

深層学習による自動撮影カメラ画像のエゾシカ検出技術の開発

近藤 正一, 全 慶樹, 藤澤 怜央, 堀 武司

Development of Technique for Yezo Sika Deer Detection in Time-lapse Camera Images using Deep Learning

Shouichi KONDOU, Keiki ZEN, Reo FUJISAWA, Takeshi HORI

抄 録

北海道ではエゾシカによる農林業被害や交通事故等の問題が起きており、捕獲による個体数の管理が行われている。銃器に比べて安全性が高いことや捕獲個体の有効活用のしやすさから囲いワナによる捕獲が注目されており、効果的に捕獲を行うためにはエゾシカが多く出没する場所にワナを設置することが重要である。捕獲候補地に一定期間自動撮影カメラを設置し、撮影された画像から得たエゾシカの出没情報をもとに設置場所を選定することは非常に効果的であるが、画像の確認作業に手間がかかるという課題がある。

本研究では、自動撮影カメラで撮影された画像の確認作業を省力化するために、深層学習による物体検出技術を用いてエゾシカを検出する技術を開発した。また、牧草地での撮影画像に開発した手法を適用し有効性を確認した。

キーワード：エゾシカ, 深層学習, 物体認識, 画像解析

Abstract

In Hokkaido, since Yezo sika deer have caused damage to agriculture and forestry, traffic accidents, and other problems, management of their population by capture has been implemented. The use of enclosure traps is attracting attention because they are safer than firearms and can capture live animals. For effective capture, it is important to set traps in places where Yezo sika deer often appear. When selecting a location, it is effective to install an automatic camera at the potential capture site for a certain period of time and use the information on the appearance of Yezo sika deer obtained from the captured images. However, there is a problem that it takes time and effort to check the images.

In this study, we developed a technology for detecting Yezo sika deer using object detection technology based on deep learning in order to automate the confirmation process of images taken by automatic cameras. In addition, the effectiveness of the developed method was confirmed by applying it to images taken in a pasture.

KEY-WORDS : Yezo sika deer, Deep Learning, Object Recognition, Image analysis

1. はじめに

1990年代以降に北海道においてエゾシカの数が増加した結果、エゾシカによる農林業被害額は約38億円（令和元年度）に達し、交通事故は年間2,000件を超える水準で発生している。そのため、北海道では、平成22年度から緊急対策を開始し、狩猟の規制緩和や市町村が行う駆除への支援などを行って生息数の削減に努めている。また、エゾシカの食肉としての有効活用も推進されている。食肉として活用する場合、肉質の安定化や衛生的な処理の面から、生きた状態での捕獲が望ましい。

エゾシカによる農業被害額のうち、約半分は牧草被害が占める。牧草被害を低減するためには、加害個体を直接捕獲することが有効であるが、牧草地では非積雪期の夜間に出没するエゾシカが多いことから、銃器によって捕獲することが困難である。囲いワナは、銃器が使用できない夜間にも捕獲可能であり、加害個体を複数頭まとめて生体で捕獲可能なことから、有用な捕獲手法として注目されている。一方で、囲いワナは、物理的な制約により移設に係るコストが高いため、効果的な捕獲のためには、適切な場所にワナを設置することが重要である。

設置場所を選定するためには、事前調査等によりあらかじめエゾシカの生息に関する情報を収集することが重要である。エゾシカの生息情報の調査手法には、住民等に出没情報を確認する「聞き取り調査」や、食痕や糞、足跡などの痕跡からエゾシカが出没しやすい場所を特定する「痕跡調査」、GPS首輪などの電波発信機を装着し、個体の行動を追跡する「テレメトリー調査」、カメラの前を通過した動物を自動的に撮影できる赤外線センサー付きのカメラ（自動撮影カメラ）を活用した「自動撮影法」等がある。それぞれの手法には長所と短所があるが、エゾシカがどこに出没したかを写真により直接確認できることから、自動撮影法はワナ設置場所選定に適した方法である。しかし、撮影された画像を目視で確認し集

