

佐賀県産業労働部 産業企画課 御中

令和元年度 佐賀県AI・IoT等技術活用可能性実証事業
「鳥獣認識AIの開発及び鳥獣害防止装置への実装・検証」
事業完了報告書

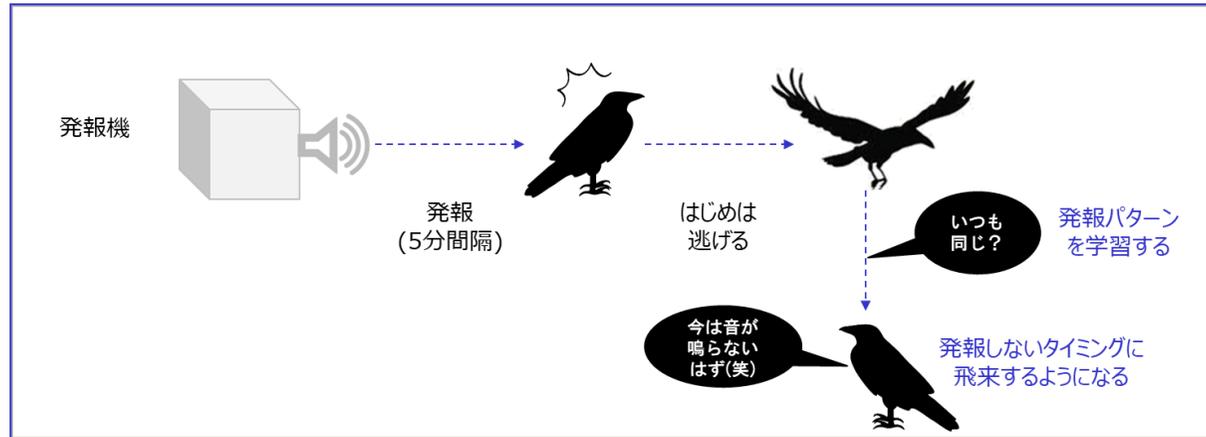
(概要版)

令和2年3月20日

株式会社ECO-5

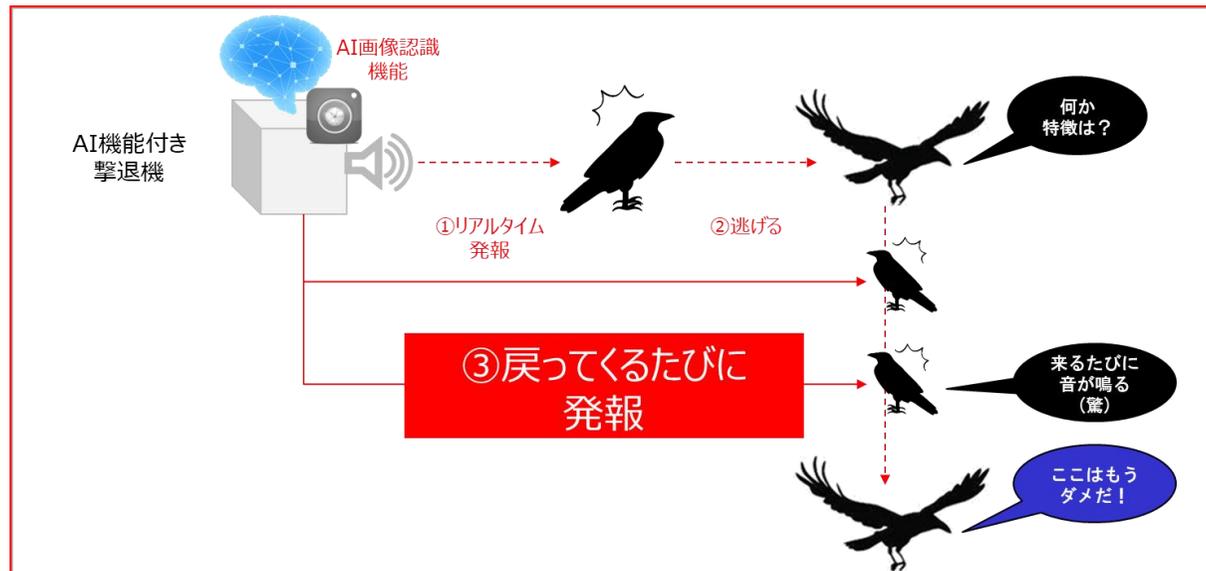
連続的な撃退音の発報はカラスの学習により撃退効果が減衰したり、近隣からの騒音苦情を招く可能性があることから、この改善が喫緊の課題となっている

