

深層学習を用いたイノシシ検出モデルの構築と汎化性能の評価

Development of a Wild Boar Detection Model

Using Deep Learning and Evaluation of Generalization Performance

中川 竣介† 山本 慶悟† 松尾 玲亜† 廣瀬 誠† 高橋 完‡ 山端 直人§ 江崎 修央†

Shunsuke Nakagawa Keigo Yamamoto Rea Matsuo Makoto Hirose Osamu Takahashi Naoto Yamabata Nobuo Ezaki

1. はじめに

令和 5 年度の国内における農作物への害獣による被害は、163 億円となるなど深刻な問題となっている[1]。特にイノシシによる被害はシカに次いで多く、全体のおよそ 2 割を占める。害獣駆除の一つとして罾猟があるが、効率的な捕獲には適切な場所への檻の設置が重要であり、獣種と出没頻度を正確に把握することが重要である。

これまでに我々の研究室では、害獣種特定のための害獣識別器を開発してきた[2]。従来の検証において高い識別精度を示していたが、それは特定の地点で撮影された画像に限定されたものであった。実運用においては、様々な地点での利用を考慮する必要があるため、汎用的な識別器が必要となる。そこで、本研究ではイノシシ識別器の汎化性能を評価するため、学習に使用していない異なる地点で撮影された画像を用いて検証を実施した。これにより異なる環境条件下で高い識別性能の維持が可能かを検証し、実運用に向けた識別器の有効性を評価する。

2. 害獣識別器の構築方法

識別器の概要を図 1 に示す。イノシシの識別において、成獣と幼獣のイノシシの特徴量に大きな違いがみられたため、これらを分類し 2 つの識別器を構築する[3]。成獣のイノシシ識別器の学習は小型檻付近に出没した成獣のイノシシの画像 2300 枚を利用した。検証には学習データと異なる地点の画像を 100 枚利用した。また、幼獣のイノシシの識別器の学習は小型檻付近に出没した幼獣のイノシシの画像 1000 枚を利用した。検証には学習データと異なる地点の画像を 100 枚利用した。学習および検証に用いた画像の例を図 2 に示す。

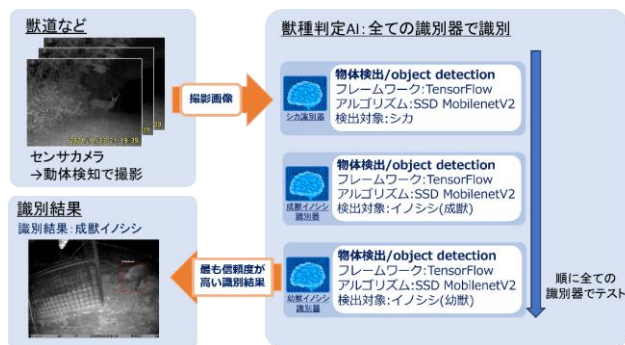


図 1 識別器の概要

イノシシは夜間のほとんどであり、日中での識別器の利用は考慮する必要がないため、利用した画像は全て夜間に撮影した撮影したグレースケールの画像である。

構築には TensorFlow を用いて物体検出アルゴリズムの SSD MobileNetV2 を利用し、転移学習を行い構築する。本システムでは、入力される画像に対して獣種ごとに分けて構築したすべての識別器で識別するため、処理時間を考慮し、軽量なアルゴリズムを選定した。



図 2 学習・検証画像例

3. 実験条件

識別の際の最適な閾値決定のため、精度比較検証を行う。閾値を 0.4 から 0.8 まで 0.1 ごとに変化させ比較することで、システムに必要な要件に対し、最適な閾値を決定する。ここで述べる閾値とは、物体を検出した際の確信度スコアの下限値を表す。識別器の評価指標として適合率、再現率、F0.5 を用いた。害獣を検出する際、害獣がいない時にいると判定してしまう誤検出を避けたいため、適合率を重視して評価する。適合率が 100% となる条件で再現率が高い識別器を構築することを目的とするため、評価指標として F0.5 を用いる。また、従来の検証結果と比較することで、汎化性能を評価する。成獣イノシシ識別器における従来の検証結果を表 1、幼獣イノシシ識別器における従来の検証結果を表 2 に示す。

表 1 従来の成獣イノシシの検証結果 [%]

閾値	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
適合率	98.2	100.0	100.0	100.0	100.0
再現率	86.0	83.5	74.0	49.0	28.0
F0.5	95.5	96.2	93.4	82.7	66.0

表 2 従来の幼獣イノシシの検証結果 [%]

閾値	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
適合率	71.2	78.9	81.4	94.5	91.6
再現率	86.0	83.0	78.0	55.0	12.0
F0.5	73.7	79.7	80.7	82.6	39.4

