態のエコーロケーションコール(*Rhinolophus* 属のみ)それぞれが記録された。本研究では157の種のラベル付きの音源ファイル(約30~90 sec)から音圧がバーストする時点を検出し、前200 msから後300 msまでの500 ms間の時間窓で、周波数帯30 kHz~150 kHzの領域を86×74 pixelの画像として抽出した。その結果、表1に示す6属6種類のコウモリのエコーロケーションコールのソナグラムのデータベースを構築した。またこの際、コウモリのコールだけでなく環境中の雑音も別途抽出しノイズクラスとして用意することで、最終的なサンプル数は7クラスで11,084となった。

## 2.2 識別器の構築

本研究では、エコーロケーションコールのソナグラムをCNNへの入力画像として用いた。構築したネットワークの構造を図5に示す。2回の畳み込み層のフィルタサイズおよび枚数はそれぞれ1層目が10×10を100枚、2層目が5×5を50枚とし、そ

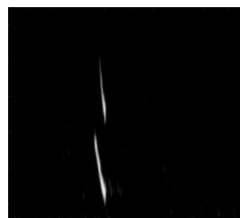


図1 エコーロケーションコール (C1:アブラコウモリ/探索時)

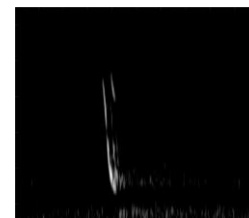


図2 エコーロケーションコール (C2:ユビナガコウモリ/探索時)

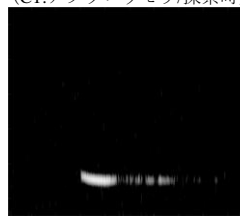


図3 エコーロケーションコール (C1:アブラコウモリ/リリース)

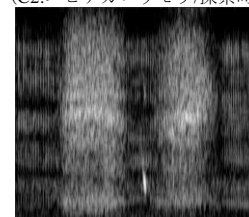


図4 エコーロケーションコール (C1:アブラコウモリ/ノイズ)

連絡先: 増田圭祐, 大阪大学大学院工学研究科環境・エネルギー工学専攻, 565-0871, 大阪府吹田市山田丘 2-1, keisuke.masuda@ge.see.eng.osaka-u.ac.jp

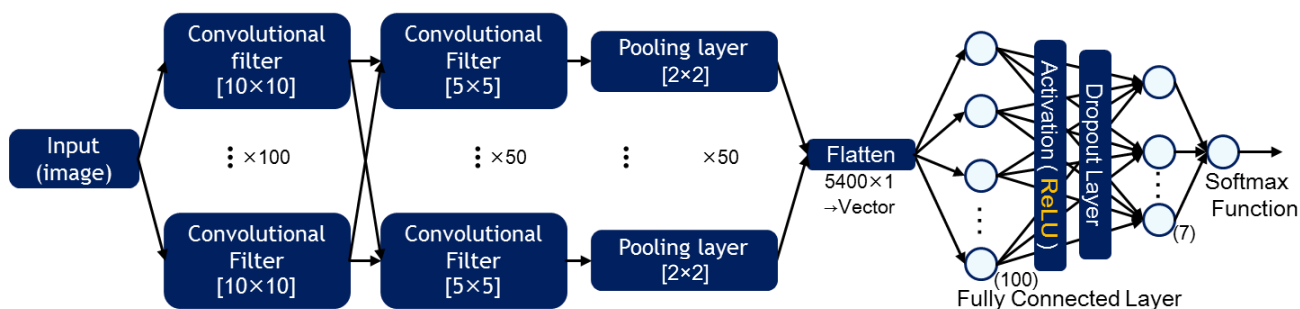


図 5 CNN のネットワーク構造

表 1 CNN による各クラスの識別率

Scientific name	Call type (kHz)	Prediction							N	F-value (%)
		C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7		
Reference	C1: アブラコウモリ ( <i>Pipistellus abramus</i> ) FM/QCF, FM (45)	181		2			1	6	190	96
	C2: ユビナガコウモリ ( <i>Miniopterus fuliginosus</i> ) FM/QCF, FM (50)	2	76	1				6	85	94
	C3: ヒメホオヒゲコウモリ ( <i>Myotis ikonnikovi</i> ) FM (50)	4		206		4		3	217	96
	C4: テングコウモリ ( <i>Murina hilgendorfi</i> ) FM (40~65)				138			2	140	99
	C5: キクガシラコウモリ ( <i>Rhinolophus ferrumequinum</i> ) FM/CF/FM (63~70)			3		75	1	5	84	91
	C6: ニホンウサギコウモリ ( <i>Plecotus sacrimontis</i> ) FM (35)	1					178	4	183	98
	C7: ノイズ	—			1	1	1	1	206	210