〈現状と課題〉



画像認識AIを用いることで、カラスが周辺に飛来したときのみ必要最低限の発報が可能か、より効果的で将来的な製品の構築可能性について検証を行う。

〈本事業の目的〉



鳥獣害防止装置（カラス撃退装置）を用いた24時間監視を実現するに当たり、撃退音を24時間発報し続けると「騒音」となってしまうことから、鳥獣害防止装置が必要な時に適時「効果音」として撃退音を発報する自律型の鳥獣害防止装置を開発するため、以下の手順により検証を行う。

（1）A I 学習用に使用する画像の収集

- ・鳥獣害防止装置に搭載する鳥獣認識AIのモデル構築に必要なカラスの画像を各農場や耕作地・施設等において撮影・収集する。

（2）鳥獣認識AIのモデル構築

- ・（1）において収集した画像を元に、鳥獣認識AIのモデルを構築する
- ・今回の実証事業において構築する鳥獣認識AIの画像解析システムの認識率は50～70%程度を目標とする（実証実験環境での制度向上を考慮しつつ誤動作のコントロールP Gを修正要す）

（3）鳥獣害防止装置への鳥獣認識AIの実装及び実証現場における検証

- ・（2）において構築した鳥獣認識AIを鳥獣害防止装置に連動させる
- ・実証場所である佐賀県農業大学校には、webカメラ及び鳥獣害防止装置を設置し、農大の牛舎付近に飛来するカラスの監視を行う。Webカメラで撮影した画像を解析し、鳥獣認識AIが飛来物等をカラスと認識した場合は適宜撃退音を発報しカラスを撃退する実証を行う。
- ・実証においては、鳥獣認識AIがカラスと判断し、実際に発報を行った時のカラスと思われる画像を収集する。

（4）検証結果のフィードバックによる鳥獣認識AIの精度向上とその実証

- ・（3）の実証において収集した画像を用いて、鳥獣認識AIがカラスと判断した物体が本当にカラスであったかどうかの検証を行うとともに、その検証結果と収集した画像を用いて鳥獣認識AIのカラス認識率の精度向上を図る。
- ・鳥獣認識AIの精度を向上させた鳥獣害防止装置を再度佐賀県農業大学校に設置し、（3）で実施した実証を再度行い、精度が向上したか検証する。

実証場所：佐賀農業大学校（養成部内の畜舎）

〈現地における課題〉

カラスの侵入により飼料を食べられる、糞をまき散らす等の被害が発生。これまでもカラス撃退の取組を行っているが効果があるものについてもカラスが学習することにより3ヶ月程度での効果の減衰が見られカラス対策が継続的な課題となっている。