†鳥羽商船高等専門学校 National Institute of Technology, Toba College

‡株式会社アイエスイー ISE Corporation

§兵庫県立大学 University of Hyogo

4. 実験結果

4.1 成獣イノシシの識別器の評価

成獣イノシシの適合率、再現率、F0.5 を表 3、検出成功例と失敗例を図 3 に示す。学習に用いていない地点で撮影された画像に対しても高い識別精度を維持しており、閾値 0.5、0.6、0.7、0.8 のとき、誤検出がなく適合率 100%を達成しており、システムに必要な要件を満たしている。このうち閾値 0.5 のとき F0.5 が最も高くなったことから、この条件での識別器を利用する。検出漏れも少なく、高い再現率を保っていることから、この識別器は高い汎化性能を持っていると言える。

未検出となった成獣イノシシは、胴体が背景と同化しやすい模様パターンであるとともに、学習データのうち少数割合の模様パターンであったことが原因であると考えた胴体の模様パターンに着目し、学習データ割合が少ない模様のイノシシを学習することで識別精度が向上すると考えた。

表 3 成獣イノシシの適合率・再現率・F0.5 [%]

閾値	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8
適合率	97.2	100.0	100.0	100.0	100.0
再現率	98.1	95.3	91.7	81.5	63.0
F0.5	97.5	98.5	97.1	93.0	84.0



(a)検出成功例 (b)検出失敗例

図 3 成獣イノシシの検出成功例と失敗例

4.2 幼獣イノシシの識別器の評価

幼獣イノシシの適合率、再現率、F0.5 を表 4、検出成功例と失敗例を図 4 に示す。また、誤検出した画像の例を図 5 に示す。成獣のイノシシの識別器と比較して、識別精度は悪く、閾値 0.8 のときのみ適合率 100%を達成した。閾値 0.4 のとき、図 5(a)のように誤検出対象は植物や岩などがあつた。しかし、閾値 0.5 以上のときの誤検出した対象は図 5(b)のような成獣のイノシシのみであった。害獣識別器の運用において、幼獣のイノシシ識別器が成獣のイノシシを誤検出することは問題とならない。よって、閾値 0.5 以上の条件の識別器において誤検出はあるが考慮する必要がないため、閾値 0.5 以上の識別器から最適な識別器を決定する。したがって、閾値 0.5 のとき F0.5 が最も高くなったことから、この条件での識別器を利用する。

未検出となった画像の多くは、カメラからの距離があり、小さくぼやけて映ったものの割合が大きかった。映す範囲を限定的にし、胴体が大きく鮮明に映るようにカメラの設置方法を検討することで、識別精度は向上すると考える。

表 4 幼獣イノシシの適合率・再現率・F0.5 [%]

閾値	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8
適合率	94.6	98.3	99.0	98.7	100.0
再現率	91.7	85.8	71.6	58.2	53.7
F0.5	93.9	92.7	85.5	77.1	72.0



(a)検出成功例 (b)検出失敗例

図 4 検出成功例と失敗例



(a)閾値 0.4 の誤検出例 (b)閾値 0.5 の誤検出例

図 5 誤検出例

5. おわりに

本研究では、イノシシ識別器における汎化性能を評価した。成獣、幼獣ともに高い汎化性能を持っており、誤検出がなくシステムに必要な要件を満たした識別器であると言える。未検出となった画像に対しては、学習枚数の増加や、カメラ設置方法、学習データパターンの検討により識別精度向上を図る。誤検出がない条件で、未検出を減らすことで、より効率的な捕獲が期待できる。

謝辞

本研究は、福島国際研究教育機構(F-REI)における農林水産研究の推進委託事業「先端技術を活用した鳥獣害被害対策システムの構築・実証」テーマ(3)の助成を受けたものです。ここに深く感謝申し上げます。

参考文献

- [1] 農林水産省、“野生鳥獣による農作物被害の推移(鳥獣種類別)”
”https://www.maff.go.jp/j/seisan/tyozyu/higai/hogai_zyoukyou/attach/pdf/index-40.pdf,
(2025 年 1 月 16 日参照)
- [2] 姫子松 宏太、辻 陸玖、出江 幸重、北原 司、中古賀理、江崎 修央、高橋 完、山端 直人、“害獣檻における自動誘引のためのシカ検出と給餌パターンの導出”、映像情報メディア学会技術報告、46(6)、pp.7-11(2022)
- [3] 中島 彩奈、奥 浩之、茂木 和弘、白石 洋一、“深層学習と動体検出を組み合わせた動画からの害獣認識手法”、産業応用工学会論文誌、Vol.9、No.1、pp.38-45、(2021)