

家庭向け鳥害等解消 AI システムの開発

吉川健太† 湯浅陽斗† 小倉妃世里† 久米陽弾† 西尾頼二† ラシキア城治†

中京大学†

1. はじめに

昨今、国内各地では鳥や動物による被害が各地で確認されている。代表的な例として、ごみの散乱や糞害、農作物被害などが挙げられる。特に糞による被害は深刻で、汚れや臭いの他に大量の病原菌やカビが含まれているため健康被害につながる場合もある。しかし、鳥や動物をむやみに傷つけたり、捕獲することは「動物の愛護及び管理に関する法律」⁽¹⁾及び「鳥獣の保護及び狩猟の適正化に関する法律」⁽²⁾で規制されている。こうした被害対策としてこれまで様々な手法が提案されてきた。

CD や目玉風船を設置する方法は、鳥が光る物を嫌う性質を利用した解決法だが、一時的な効果は期待できるものの長期間同じ場所にあることによって鳥が慣れてしまう問題がある。センサーを用いた製品は、センサーで鳥や動物を認識した際にスプレーや超音波を発射して撃退するが、特定のものを識別しないため人や車にも反応するといった問題がある。

近年、機械学習が注目され、画像認識分野における畳み込みニューラルネットワーク(CNN)の成果は大きな注目を集めた。

JA 全農は画像認識を活用した「音撃カラススナイパー」⁽³⁾の試験販売を開始した。この製品は、カラスを AI が認識した場合のみ忌避音を再生し撃退する。実証試験では最長約 1.5 年の効果持続が確認された。しかし、製品は大型で、価格は約 150 万円と高額であり、個人で導入するにはハードルが高い。また、本製品に関する学術論文などはなく、システムの詳細は不明である。価格と製品の大きさ問題に対して、安価なハードウェアで利用できる実用的なカラス撃退システムが提案された⁽⁴⁾。システムはコンパクトで価格は 1 万円程度である。しかし、撃退対象がカラスのみであり、他の鳥や動物には対応していない。

本研究では、4 種類の鳥や動物（カラス、ハト、スズメ、ネコ）を CNN を利用して識別し、それぞれに対して適切な撃退処置を講じるシステムを提案する。また、本システムは比較的安価で購入可能なシングルボードコンピュータである Raspberry Pi4 及び Pi カメラをハードウェアとして採用した。しかし、Raspberry Pi を使用する場合、一般的なコンピュータと比べメモリや処理能力

が劣る。そこで、様々な学習モデルを提案し、パフォーマンスを元に最適なモデルを選択することで撃退システムを開発した。

インターネット上から収集した画像からデータセットを作成し、3 種類のオグメンテーション手法を調査し、最適なものを使用した。複数のニューラルネットワークの学習を行い、4 点の指標（精度、速度、消費電力、パラメータ数）を元に最適なモデルの選択を行った。Raspberry Pi 上で作動する最適なモデルを採用したシステムを構築し、動作確認を行った。

2. 提案手法

〈2・1〉モデル 本撃退システムは、鳥や動物を識別し、それぞれに対して適切な撃退処置を取る。そのため、カメラで捉えた画像から指定した鳥や動物の認識をする必要がある。対象を認識するために物体検出手法があるが、カメラの視野は狭いため位置検出は不要である。そこで、最先端画像認識モデルに注目した。ImageNet データセットで高い認識率を示している EfficientNetV2, InceptionV3 を選択した。また、人気の高い MobileNetV3, NASNet, ResNet18, ResNet50V2 も採用した。実行対象は Raspberry Pi であるため EfficientNetV2, MobileNetV3, NASNet の軽量モデルを採用した。

〈2・2〉学習 ニューラルネットワークを学習させるために、対象画像を画像検索サイトから収集してデータセットを作成した。画像の枚数は合計 6250 枚用意した。学習データに 8 割、検証データに 1 割、テストデータに 1 割を使用した。学習にデータオグメンテーションを用いた。データオグメンテーションとして近年人気のある AugMix⁽⁵⁾, RandomErasing⁽⁶⁾, RandAugment⁽⁷⁾ に注目し、調査を行った。AugMix は、画像を回転、コントラスト、イコライズなどといったこれまで利用されてきた変換を最後に重ね合わせるオグメンテーションである。RandomErasing は、大きさがランダムな矩形領域で画像をマスク処理する。RandAugment は、最適なデータ拡張を探索する手法である。14 種類のデータ拡張操作からランダムに N 個サンプルし、それぞれを強さ M で順番に適用する。パラメータは N と M の 2 つの整数値（一般的にいずれも [0,10]）であり、グリッドサーチによって最適なデータ拡張が得られる。

RandAugment の最適な探索パラメータを得るために、まずミニデータセットを作成し検証した。M と N の範囲をともに 1 から 10 とした場合の探索数は 100 であり、この中から最も精度の高い組合せを選ぶ必要がある。

Development of bird damage management AI system for home appliance

†Kenta Yoshikawa, Akito Yuasa, Hiyori Ogura, Hibiki Kume, Raiji Nishio and George Lashkia