佐賀県農業大学校牛舎



牛舎外観



牛舎内



牛舎入り口

実施体制

【全体統括、カラス撃退ノウハウ提供】

株式会社ECO-5

【AIシステム(鳥獣害認識AI)構築】

福博印刷株式会社

【基盤開発】

三光電子株式会社

【実証場所提供、技術指導】

佐賀県農業大学校

【インターネット回線、クラウド環境提供】

さくらインターネット株式会社

【Webカメラ提供】

有限会社サガ無線

(1) 機材調達：11月上旬～12月上旬

(2) 動画収集：11月上旬～12月上旬

AI学習用の動画と画像素材収集を行った。

本年が暖冬の影響もありワタリガラスの飛来数が少なくなることが心配されたが、寒波とともに飛来があり必要な動画の収集が実現できた。

(3) 鳥獣認識AIのモデル構築：11月中旬～

(2) で収集した動画・画像をもとにWebカメラの映像からガラスを認識する画像認識AIの開発を行った。

画像認識モデルについて、は初回の構築以降、随時取得した映像を活用して更なる精度向上を図った。※詳細は6ページ以降にて説明

(4) AI学習装置とカメラ+発報装置の接続テスト：11月下旬

構築中のAI装置（シングルボードコンピューター）を既存のガラス撃退機器「Anikon」に組み込む接続テストを行い、以下の結果を得た。

- ・テスト環境としてガラスの画像を用いてガラスを認識することに成功。
- ・それによりインターフェイスプログラムを作動させ、正常に作動し発報することを確認。

(5) 鳥獣害防止装置への鳥獣認識AIの実装及び実証現場における検証

【第1回】11月下旬：佐賀県農業大学校にwebカメラ及び鳥獣害防止装置を設置し、農大の牛舎付近に飛来するガラスの監視を実施。

- ・ガラスのサンプル画像をwebカメラで認識させることができた。
- ・機器を電源（100V）に接続してガラスの認識より発報音を鳴らすことができた。
- ・地面の砂粒等をガラスと認識したため認識プログラムの個体認識の大きさを変更することで対応できた。
- ・道路や黒い車両もガラスとして認識し発報していた。
- ・設置場所について再検討が必要であることがわかった。

【第2回】12月上旬：第1回の検証結果をもとにAIを改良のうえ、下記の項目をテスト。

- ・カメラの設置環境確定と仮設工事（サッシ上部に万力固定の予定）場所の設定。
- ・機器の設置・接続、環境設定。
- ・ガラス認識による発報の有無、発報タイミング、誤動作等の確認。
- ・運用テストの継続検討。

【第3回】12月中旬～：第2回の検証結果を元にAI、機器やプログラムを改良の上、再テスト。

ガラス認識による発報の有無、発報タイミング、誤動作等の確認等を実施。ガラスの認識精度についても、精度向上が確認できた。以降、現地において運用しながらAIや機器の設定について改良を重ねることとした。



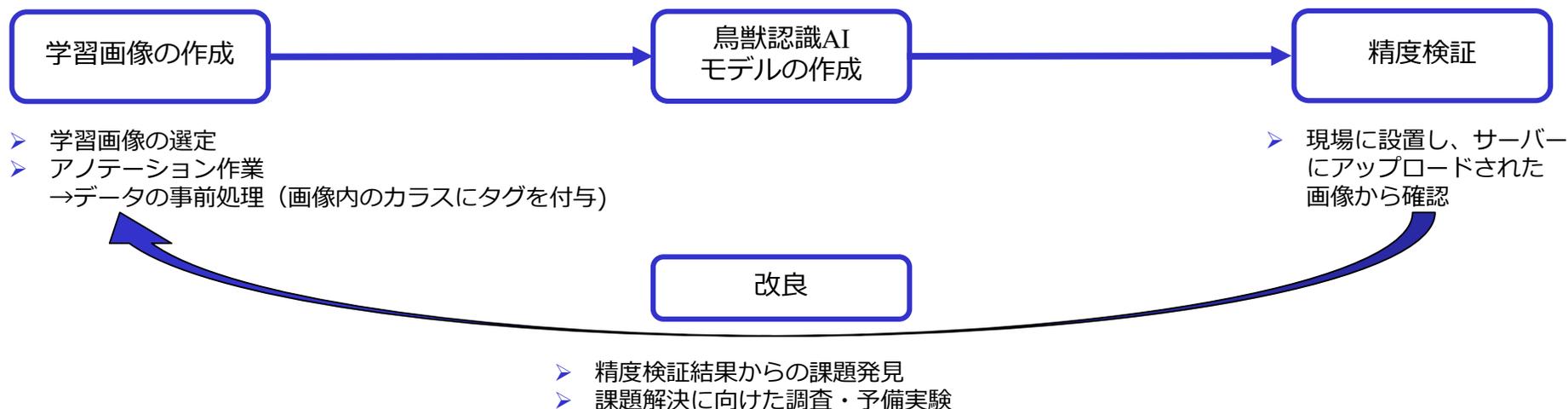
WEBカメラ



シングルボードコンピューター

(1) 鳥獣認識AIのモデルについて

- ① 認識対象：カラス
- ② 利用したプログラミング言語：Python 3
⇒ 今回利用するシングルボードコンピュータに対応するプログラミング言語であり、画像解析を行うことに適している。
- ③ AIモデル作成の流れ
AIモデル作成においては、下記の流れに沿って実施した。



