

# 深層学習を用いたリアルタイムカラス撃退システムの開発

伊藤 優太<sup>†</sup> 吉川 健太<sup>‡</sup> イ ジェフン<sup>§</sup> ラシキア ジョージ<sup>¶</sup>

中京大学

## 1. はじめに

近年、カラスによる農作物の被害やごみの散乱等の被害が深刻化している。そのため、カラスによる被害を防ぐための様々な撃退手法（光、目玉模様、音など<sup>(1)</sup>）が試されてきたが、カラスは環境適用能力が非常に高いため、<sup>(2)</sup>これらの手法の効果が薄い。既存の手法の多くは撃退パターンに変化がないため、カラスが撃退方法に慣れてしまい、効果がなくなってしまうという問題がある。小林ら<sup>(3)</sup>は農場でのカラス検出を行い、警告音を出すシステムを開発した。しかし、このシステムは従来の画像処理技術を使用しており、地上にいる鳥をフレーム間差分法中心にカラス検出を行うため、複雑な背景などに対応することが困難である。キャノン株式会社<sup>(4)</sup>が単一の撃退策に慣れる賢い鳥獣類に対しての撃退システムを提案し、特許を申請した。しかし、具体的なモデルなどの詳細は記述されておらず、さらに制御サーバやドローンなどの高価な機器を使用しており、我々の目的である安価なハードウェアではない。

近年、深層学習が普及している。画像認識の分野における畳み込みニューラルネットワーク(CNN)の成果が大きく関心呼び起こした。そこで、カラスの飛来を検出するために最先端の深層学習技術を用いて、撃退システムを提案する。本システムはカラスの飛来を確認した時のみ対処を行うエンドツーエンドリアルタイムシステムである。本研究では安価なハードウェアのみで、実用的なシステムを開発することが目的であるため低コストの Raspberry Pi4 及び Pi カメラをハードウェアとして選択した。CNN を Raspberry Pi で使用する場合、制限付きメモリ、低速のプロセッサという大きな問題がある。そこで、様々なモデルを提案し、パフォーマンスの比較を行うことで、システムに最適なネットワークを選択しエンドツーエンドリアルタイムカラス撃退システムを完成した(<https://github.com/merry1147/CrowBuster>)。

## 2. 提案手法

〈2・1〉提案モデル 本システムの主な目的はゴミ置き場の散乱問題の解決である。そのため、カメラの

「Development of a real-time crow deterrent system using deep learning」

<sup>†</sup> 「Yuta Ito・Chukyo University」

<sup>‡</sup> 「Kenta Yoshikawa・Chukyo University」

<sup>§</sup> 「Lee JaeHun・Chukyo University」

<sup>¶</sup> 「George Lashikia・Chukyo University」

映像からカラスの存在を認識する必要がある。そこで、カラスを認識するために最先端の画像分類モデルに注目した。最先端画像分類モデルの評価は一般的に ImageNet データセットのサブセットである画像認識のコンペティション ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)<sup>(4)</sup>で使われてきたデータが使用される。現時点で、ImageNet Benchmark<sup>(6)</sup>により Google の EfficientNet<sup>(7)</sup>が最適なパフォーマンスを達成しているため、EfficientNet を比較対象と選択した。Google が開発した最先端画像分類モデルである MobileNetV3 や NASnet にも注目した。比較対象に人気の高い Resnet も選択した。最近登場した最新の画像分類モデル EfficientNetV2, ResNet50V2, InceptionV3 も実験の対象にした。比較対象に選択した最先端画像分類モデルは ImageNet データセットで学習されているが、1000 クラスの中にカラスクラスがないため、カラスの再学習を決めた。

〈2・2〉学習 CNN を学習させるために、カラスの画像を画像検索サイトから取得してデータセットを作成した。学習に Data Augmentation を用いた。Data Augmentation として近年人気を集めた CutOut, CutMix, AugMix, MixUp を選択し、実験を行った。その結果、AugMix が高い認識率を示したため、学習に AugMix を使用した。AugMix<sup>(8)</sup>は、画像を回転、スライド、イコライズなどの複数の変換をかけた画像を最後に混ぜるオグメンテーション方法である。さらに、追加のオグメンテーションとして通常使われている回転、スライド、拡大も使用した。画像の枚数は合計 4096 枚を用意した。学習データに 7.3 割、検証データに 1.3 割、テストデータに 1.3 割を使用した。この学習データに対して AugMix をかけてデータを 3 倍に増加させた。すべての比較対象のモデルを同じデータで学習させた。ニューラルネットワークの作成に TensorFlow を使用し、GPU サーバで学習を行った。

〈2・3〉モデルの評価 実験を Raspberry Pi 上で行った。ハードウェアは Raspberry Pi4 ModelB 4GB, OS は Raspbian を使用した。Raspberry Pi で TensorFlow ニューラルネットワークを実行するために TensorFlow Lite に変換した。

