

鳥害等解消 AI システムの開発

吉川健太† 西尾頼二† 安藤晋立† 中川達也† 星山彩純† 渡邊真悠† ラシキア城治†

中京大学†

1. はじめに

昨今、全国各地では鳥や動物による被害が相次いで確認されている。具体的な例としては、農作物被害やごみの散乱、ふん害などが挙げられる。特にふん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⁽¹⁾。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」⁽²⁾及び「鳥獣の保護及び狩猟の適正化に関する法律」⁽³⁾で規制されている。こうした被害に対してこれまで様々な手法や製品が提案されてきた。

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撃退手法だが、短期的に効果があるものの長期間同じ場所にあることや単調な動き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⁽⁴⁾は、赤外線センサーで鳥や動物を認識した際に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の成果は大きな注目を集めた。

JA 全農は「音撃カラススナイパー」⁽⁵⁾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 150 万円程度と高額であり、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⁽⁶⁾。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。そこで、4 種類の鳥や動物を識別し、それぞれに対して適切な撃退処置を講じるシステムが提案された⁽⁷⁾が、画像分類モデルを使用しており、認識できる範囲が狭いといった問題がある。

本研究では、物体検出モデルを利用して 4 種類の鳥や動物を認識できる範囲を広げ、離れた対象に対しても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 Web 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、それぞれの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をアノテーションしデータセットを作成した。近年注目されている複数の物体検出モデルで学習を行い、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画像分類手法があるが、認識できる範囲が非常に限られるため不適である。そこで、最先端の物体検出モデルに注目した。COCO データセットで高い認識率を示している YOLOv8⁽⁸⁾や YOLO-NAS⁽⁹⁾に注目した。また、比較対象に人気の高い YOLOv6⁽¹⁰⁾も採用した。実行対象は処理能力に限られる Raspberry Pi であるためそれぞれの軽量モデルである YOLOv8n, YOLOv6n, YOLO-NAS S 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。画像はそれぞれのクラスが同じ割合になるようにし、枚数は合計 6250 枚用意した。さらにアノテーションを行った。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。まず、事前学習済みの 3 つのモデル (YOLOv8n, YOLOv6n, YOLO-NAS S) で学習を行った。ニューラルネットワークの学習に GPU を使用した。学習の際には、YOLO で用意されている基本的なオグメンテーションを使用し、解像度は 640 とした。実験は Windows11 の CPU Core i7-12700F で行い、認識精度と容量の観点で比較した。なお、モデルの評価指標に mAP50 を使用した。その結果を表 1 に示す。YOLO-NAS S は特別優れた精度は得られず、容量も 244MB と大きい。YOLOv6n は、YOLO-NAS S よりも精度が優れ、容量も小さい。YOLOv8n は、比較した 3 つの中で最も精度が高く、容量もより小さい。以上の結果を踏まえ、YOLOv8n をシステムに採用することにした。さらに、YOLOv8n の事

Bird damage management AI system development

†Kenta Yoshikawa, Raiji Nishio, Akitaka Ando, Tatsuya Nakagawa, Azumi Hoshiyama, Shiyu Watanabe and George Lashkia

†Chukyo University

表 1 : 各物体検出モデルの精度と容量

Model	Accuracy(mAP50)	Size (MB)
YOLOv8n	0.953	5.95
YOLOv6n	0.924	8.28
YOLO-NAS S	0.895	244

前学習なしと事前学習済みのそれぞれのモデルで学習を行った。その結果を表 2 に示す。事前学習済みモデルの方が事前学習なしモデルを約 2% を上回った。この結果から、システムに採用するモデルを事前学習済みの YOLOv8n を採用することにした。

〈2・3〉モデル最適化 ハードウェアは Raspberry Pi であるため、PyTorch で生成したモデルを実行するためには 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。その結果を表 3 に示す。ONNX が TensorFlow Lite と比べ約 1.6 倍速かったことから ONNX を採用した。

〈2・4〉提案システム 本システムに用いる主な機器は、Raspberry Pi4 ModelB (4GB) , Web カメラ (Pi カメラ) , スピーカー、AC アダプタである。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。映像の中にカラスやハト、スズメ、ネコと認識した場合にそれぞれに適した撃退音声をスピーカーから再生する。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) , 犬の鳴き声 (ネコ用) などを採用した。システムの誤作動を防ぐためにちらつき対策を行った。本システムでは、5 フレーム分の判定結果を保持し、そのうち 3 フレーム分以上で同一の対象であった場合に動作する。図 2 で検出例を示す。

〈2・5〉動作確認 システムが正常に動作するかの確認を行った。まず本システムを自宅の庭に設置し、誤作動がないかの確認のためにカメラの前に人や自転車を合計 50 回通過させた。また、交通量のある道路沿いに設置し、車を 50 台通過させた。いずれの場合も誤作動はなかった。過去にカラスやハト、ノラ猫が来たときの 1 時間分の映像でも動作の確認を行った。合計 5 回中 4 回正常に対象認識することができた。また、誤検出は 1 回であった。誤検出した画像は再学習に回すことで改善を図る。

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、本研究では物体検出モデルを用いて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。

表 2 : 各 YOLOv8 モデルの精度

Model	Accuracy(mAP50)
事前学習なし	0.932
事前学習済み	0.953

表 3 : TensorFlow Lite と ONNX での実行速度(fps)

TensorFlow Lite	ONNX
1.0201	1.6578

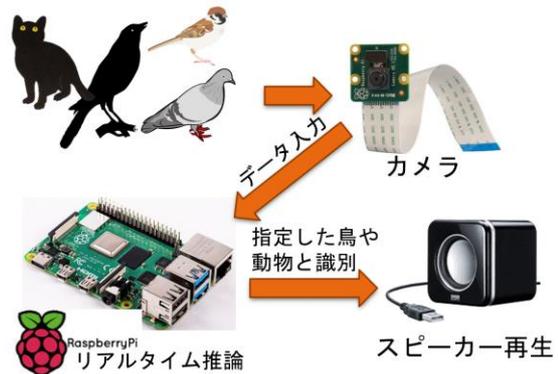


図 1 : 全体構成



図 2 : 検出例

参考文献

- [1] フン害を防ぐためのベランダ鳩対策, 研創工業, <https://www.kenso.co.jp/magazine/article/20211115a.html>
- [2] 動物の愛護及び管理に関する法律, <https://elaws.e-gov.go.jp/document?lawid=348AC1000000105>
- [3] 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>
- [4] 動物撃退機, <https://bestanswer.shop-pro.jp/?pid=133690278>
- [5] 音撃カラススナイパー, <https://karasu-sniper.jp/>
- [6] 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 巻 (2022) 11 号
- [7] 吉川健太, 湯浅陽斗, 小倉妃世里, 久米陽輝, 西尾頼二, ラシキア 城治, “家庭向け鳥害等解消 AI システムの開発”, 情報処理学会第 85 回全国大会
- [8] YOLOv8- Ultralytics YOLOv8 Documentation, <https://docs.ultralytics.com/>
- [9] YOLO-NAS by Deci Achieves State-of-the-Art Performance on Object Detection Using Neural Architecture Search, <https://dec.ai/blog/yolo-nas-object-detection-foundation-model/>
- [10] Chuyi Li et al. “YOLOv6: A Single-Stage Object Detection Framework for Industrial Applications”, arXiv:2209.02976, 2022.