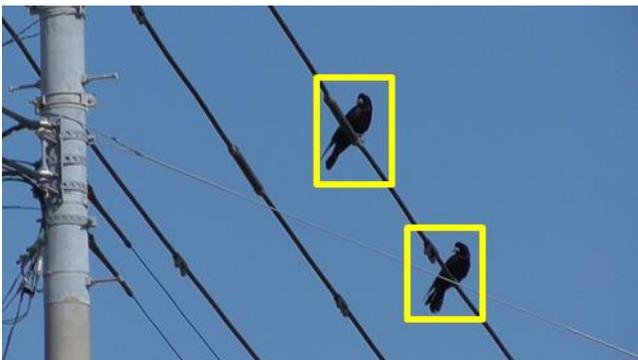
モデル作成においては、上記の流れに沿って実施した。その過程で、**初期モデル**と精度改善をおこなった**改良モデル**を作成し、それらの精度比較検証を行った。

- ④ 認識AIモデルの作成～佐賀農業大学校での検証期間：2019年12月9日～2020年2月29日

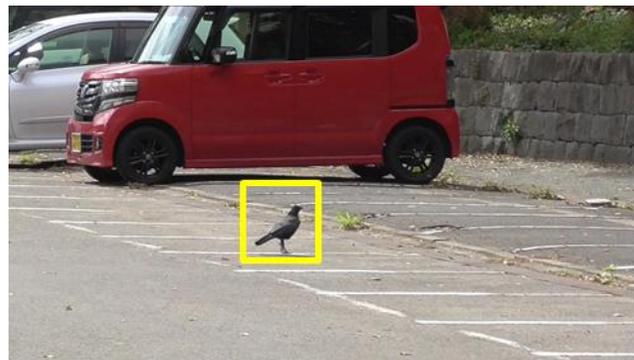
(2) 認識AIのモデル (初期) について

① 学習画像 : 1730枚

ECO-5 撮影による画像を用いて学習、モデルを作成 (下記、学習画像例)



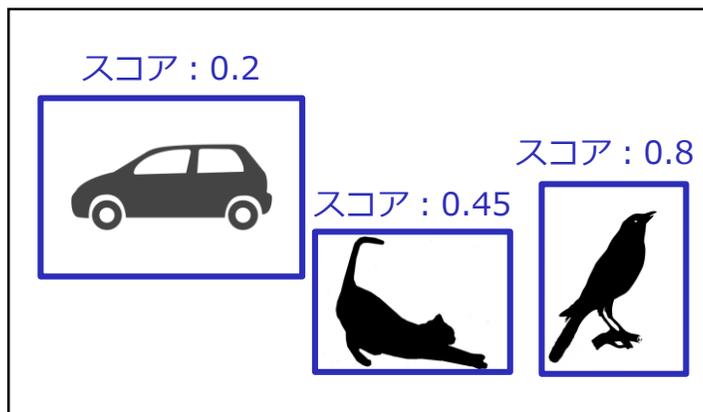
カラスにアノテーションを行った学習画像



カラスにアノテーションを行った学習画像

- ② モデルに設定したカラス認識の閾値 : **0.5**
しきいち
 ※ 検出した物体がカラスか否かを定めるための基準値

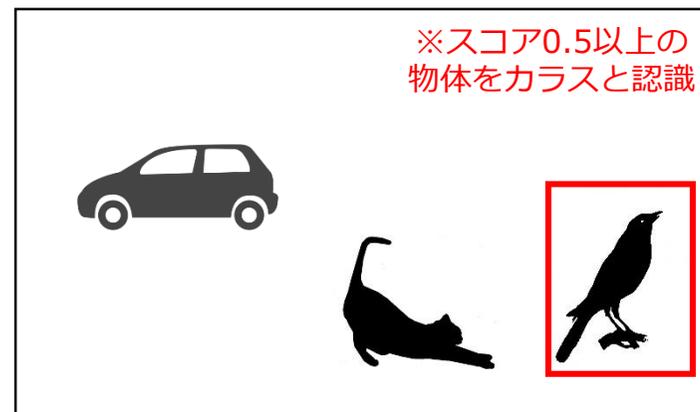
<物体検出における閾値処理の動作イメージ>



認識AIによるカラスの候補領域の検出



閾値処理



認識AIの認識結果

※スコア0.5以上の
物体をカラスと認識

(3) 認識AIのモデル (初期) を用いた認識結果

- ① カラスの認識結果例 (※画像内において、カラスと認識した場合は黄色い枠で囲う)
 ☞ 近くにいるカラスだけでなく、遠方にも高い精度で認識できた。



- ② 誤認識の結果例 (※画像内において、カラスと認識した場合は黄色い枠で囲う)
- (左図) 「黒い服を着た人物」をカラスと誤認識された【課題①】
 - (右図) 「遠方の逆光により黒く写る農具」をカラスと誤認識された【課題②】



