

CNN を用いたエコーロケーションコールによる 日本産コウモリ類の種判別システムの開発

小林啓悟^{†1} 松井孝典^{†1} 福井大^{†2} 町村尚^{†1}

概要： 本研究ではコウモリが発するエコーロケーションコールと呼ばれる超音波をスペクトログラム画像に変換し、畳み込みニューラルネットワークによって種を判別するシステムを開発した。29 種のコウモリとノイズクラスを含む 30 クラスで識別精度が F₁ value で 96.0 %，予測上位 1 つの識別精度で 98.1 % (SD 0.2)，予測上位 3 つの識別精度で 99.7 % (SD 0.06) となった。またノイズとの誤判別，同属内での誤判別が多く見られたので今後の識別精度向上に向け改善策を述べる。

キーワード： 深層学習，画像識別，畳み込みニューラルネットワーク，ソナグラム

1. 背景・目的

近年コウモリ類が風力発電のブレードに衝突して死んでしまう現象が問題となっている[1]。対策としてコウモリ類の存在や空間利用特性を把握することが求められるが、コウモリ類は夜行性かつ可聴域外の鳴き声で活動するため、コウモリ類の動態をモニタリングすることができる音響モニタリングの技術開発が進められている[2]。そこで本研究では、日本に生息するコウモリ類の超音波(エコーロケーション)からコウモリ類の種判別を高精度で行う識別器の構築を目的とする。

2. 研究手法

2.1 スペクトログラム画像データベースの構築

音声データは、1999~2018 年に日本全国 19 の地域と韓国鎮川郡で録音した音源を使用した。計 1,414 の音声データから音圧の burst 検出 (Sound Pressure level : 10 dB, Frequency : 10~220kHz, Time window : 1 ms) を行い、表 1 の 53,582 枚のスペクトログラム画像を抽出した。このデータにデータの増し(data augmentation) 技術を適用し、データベースを計 214,328 枚のスペクトログラム画像に拡張した[3]。使用したデータの増し技術は図 1 に示す Cutout, Random erasing, Salt and Pepper の 3 種類を用いた[4][5]。

表 1 各コウモリ種のスペクトログラム画像数

id	種名	画像数	id	種名	画像数
1	チチブコウモリ	192	16	クロホオヒゲコウモリ	166
2	クビコウモリ	968	17	クロアカコウモリ	98
3	キタクビコウモリ	475	18	ヤンバルホオヒゲコウモリ	771
4	カグラコウモリ	242	19	ヤマコウモリ	502
5	クロオオアブラコウモリ	407	20	アブラコウモリ	2,317
6	ユビナガコウモリ	1,148	21	ニホンウサギコウモリ	1,442
7	リュウキュウユビナガコウモリ	409	22	コキクガシラコウモリ	597
8	テングコウモリ	1,346	23	オリイコキクガシラコウモリ	61
9	リュウキュウテングコウモリ	773	24	キクガシラコウモリ	1,593
10	コテングコウモリ	4,853	25	オキナワコキクガシラコウモリ	322
11	ノレンコウモリ	412	26	ヤエヤマコキクガシラコウモリ	473
12	カグヤコウモリ	1,124	27	スマイロオヒキコウモリ	100
13	ヒメホオヒゲコウモリ	3,714	28	ヒメヒナコウモリ	322
14	モモジロコウモリ	9,071	29	ヒナコウモリ	773
15	ドーベントコウモリ	43	30	ノイズ	18,868
合計		53,582			