※FM: Frequency modulated, QCF: Quasi-constant frequency, CF: Constant frequency, / はこれらの組み合わせを表す。

の後のプーリング層のサイズは 2×2 とした。エポック数は 100、学習率は 0.05 とし、対象とする画像が白黒であるため、活性化関数には ReLU を用いた。ネットワークの構築において各クラス毎にサンプル数の 90% をトレーニングデータ、10% をテストデータとした hold-out 検証を行い、入力したテストデータに対して正しく識別できた比率を識別率として算出した。

### 3. 結果および考察

テストデータに対する混合行列を表 1 に示す。Call type の列は各コウモリのエコーロケーションコールの形状特性と、主として発するコールの周波数帯を示している。全クラスの識別率は 95.7% であった。また、すべてのクラスで F-value は 90% を上回る結果となった。本研究で用いたソナグラムには、複数のコールが 1 枚のソナグラムに混在していたり、コールの一部が切れていたりするものも多く含んでいた。これらの点や、対象とした種数などを考慮すると、先行研究と比較してもコールの形状の変化やノイズに対して頑健に高精度な識別が行えたと言える。しかし一方で、すべての種においてコウモリのコールをノイズと誤識別するケースが最も多く発生した。

図 6 および図 7 に誤識別の例を示す。ノイズを多く含んでいた、コールが明瞭に録音できていなかったりするソナグラムは誤識別を起こしやすいことがわかった。しかし、比較的識別率が低かった C2: ユビナガコウモリおよび C5: キクガシラコウモリは他の種と比べてサンプル数が少ない傾向にあることから、トレーニングデータの数が少ないため学習が十分にできておらず、同時に今後データを充実させていくことで改善できる可能性がある。また、ノイズクラスに関して、今回は比較的類似した特徴を持つノイズしか用意しなかったが、様々なパターンのノイズを学習させることで、さらに識別率および汎用性の向上が見込めると考える。

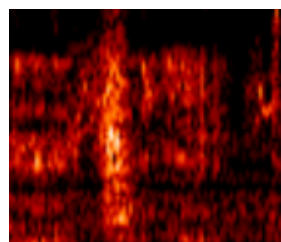


図 6 予測:C1/実測:C2

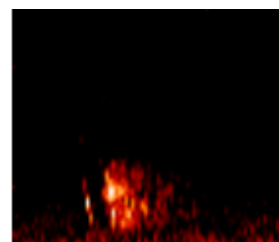


図 7 予測:C3/実測:C5

### 4. 今後の課題

今後は、実環境下に適用するために、前述したような改良を行うことでより頑健かつ汎化性の高い識別器の構築を目指す。また、実際のフィールドへの適用可能性を評価するために、音声モニタリングを行い、未知の音声に対する推定結果の妥当性を評価する。最終的には、識別器としてシステムを確立させ、対象とする種を日本に存在するすべての小型コウモリ類にまで拡張する予定である。

### 参考文献

- [Gehrt, D. S. 2003] Gehrt, D. S. and Chelstvig, E. J. : Bat Activity in an urban landscape : patterns at the landscape and microhabitat scale, *Ecological Applications* 13, pp.939-950, 2003.
- [増田 2017] 増田圭祐, 松井孝典, 福井大, 福井健一, 町村尚: 機械学習法を用いたエコーロケーションコールによるコウモリの種判別, *哺乳類科学* 57 (1), in press, 2017.
- [Parsons, S. 2000] Parsons, S. and Jones, G. : Acoustic identification of twelve species of echolocating bat by discriminant function analysis and artificial neural networks, *Journal of Experimental Biology* 203, pp.2641-2656, 2000.