(4) 改良モデル作成に向けた取り組み

改良モデル作成の方針と具体的な課題解決策について

改良モデルでは、**適合率**を重視して作成する。

⇒ 牛舎の近くに寄ってくるカラス（より鮮明に写っているカラス）の認識率を上げる。牛舎を通り過ぎるカラス（遠方に写っているカラス）は、牛舎に被害を加えないとし、見逃しても良いものとする。

適合率を重視するために、課題①・②の解決策として、以下のような具体的な作業を行う

課題①

「黒い服を着た人物」をカラスと誤認識

解決策

学習対象に「人物」を加える
(理由) カラスと似ている特徴（色や形状など）を持つ物体との差別化を行うためである。

課題②

「遠方の逆光により黒く写る物体」をカラスと誤認識（例：農具）

解決策

認識するための閾値を高く設定する
(理由) 遠方かつ逆光の影響を受けた物体をカラスと誤認識させるのを防ぐためである。

(5) 認識AIのモデル (改良後) について (※初期の認識AIのモデルより変更した箇所を赤字で表記)

① 学習画像 : 3740枚 (カラス画像 : 1870枚、人物画像 : 1870枚)

初期の認識AIのモデルを作成する際に使用したカラスの学習画像に、カラスと認識できなかったカラス画像と人物の画像を学習画像として追加する。(下記、追加した学習画像例)