†Chukyo University

表 1 : 各オグメンテーションの精度

| Model | AugMix | RandomErasing | RandAugment |
|------------------|--------|---------------|---------------|
| MobileNetV3-S | 0.7456 | 0.8176 | 0.8464 |
| EfficientnetV2B0 | 0.6784 | 0.7504 | 0.7840 |
| NASNetMobile | 0.8544 | 0.9072 | 0.9040 |
| InceptionV3 | 0.9472 | 0.9504 | 0.9568 |
| ResNet18 | 0.8912 | 0.9360 | 0.9408 |
| ResNet50V2 | 0.9200 | 0.9360 | 0.9520 |

実験により、隣り合う M と N に対する認識率が大きく変動しないため、M と N のとる値を 1 おきに変更し、データセットで評価を行うようにした。これにより、探索数は従来の 4 分の 1 に減少した。

選択した 3 種類のオグメンテーション手法を別々に学習データに適用し、オグメンテーション手法の精度を比較した。比較に MobileNetV3-Small (MobileNetV3-S), EfficientNetV2B0, NASNetMobile, InceptionV3, ResNet18 及び ResNet50V2 を採用した。実験は Windows11 の CPU Core i7-12700F で行った。その結果を表 1 に示す。AugMix は特別優れた精度は得られず、RandomErasing は NASNetMobile で最も高い精度を示し、RandAugment はそれ以外すべてのモデルで最も良い精度を示した。以上の結果を踏まえ、RandAugment を最終的なオグメンテーション手法として採用した。最初に用意した学習データ 5000 枚に対してオグメンテーションをかけ、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 Google の TensorFlow を使用し、GPU で学習を行った。

〈2・3〉 **モデル評価** 実験を Raspberry Pi 上で行った。ハードウェアは Raspberry Pi4 ModelB, OS は Raspbian を使用した。今回、モデルの認識精度、認識速度、消費電力、パラメータ数についてモデルの比較を行った。Raspberry Pi 上で TensorFlow で生成したモデルを実行するには TensorFlow Lite か ONNX のいずれかに変換する必要がある。そこで両方の推論速度を比較したところ、すべてのモデルにおいて TensorFlow Lite が ONNX と比べ速かったことから TensorFlow Lite を採用した。得られた実験結果を表 2 に示す。MobileNetV3-S は 95.20% と高い精度で 22.53fps と精度と速度のバランスが良く、パラメータ数と消費電力も最良であることからシステムに 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機器は、Raspberry Pi4, Pi カメラ, スピーカーである。全体構成と動作の流れを図 1 に示す。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。カラスやハト、スズメ、ネコと認識すれば、それぞれに適した撃退音声再生する。撃退音声として、タカの鳴き声(カラス用)やカラスの鳴き声(ハト、スズメ用)、嫌う周波数を使用した

表 2 : 各 TensorFlow Lite モデルのパフォーマンス

| Model | Size(MB) | FPS | Accuracy | Power Consumption |
|------------------|----------|----------------|---------------|-------------------|
| MobileNetV3-S | 5 | 22.5362 | 0.9520 | 0.6757 |
| EfficientNetV2B0 | 28 | 2.7697 | 0.9360 | 0.7314 |
| NASNetMobile | 20 | 3.0401 | 0.9398 | 0.7094 |
| InceptionV3 | 93 | 1.4377 | 0.9792 | 0.8306 |
| ResNet18 | 45 | 2.3809 | 0.9792 | 0.8486 |
| ResNet50V2 | 100 | 1.1536 | 0.9808 | 0.8531 |

音声(主にネコ用)を採用した。図 2 で検出例を示す。

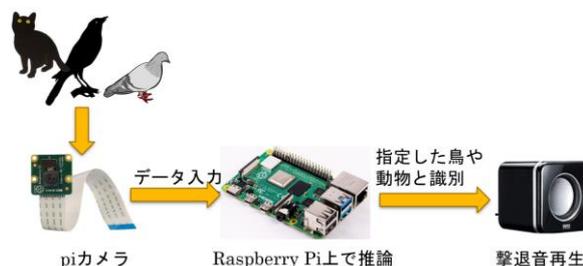


図 1 : 全体構成



図 2 : 検出例

3 まとめ

近年、鳥や動物による被害が相次いでいる。そこで、本研究では家庭向けに低コストな撃退装置の開発を行った。今後、実際に複数個所の庭やベランダでの検証を行い有効性を検証する予定である。

参考文献

- [1] 動物の愛護及び管理に関する法律, <https://elaws.e-gov.go.jp/document?lawid=348AC1000000105>
- [2] 鳥獣の保護及び管理並びに狩猟の適正化に関する法律施行規則, <https://elaws.e-gov.go.jp/document?lawid=414M60001000028>
- [3] 音撃カラススナイパー, <https://karasu-sniper.jp/>
- [4] 伊藤 優太, 吉川 健太, イ ジェフン, ラシキア 城治, “低コストのカラス被害解消のための AI システム開発” 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌) /142 卷 (2022) 11 号
- [5] D. Hendrycks et al. “AugMix: A Simple Data Processing Method to Improve Robustness and Uncertainty”, arXiv: 1912.02781, 2019.
- [6] Z. Zhong et al. ” Random Erasing Data Augmentation”, arXiv:1708.04896, 2017.
- [7] E.D. Cubuk et al. “RandAugment: Practical automated data augmentation with a reduced search space”, arXiv:1909.13719, 2019.