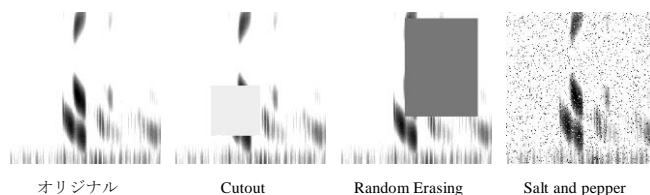


図 1 エコーロケーションコールと水増し後の
 スペクトログラム画像例

2.2 CNN による種判別アルゴリズムの構築

スペクトログラム画像データベースに対し、畳み込みニューラルネットワーク (CNN : Convolutional Neural Networks) を用いて種判別を行った。フロー図を図 2 に示す。CNN には計算負荷と精度が両立する MobileNetV1 アーキテクチャを採用した[6]。入力画像サイズは 224×224 px，学習パラメータは Learning rate : 0.001，Optimizer : Momentum sgd, epochs : 50 を使用した。サンプル数の 90 % を train data, 10 % を validation data とした 10 分割交差検証で識別精度を評価した。モデル構築のフレームワークは mxnet 1.3.0, gluonCV 0.2.0 を使用し、GPU 環境 (NVIDIA: GeForce GTX 1080 Ti, CUDA 9.0) を用いた。

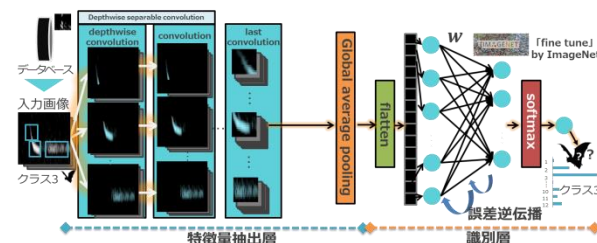


図 2 MobileNetV1 による学習と識別のイメージ

3. 結果・考察

3.1 識別制度の評価

表 2 は各コウモリ種の識別精度を示している。10 分割交差検証の結果は、各種の F-value (Precision と Recall の調和平均)の平均値で 96.0 %，予測上位 1 つの正答率 (accuracy)

表 2 各コウモリ種の識別精度の一覧

id	種名	Precision (%)	Recall (%)	F-value (%)	id	種名	Precision (%)	Recall (%)	F-value (%)
1	チチブコウモリ	95.8	95.8	95.8	16	クロホオヒゲコウモリ	97.6	98.2	97.9
2	クビコウモリ	94.6	98.5	96.5	17	クロアカコウモリ	96.9	95.9	96.4
3	キタクビコウモリ	96.6	96.6	96.6	18	ヤンバルホオヒゲコウモリ	96.3	94.2	95.2
4	カグラコウモリ	99.2	98.8	99.0	19	ヤマコウモリ	91.8	86.9	89.3
5	クロオオアブラコウモリ	98.2	95.6	96.9	20	アブラコウモリ	98.1	98.2	98.2
6	ユビナガコウモリ	96.1	97.6	96.8	21	ニホンウサギコウモリ	99.2	99.2	99.2
7	リュウキュウユビナガコウモリ	99.0	97.8	98.4	22	コキクガシラコウモリ	98.0	99.3	98.7
8	テングコウモリ	96.9	95.2	96.0	23	オリイコキクガシラコウモリ	100.0	88.5	93.9
9	リュウキュウテングコウモリ	97.9	96.2	97.1	24	キクガシラコウモリ	99.0	99.1	99.1
10	コテングコウモリ	98.0	98.8	98.4	25	オキナワコキクガシラコウモリ	97.6	99.7	98.6
11	ノレンコウモリ	99.0	98.8	98.9	26	ヤエヤマコキクガシラコウモリ	98.3	97.5	97.9
12	カグヤコウモリ	97.3	94.7	95.9	27	スミイロオヒキコウモリ	89.7	87.0	88.3
13	ヒメホオヒゲコウモリ	96.5	96.3	96.4	28	ヒメヒナコウモリ	94.9	87.6	91.1
14	モモジロコウモリ	98.4	99.3	98.9	29	ヒナコウモリ	93.7	92.0	92.8
15	ドーベントンコウモリ	93.9	72.1	81.6	30	ノイズ	99.0	99.1	99.0