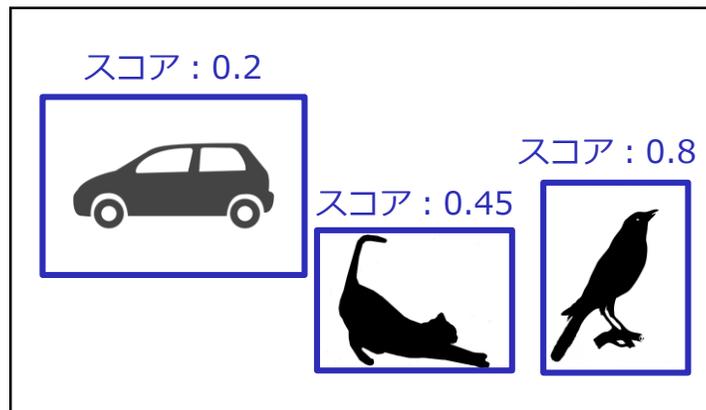
カラスにアノテーションを行った学習画像



人物にアノテーションを行った学習画像

② モデルに設定したカラス認識の閾値(スコア) : 0.7
 ※ 検出した物体がカラスか否かを定めるための基準値

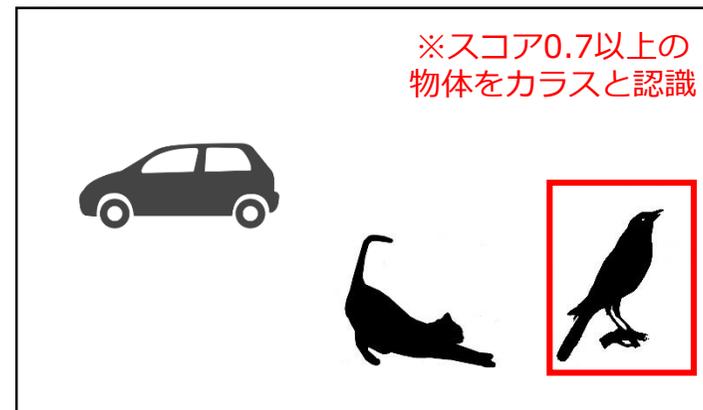
<図** 物体検出における閾値処理の動作イメージ>



認識AIによるカラスの候補領域の検出



閾値処理



認識AIの認識結果

(6) 初期—改良モデルの精度比較結果

認識精度（適合率と再現率）

＜表1 初期モデルと改良モデルの適合率と再現率＞

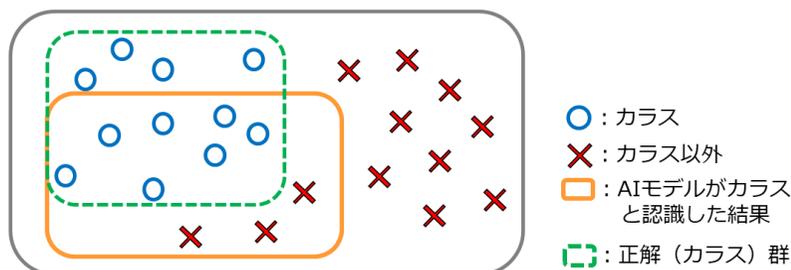
	適合率	再現率
初期モデル	59.6 %	60.8 %
改良モデル	89.4 %	43.3 %

改良モデルは初期モデルよりも
約30%向上

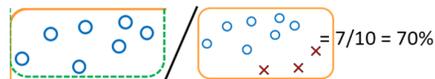
※ 上記の適合率・再現率は、ECO-5撮影による画像と各シングルボードコンピュータからサーバーにアップロードされた画像の情報を用いて算出した。

※ 一般的に、適合率と再現率はトレードオフの関係にある。

※適合率と再現率について

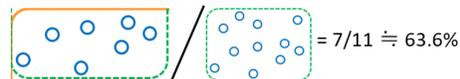


適合率（誤検知の少なさを示す指標）



- 適合率が重要とされる例：顔画像のベストショット抽出
⇒ 大量のデータからとにかく使える・最適なものを見つけないケース（適合率重視）

再現率（見逃しの少なさを示す指標）



- 再現率が重要とされる例：内視鏡画像からの癌検出
⇒ 生命に関わる問題などの見逃しが許されないケース（再現率重視）

ケース（現場）によって、
どちらを重視するのかを
考える必要がある

(7) 画像を用いた各モデルの精度比較

① 「原画像①」と「原画像②」に関する結果

(※画像内において、カラスと認識した場合は黄色い枠、人物と認識した場合は赤い枠で囲う)

<原画像①を用いた各モデルの精度比較>



原画像①



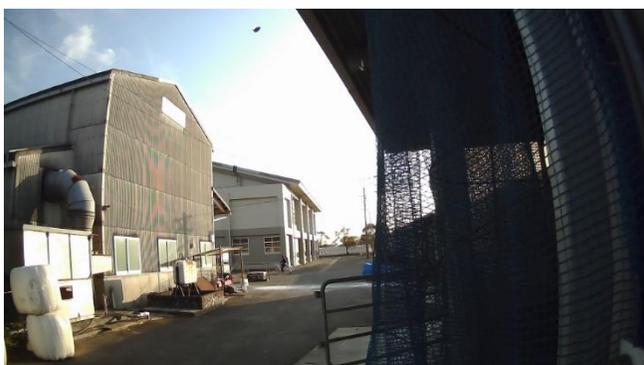
原画像①に対して初期モデルを適用した結果



原画像①に対して改良モデルを適用した結果

原画像①は近くにカラスが写っている画像である。原画像①に関しては、どちらの認識モデルもカラスと認識している。

<原画像②を用いた各モデルの精度比較>



原画像②



原画像②に対して初期モデルを適用した結果



原画像②に対して改良モデルを適用した結果

原画像②は牛舎を通り過ぎるカラスが写っている画像である。初期モデルの認識結果では、カラスと認識している。改良モデルでは、**閾値を高く設定し、人物も認識対象としているため、遠方に写っているカラスは認識していない。**

(7) 画像を用いた各モデルの精度比較

- ② 「原画像③」と「原画像④」に関する結果
 (※画像内において、カラスと認識した場合は黄色い枠、人物と認識した場合は赤い枠で囲う)

<原画像③を用いた各モデルの精度比較>



原画像③



原画像③に対して初期モデルを適用した結果



原画像③に対して改良モデルを適用した結果

原画像③は人物が写っている画像である。初期モデルの認識結果では、人物をカラスと誤認識している。改良モデルでは、人物も認識対象として学習されているため、人物をカラスと誤認識されなくなった。