計する作業に時間がかかることが課題である。

そこで、本研究では、自動撮影カメラで撮影された画像の確認作業の省力化を目的として、深層学習による物体検出を用いて監視カメラ画像に写ったエゾシカを検出する手法を開発した。

2. 自動撮影法



図1 自動撮影カメラ

自動撮影カメラ（図1）は、人感センサーが反応した際に自動的に撮影する機能がついた装置で、屋外に設置し野生動物のモニタリングや防犯目的で使用される。センサーの反応距離は20～30mのものが多い。また、図2に示すように赤外線LEDフラッシュにより夜間でも撮影可能である。

自動撮影法は、複数のワナ設置候補場所に一定期間自動撮影カメラを設置し、各カメラで撮影されたエゾシカの頭数の多少を比較することで、ワナ設置場所の選定を行う。



図2 自動撮影カメラで撮影されたエゾシカ画像（左：昼間、右：夜間）

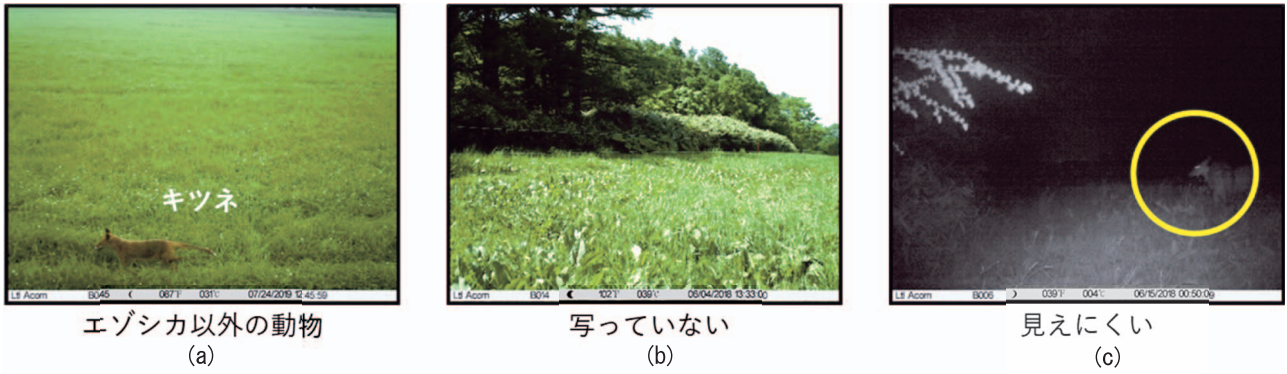


図3 エゾシカ以外が写った画像やエゾシカが見えにくい画像

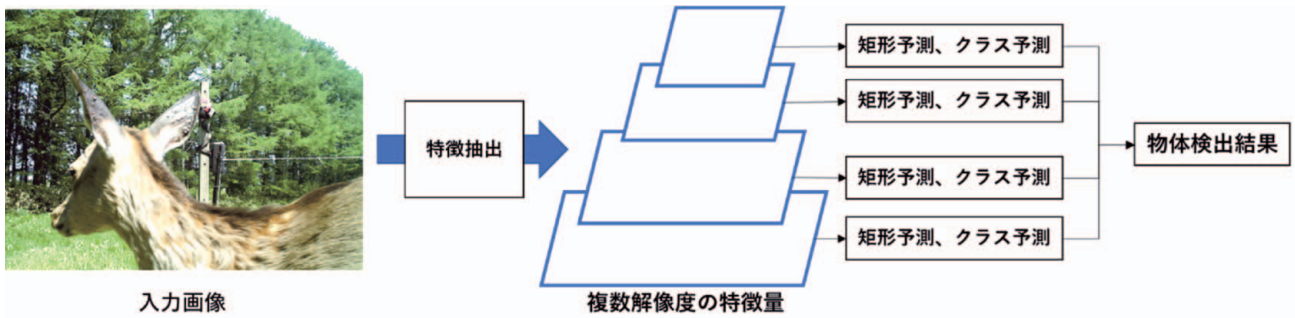


図4 RetinaNetによる物体検出

人感センサは、周囲と温度差のある動物や物体の動きを感知するため、図3(a)に示すようにエゾシカ以外の動物や、図3(b)に示すように太陽光で熱を帯びた草や葉の動き等でも撮影される場合がある。また、夜間の撮影画像は図3(c)に示すように被写体が見えにくい場合も多い。そのため、撮影された全ての画像についてエゾシカの存在の有無を確認する必要がある。