※表中の数値は top1accuracy を示している。

で 98.1% (S.D. 0.2), 予測上位 3 つの正答率 (accuracy) で 99.7% (S.D. 0.06) であった。したがって、予測上位 1 つの識別精度は、 2σ を達成しており、CNN を用いた深層学習により、コウモリ類の種判別を高精度で行う識別器を構築することができた。また、データの水増し技術は、ドーベントンコウモリ、クロホオヒゲコウモリという繁殖率が低く、サンプルをそろえることが困難なコウモリ類の種判別に対して有効な手法であることが確認できた。

3.2 誤判別要因の評価

誤判別を起こしたサンプル 1.9% (計 1,031) のうち、ノイズをエコーロケーションコールに誤判別したものが 0.3% (計 179), 逆にエコーロケーションコールをノイズに誤判別したものが 0.3% (計 184) となり、ノイズとの誤判別が課題となった。特に図 3 (a) に示す id19:ヤマコウモリのような環境省のレッドリストに記載されている絶滅危惧種のエコーロケーションコールをノイズと誤判別してしまうことは、コウモリ類の保全に重大な影響を与えかねないため対応が必要である。しかしノイズには録音の対象地に特有の特性があるため、追加でそれらのノイズを学習することで識別精度の向上が期待される。

同属内での誤判別は 0.55% (計 297) 生じた。図 3 (b) に示す id12:カグヤコウモリと id13:ヒメホオヒゲコウモリはともにヒメホオヒゲコウモリ属であるが両者が類似していることがわかる。対象種が多く同属内でコールが類似する種の識別精度が低下したことが理由と考えられるため、種まで識別するのか、属まで識別するのかという目的に応じて、識別器の用途により要求仕様を定義する必要がある。

4. 今後の課題

課題は 3 点あげられる。1 つ目はノイズとの誤判別を減らすことである。今後様々なタイプのノイズを学習させることでノイズに頑健な種判別システムの構築を目指す。2 つ目は同属内での誤判別を減らすことである。スペクトロ

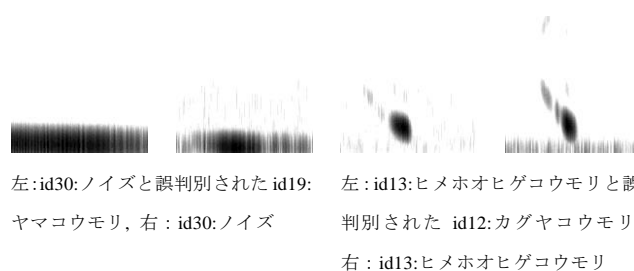


図 3 誤判別を起こしたスペクトログラム画像例

グラム画像のほかに音声データに付与されていた位置情報や時間情報を含めたマルチモーダルアプローチにより種判別システムを構築することで、分布域まで踏まえて識別することが期待される。3 つ目は学習に使用していない音声データに対して種判別を行い、その地のコウモリ類の種組成を推定することで虫の捕食量や受粉への影響を評価するための技術開発を行う。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 16K00568 (コウモリ類の音声モニタリングの汎用化に向けた音声データベースと識別方法の構築, 代表: 福井大) の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 重昆達也, 本多宣仁, 佐藤顕義, 三宅 隆. 静岡県西部の風力発電所で見つかったコウモリ類 2 種の死骸について. 東海自然誌, 2018, vol. 11, p. 51-57.
- [2] 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, 2017, Vol .56, No.1, p. 1-15.
- [3] Wang J et al. The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning. CVPR, 2017, p8.
- [4] DeVries, T. Taylor, G.W., Improved Regularization of Convolutional Neural Networks with Cutout. arXiv:1708.04552 [cs], 2017
- [5] Zhong, Z. Zheng, L. Kang, G. Li, S.; Yang, Y. Random Erasing Data Augmentation. arXiv:1708.04896 [cs], 2017.
- [6] Howard AG et al. MobileNets : Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications. CVPR, 2017, p9.