<原画像④を用いた各モデルの精度比較>



原画像④



原画像④に対して初期モデルを適用した結果



原画像④に対して改良モデルを適用した結果

原画像④は遠方に農具が写っている画像である。初期モデルでは、閾値を低く設定していたため、遠方に写っている農具をカラスと誤認識している。改良モデルでは、閾値を上げているため、カラスかどうか怪しい物体をカラスとして誤認識されなくなった。

(8) 認識精度が低下する条件

(※改良モデルにおいても認識率が低下するケースが見られた)

- ① 左図(例①)は、スズメをカラスと認識した画像である。天候などによる明るさの影響によって、黒く写ったスズメをカラスと誤認識したと考えられる。
- ② 右図(例②)今回作成した認識AIのモデルは、背景が空であるカラスを対象とする場合、比較的高い精度で認識できることが確認できた。しかしながら、図10のように、背景が建物などの物体であるカラスを対象とした場合は、認識精度は低かった。これは、今回採用した学習画像において、背景が空であるカラス画像が多かったためであると考えられる。図10のような画像に対しても認識が行えるようにするために、カラスと認識できなかったカラス画像を学習画像に追加して、改良モデルを作成したが、サンプル数が少なかったため、あまり効果がなかった。

< 認識精度が低下する例① >



< 認識精度が低下する例② >



(9) シングルボードコンピュータ【Jetson Nano】と【Jetson TX2】の性能比較 ※いずれもNVIDIA社製

① 性能比較の目的

製品化(従来の発報機へのAI機能搭載)において、どちらのシングルボードコンピュータが適しているかを検証するため

② Jetson NanoとJetson TX2の仕様 (※ 下記の表において、動作・製品化の際に優れている方を赤字で表示)

<表2 Jetson NanoとJetson TX2の仕様>

	Jetson Nano	Jetson TX2
GPU ※1	128コア Maxwell	NVIDIA Pascal™、256 個の CUDA コア
CPU ※2	Quad-core ARM A57	HMP Dual Denver 2/2 MB L2 + Quad ARM® A57/2 MB L2
メモリー ※3	4 GB 64 ビットLPDDR4 25.6 GB/秒	8 GB 128 ビット LPDDR4 59.7 GB/秒
必要電力	5 W	7.5 W
価格 (税抜き)	12,800 円	45,900円
比較結果	Nanoの方が省電力で、価格が安い	GPU、CPU、メモリーといった機能はTX2の仕様が優れている

※1 画像解析に必要な計算処理が得意なプロセッサ。コア数が多いと、高性能となる。※2 コンピュータ上において、制御・演算を行うプロセッサ。

※3 動作速度に影響する。メモリーの容量が少ないと、パソコンの動作は遅くなる傾向がある。

ポイント TX2の方が使用は上だが、価格が高く、製品化の上でネック。廉価のNanoでどれくらいの機能差ができるか？

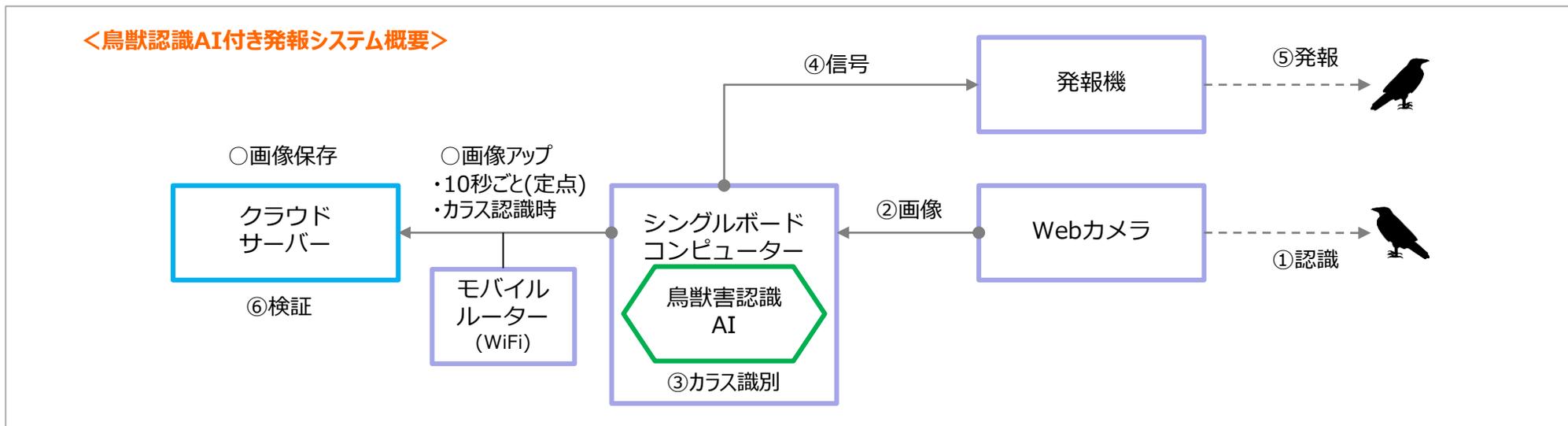
③ 検証結果：処理速度・処理可能な画像の解像度・同時に処理できるカメラの台数について