エゾシカ調査のための手引書¹⁾では、捕獲の1ヶ月～1ヶ月前に、候補地に最低6台の自動撮影カメラを2週間～4週間程度の期間設置することを推奨している。調査から捕獲までの期間が短いため、迅速に撮影データの集計を実施する必要がある。目視での画像確認に係る時間は一枚当たりでは数秒程度でわずかだが、撮影される画像は数千枚から数万枚に及ぶこともあり、数日がかりの作業となる場合がある。

3. 深層学習によるエゾシカ検出技術

3.1 深層学習による物体検出

画像内のエゾシカを検出するために、深層学習による物体検出手法であるRetinaNet²⁾を用いた。RetinaNetは画像内の物体の位置及び、その物体が何であるかを推定する手法である。RetinaNetは図4に示すように、複数解像度の特徴抽出をすることで、高精度かつ高速な処理を実現している。入力画像の画素値を物体検出をしやすい数値に変換する特徴抽出部分はResNet-152³⁾+FPN⁴⁾を用いた。特徴抽出、矩形予

測及びクラス予測部分のネットワークの係数は画像と物体位置がペアになったデータセットを学習することで決定される。

3.2 データセット

2010年～2017年に北海道の牧草地及び森林で撮影したエゾシカが写った画像19,681枚(44,004頭)を収集し、画像内に含まれるエゾシカの外接矩形を人手により付与(図5)してデータセットを作成した。



図5 学習用データセット作成の様子

3.3 学習と精度検証

作成したデータセットのうち、17,713枚(39,495頭)のデータをRetinaNetのネットワークの学習に使用し、残りの1,968枚(4,509頭)のデータを学習済みネットワークの検出性能

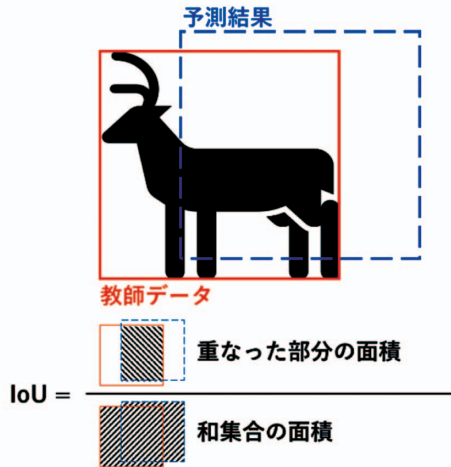


図6 IoU(Intersection over Union)

の検証に用いた。また、学習は繰り返し50回行った。学習済みのネットワークにより検出されたエゾシカ検出結果について、図6に示したIoU (Intersection over Union)を計算し、IoUが0.5以上のときに検出成功とした。IoUは0～1の値を取り、2つの領域の重なり具合を表す指標で、完全に重なっている場合に1、全く重なっていない場合に0となる。閾値は0.5～0.95の間で評価されることが多いが、エゾシカの有無を確認する目的においては、位置や大きさは重要ではないため0.5を閾値とした。RetinaNetの計算はNVIDIA社のGPU GeForce GTX 1080 Tiを用いて行い、画像一枚当たり約0.17秒で実行可能だった。目視での計測では一枚当たり約3.2秒かかるため、約1/19の時間で処理可能である。

表1 エゾシカ検出結果

検証に使用した頭数	4,509
正しく検出できた頭数	4,259
検出できなかった頭数	250
誤検出数	135

表1に検出結果を示す。検出できたエゾシカの頭数は4,509頭中4,259頭となり、全頭数に対する検出できた頭数の割合を表す再現率は94.5%となった。図7に検出成功例を示す。身体の向きや姿勢、撮影の時間帯を問わず、複数頭写っている場合や全身が写っていない場合等、様々な条件でエゾシカを検出可能であることを確認できた。