今回は認識速度、認識精度、及びモデルのパラメータ数についてモデルの比較を行った。EfficientNet 画像認識モデルの標準バージョンは精度が高いが、パラメータ数が膨大であるため Raspberry Pi で実行することは困難で

ある。そのため、軽量バージョンである EfficientNet-B4 を比較対象とした。同じように NASNet の NASNetMobile を選択した。ResNet の軽量バージョンである ResNet18 及び ResNet50 を選択した。MobileNetV3 の MobileNetV3Small を選択した。

Model	Parameters	FPS	Accuracy	Power Consumption
EfficientNet-B4	19.5M	0.33	0.9617	0.7879
MobileNetV3-S	2.6M	4.69	0.9307	0.7775
NASNetMobile	5.4M	1.17	0.9398	0.8032
ResNet18	11.7M	1.18	0.9252	1.0518
ResNet50	25.7M	0.51	0.9197	1.0493
EfficientNetV2-S	21.6M	0.38	0.9416	0.8907
ResNet50V2	25.7M	0.31	0.9252	1.0909
InceptionV3	23.9M	0.34	0.9197	1.0205

表 1 : Table 1. Performance Comparison Among Different Models

精度評価に ILSVRC の top-1<sup>(4)</sup> 指標を使用した。実行速度を評価する指標として一般的に使われる fps (frames per second) を使用した。得られた実験結果を Table 1 に示す。MobileNetV3-S は 93.07% と高い精度で 4.69fps と精度と速度のバランスが良いため、システムに MobileNetV3-S を利用した。

〈2・4〉 提案システム 本システムに用いる主な部品は、Raspberry Pi4, Pi カメラ, USB バスパワータイプのスピーカーである。全体構成を図 1 に示す。

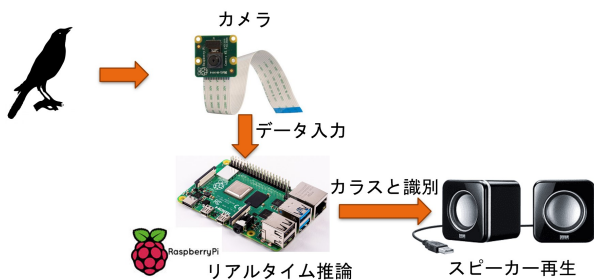


図 1 : 全体構成

なお、本システムはすべての処理を Raspberry Pi 上で完結するため、ネットワーク環境は必要ない。本システムを動作させると、カメラが起動し、撮影された映像のリアルタイム画像認識が行われる。カラスと認識すれば、カラスを撃退する音声を再生する。撃退する音声として、タカの鳴き声やカラスがタカに襲われている際の鳴き声などを採用した。これらを実行時ランダムで再生

することで、カラスが慣れることを防止する。実際の動作を図 2 に示す。システムの解像度が 380x380 であり、操作可能な距離は 3m と判明した。動作確認は庭で行い、カラスが好みそうな菓子などを置き、近くに本システムを設置した。起動時間が合計 53 時間で、カラスが 13 回現れ、11 回撃退することができた。背景とカラスのコントラストが低い場合認識率が低下した。また、ヒトや車など、カラス以外が写ったときの誤動作がないかを確認した。動作時間は合計 14 時間程度行い、カメラの前を人が 50 回以上行き来して誤動作がないことを確認した。車道に向けてカメラを設置しこちらも誤動作がない事を確認した。



図 2 : 動作例

### 3 まとめ

近年、カラスによる害が増えている。そこで、本研究で撃退装置の開発を行った。提案手法として深層学習に注目し、安価なデバイスで実行できる様々な最先端モデルを作成し、本システムに最適なモデルを採用した。誰でも気軽に利用できるようにエンドツーエンドリアルタイムシステムを開発し、評価実験も行った。提案システムは github サイト

<https://github.com/merryl147/CrowBuster> で公開している。

### 参考文献

- [1] J. Johnson, "American Crows", Prevention and Control of Wildlife Damage, 1994.
- [2] 杉田 昭栄, "カラスの行動特性および保有病原体", Journal of the Japanese Society on Poultry Diseases, 40 巻, 2 号, 2004.
- [3] 小林義明, 江崎修央, 滝沢穂高, 水野慎士, 山本真司, "画像処理による農場でのカラス抽出に関する研究", 電子情報通信学会 2008 総合大会講演論文集, D-12-112, 2008.
- [4] 特許, 公開番号 2021-40519, 公開日 2021.
- [5] O. Russakovsky et al., "ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge", Int J Comput Vis 115, 2015.
- [6] <https://paperswithcode.com/sota/image-classification-on-imagenet>
- [7] M. Tan and Q. Le, "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks", International Conference on Machine Learning, 2019.
- [8] D. Hendrycks et al. "AugMix: A Simple Data Processing Method to Improve Robustness and Uncertainty", arXiv: 1912.02781, 2019.
- [9] F. Yu and V. Koltun, Multi-Scale Context Aggregation by Dilated Convolutions, ICLR, 2016.