<表3 Jetson NanoとJetson TX2の性能比較表>

	処理速度 (画像1枚当たり)	解像度	同時に処理できるカメラの台数
Jetson Nano	0.5秒 前後	1920 × 1080	1台まで
Jetson TX2	0.2秒 前後	640 × 480	1台まで
比較結果	TX2が処理速度が速いが差は0.3秒程度	Nanoの方が大きい画像を扱えるため、カラス画像が圧縮されずに処理可能	処理可能台数は同じ

結果 今回の性能比較検証において、Jetson NanoとJetson TX2は性能的に大きな差はなかった

(10) 今回構築した鳥獣認識AIシステムの概要と結果・評価のまとめ



● 学習画像の選定や認識するための閾値の設定が認識精度の向上につながる

学習画像に「カラス」に加えて「人物」も追加したで、黒い服を着た人物の誤認識が解消。また、閾値の設定を行い、遠方の逆光により黒く写る物体の誤認識を防ぐことができた。今後、カラスと同じような特徴（色や形状など）を持つ物体を学習させることにより、さらなる精度向上が期待できる。

● 認識精度が低下する条件への対応に向けて、使用カメラの精度および、設置環境への対応が必要である

今回の検証で、近くにいる黒く写ったスズメをカラスと誤認識されるのを防ぐことはできなかった。原因としては、今回使用したカメラが一般的な性能で表現できる明るさの幅に限界があるためと考えられる。この問題解消には、画像上でより広い明るさを表現できるHDR（High Dynamic Range）カメラの採用などを検討する必要がある。

また、採用した学習画像は、「背景が空であるカラス画像」が多かったため、背景が建物などの物体であるカラスの認識率は低かった。認識AIモデルが様々な環境で対応できるようにするためにも、設置した場所での画像を保存し、モデルに学習させることが必要である。

● シングルボードコンピュータは比較的廉価な機材でも対応できる

Jetson NanoとJetson TX2の「処理速度」、「処理可能な画像の解像度」、「同時に処理できるカメラの台数」の3つの項目に関する性能比較について大きな差は認められず、製品化を考えた際に安価であるJetson Nanoでも十分利用できると考える。

● 製品化に向けた課題

- ・ 認識モデルの精度向上（様々な場所における学習画像の収集、カメラの選定）
- ・ 機器の動作安定確認、不具合を起こした場合の対応
- ・ 夏の暑さやインターネットの環境などの外的環境への動作耐性
- ・ AIを搭載した一体型のAnikonの開発

本事業結果にもとづく、今後の展開

今回は、AI画像認識モデルの精度と、モデルと発報機のタイムリーな接続・機能連動を中心に検証をおこない、一定の成果をあげることができた。

この成果をもとに、AI機能付きの鳥獣害撃退機としての製品をつくりあげていくにあたり、下記に挙げた課題・展開をクリアしながら、鳥獣害被害という社会性の高い課題をAI・IoTソリューションにより解決する取組を目指します。

<今後の取組みテーマ>

- ①小型化
- ②他社のデバイスとの相性テスト
- ③用途別への過負荷運用テスト
- ④AI関係企業との連携・接続テストの高速対応
- ⑤モジュールの自由な提供・テスト・低価格化
- ⑥通信機器の接続困難地域での運用テスト
- ⑦低コスト化（世界標準） 最低限機能の集約
- ⑧オプションパーツの整理（客先要望に即対応） 機能拡張・単価計上
- ⑨データ取得に関連する通信環境
- ⑩画像データベースの管理