検出できなかったエゾシカ頭数は250頭、IoUが0.5未満またはエゾシカ以外のものを検出した誤検出数は135となった。図8に検出失敗例を示す。遠方において小さく写っている個体や、二頭以上が重なって写っている場合に検出できていない例が多かった。また、障害物等により身体の一部が写っていない場合に、一頭を複数頭として誤検出する例が多かった。上述のように検出失敗する場合はあるが、エゾシカの頻出場所を把握する目的としては十分な精度で検出できていると考えられる。

4. 牧草地での撮影画像への適用

牧草地に設置した複数の自動撮影カメラで撮影した画像に対して、3章で学習したRetinaNetによるエゾシカ検出結

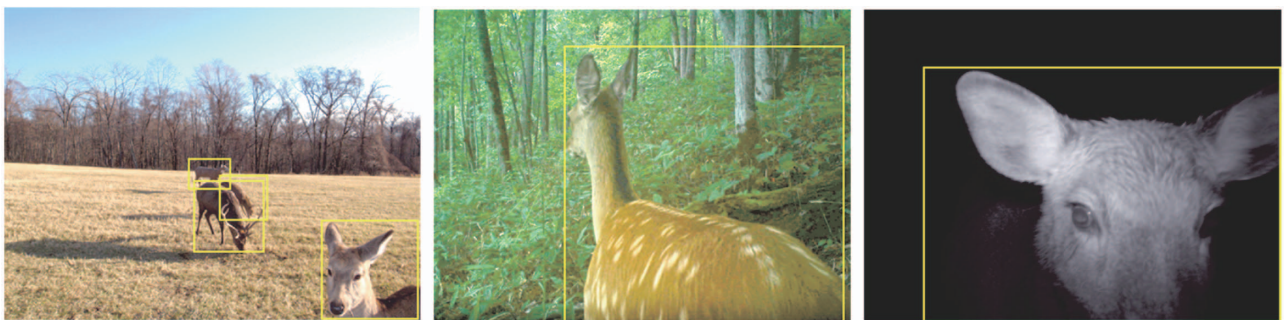


図7 エゾシカ検出成功例



図8 エゾシカ検出失敗例 (破線枠：検出失敗, 実線枠：検出成功)



図9 自動撮影カメラの設置位置

果からカメラ毎のエゾシカ検出頭数を算出し、目視でカウントした結果と比較をすることで評価を行った。

自動撮影カメラは、図9に示すようにワナ設置候補の草地の林縁沿いに約25m間隔で48台設置した。これは、使用した自動撮影カメラの人感センサの最大反応距離が25mであることから、森林から牧草地に侵入するエゾシカを見逃すことな

く撮影するためである。設置は、図10に示すように地面に打ち込んだ杭に自動撮影カメラを括り付けることで行った。括り付ける高さは、地上から1～1.5mの高さとし、カメラの向きは隣のカメラが写り込む方向とした。

図11に提案手法によるエゾシカ頭数の算出結果と目視によりカウントした結果を示す。検出漏れや誤検出はあるものの、提案手法と目視ではほぼ同じ傾向の結果が得られた。



図10 牧草地の林縁沿いに設置した自動撮影カメラ

また、検出漏れが多かったカメラB014とカメラB021、誤検出が多かったカメラB032の検出失敗例を図12に示す。

B014とB021については、いずれもカメラからの距離が遠い個体の検出ができなかったが多かった。B014の例は、群れのうちカメラからの距離が近い個体にセンサが反応して撮影した際に、遠くの個体も写り込んだものと思われる。B021の例は、センサの反応距離内に動物がいないため、熱を帯びた草の揺れ等に反応して撮影した際に、たまたま遠くにいたエゾシカが写り込んだと見受けられる。エゾシカがよく通る位置にワナを設置することが目的であるため、カメラから遠

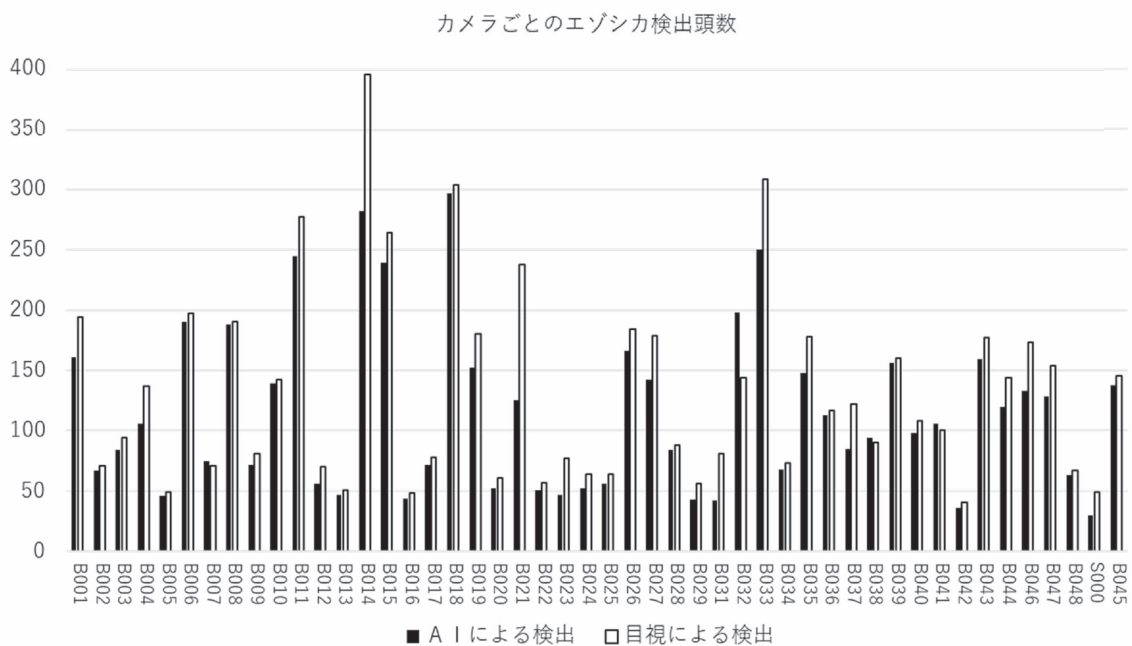


図11 牧草地の林縁沿いに設置した自動撮影カメラ



図 12 検出失敗例（破線枠：検出失敗，実線枠：検出成功）

い位置の個体が撮影されないことは問題ない。

B032については、電気柵の一部をエゾシカと識別して誤検出していた。この例のように、撮影画像に写る可能性が高いエゾシカ以外の物体については、学習用データセットに含めて学習し、エゾシカ以外のものとして検出して区別することで誤検出を防ぐことができると考えられる。

5. おわりに

本研究では、エゾシカ捕獲用ワナ設置場所選定の際の画像確認作業の省力化を目的として、深層学習による物体検出手法を用いてエゾシカを自動で検出し頭数を数える手法を開発した。

牧草地及び森林で撮影したエゾシカが写った画像19,681枚に対して、人手によりエゾシカの外接矩形を付与しデータセットを構築した。

作成したデータセットを用いて、特徴抽出部がResNet-152+FPNのRetinaNetの学習を行った結果、再現率94.5%でエゾシカの検出できた。また、画像一枚当たりの処理時間は0.17秒で、目視での計測と比較して約1/19の時間で処理できることがわかった。

牧草地に設置した複数の自動撮影カメラで撮影した画像に対して学習したRetinaNetでエゾシカ結果を行った結果、カメラごとのエゾシカ検出頭数は目視とほぼ同じ傾向の結果が得られ、本手法の有効性を確認した。

参考文献

- 1) 森林管理者のためのエゾシカ調査の手引き，北海道立総合研究機構，2017
- 2) Tsung-Yi Lin, Priya Goyal, Ross Girshick et al. : Focal Loss for Dense Object Detection, 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), (2017)
- 3) Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun : Deep residual learning for image recognition,

Proceedings of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 770-778, (2016)

- 4) Tsung-Yi Lin, Piotr Dollár, Ross Girshick et al. : Feature pyramid networks for object detection, Proceedings of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.2117-2125, (2017)