

AIを用いたエゾシカとの衝突事故防止技術に関する基礎的検討

—カメラ画像と物体検出技術を用いたエゾシカ出現検知技術の開発—

(国研) 土木研究所寒地土木研究所 寒地交通チーム ○齊田 光
(国研) 土木研究所寒地土木研究所 寒地交通チーム 奥村 航太
(国研) 土木研究所寒地土木研究所 寒地交通チーム 中村 浩

北海道における自動車とエゾシカとの衝突事故は増加傾向にあり、動物侵入防止柵の設置などのハード的な対策に加えて野生動物の道路への侵入を検知し事前に衝突事故を防止するなどのソフト的な対策技術の開発が求められている。本研究では一般的なカメラで撮影された画像からエゾシカの出現状況をAIにより検知する手法を開発し、道路へのエゾシカ侵入を検知可能であるか基礎的な検証を行ったのでその結果を報告する。

キーワード：AI、野生生物、交通事故防止、エゾシカ

1. 研究の背景および目的

北海道において、自動車と野生動物との衝突事故は都市周縁部や都市間の道路を中心に多発している。特にエゾシカと自動車の衝突事故は衝突により車両が大破する事例が多いほか乗員が死亡する場合もあり¹⁾、事故による被害が大きくなる傾向にある。また、近年における北海道内のエゾシカによる交通事故件数は増加傾向を示しており²⁾、エゾシカによる交通事故を防ぐための手法が求められている。

エゾシカをはじめとした野生動物との衝突事故を防止する方法としては、道路付近への侵入防止柵の設置²⁾や野生動物用の道路横断施設の整備³⁾などのハードウェアを用いた手法が広く用いられている。侵入防止柵等は適切に設置することで効果的に野生動物との衝突事故を防止することが可能である。一方で、これらのハードウェアによる野生動物との衝突事故対策は整備や維持管理に大きな費用を要する。また、侵入防止柵は沿道への出入口等を確保する必要がある一般道路では連続した設置が難しく、侵入防止柵に開口部を設けざるを得ないなどの課題を有している。

野生動物との衝突事故防止には、上記のハードウェアを用いた手法に加えて、野生動物が多く出現する地域や区間に関する情報提供等を行うことで運転者に注意を促す手法も実施されている。一例として、北海道開発局では過去5年間のエゾシカと自動車の衝突事故発生状況を集計し、衝突事故多発区間を示した地図を公表することで運転者への注意を呼び掛けている⁴⁾。また、エゾシカが多数出現する地域では従来の道路標

識に加えてエゾシカ出現に関する路面標示を行うことで運転者に注意を促す取り組みが行われている⁵⁾。これらの取り組みは侵入防止柵や道路横断施設の整備と比較して安価に実施することが可能である。このため、ハードウェア的な対策に加えて野生動物出現に関する情報を運転者へ適切かつ迅速に提供するなどのソフトウェア的な対策を行うことで、野生動物との衝突事故をより効果的に防止できる可能性がある。

2025年現在において、野生動物との衝突事故多発区間に関する情報提供や注意を促す路面標示は頻繁に更新を行うことが難しいため、リアルタイムな野生動物の出現状況を用いた運転者への注意喚起を行うことは困難である。しかしながら、何らかの方法で野生動物の道路への侵入を検知する手法が安価に実現できれば、野生動物の道路への侵入を検知した場合に道路情報表示板や運転者が保有する情報端末、ETC2.0路側機とカーナビゲーションシステム等⁶⁾を通した具体的な野生動物出現状況を表示することが可能となり、注意喚起の効果が高まると考えられる。さらに、道路への野生動物侵入検知がリアルタイムに可能となれば、高規格道路等において交通規制を実施すべきかを迅速に判断できるようになり、野生動物との衝突事故対策に活用できる可能性がある。

そこで本研究では、リアルタイムな野生動物出現情報の提供による衝突事故防止技術を実現することを目指し、その要素技術としてAI技術とカメラ画像を用いたエゾシカの出現状況自動判別技術の開発およびエゾシカ出現検知の可能性に関する基礎的な検証を行ったので結果を報告する。

2. AIを用いたエゾシカの出現検知方法の開発

本研究では、エゾシカの出現検知手法として画像に映っている特定の物体を検出する物体検出AIを使用し、道路周辺を撮影した画像からエゾシカの出現有無および出現箇所を自動判別する手法を開発した。詳細を以下に示す。

(1) 野生動物検出に用いる 物体検出AI

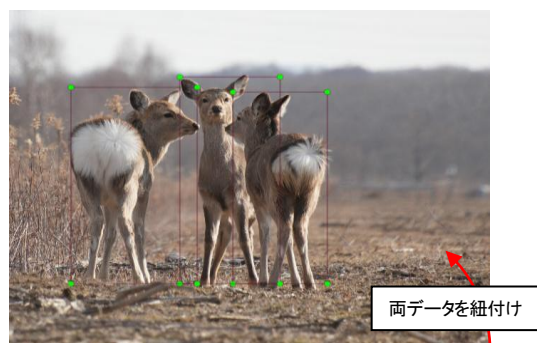
本研究はエゾシカ等の野生動物の出現状況をリアルタイムに自動判別することを目的とするため、高精度かつ高速に画像中の野生動物を検出可能なアルゴリズムを使用する必要がある。このため、本研究では物体検出アルゴリズムとして広く用いられているYOLO12⁷⁾のうち、アルゴリズムが単純で高速な検出が可能なYOLO12s (パラメータ数：約930万) を使用して画像中からエゾシカを検出するAI (エゾシカ検出AI) を作成した。物体検出アルゴリズムは一般に入力画像の解像度が大きいほど検出精度が向上するが、本研究では一般的な道路CCTVカメラで撮影された画像をもとに野生動物の検出を行う場合などを想定し、入力する画像の解像度を最大で幅720ピクセルまたは高さ720ピクセルとした。

なお、YOLO12sは初期状態で乗用車やトラック、犬、猫や馬などを含む80種類の物体を検出可能であるが、エゾシカを検出することは不可能である。このため、次節に示す方法でエゾシカの検出を可能とするための学習用データセットを作成しYOLO12sの追加学習を行うことでエゾシカ検出AIを作成した。

(2) エゾシカ検出AIの作成に用いるデータセット

本研究では、エゾシカ検出AIの作成を行うためにシカが映っている画像および画像中のシカが映っている領域を示す座標データを一組としたデータ (図-1) を作成した。シカが映っている画像は幅1920×高さ1080ピクセルまたは幅1080×高さ1920ピクセルであり、YOLO12sの追加学習に用いるときは幅720×高さ480ピクセルまたは幅480×高さ720ピクセルに縮小した。また、画像中のシカが映っている領域を示す座標データはlabellmgを用いて目視により画像からシカが映っている領域の座標を入力することで作成した。

エゾシカ検出AIの作成に用いるデータセットは、エゾシカが映っている画像1,111枚を用いて作成した (データセット1)。また、本研究ではエゾシカ検出AIによる検出精度向上を目的として、エゾシカと形態が類似しているホンシュウジカが映っている画像953枚を用いて追加のデータセット (データセット2) を作成し、エゾシカ検出AIの作成に用いた。なお、データセット1およびデータセット2に含まれる画像はいずれも日中に撮影されたものを用いた。



(a) シカが映っている画像

80	0.601098	0.662306	0.093023	0.340601
80	0.551680	0.648861	0.098837	0.367496
80	0.457203	0.658067	0.124354	0.349079

(b) シカが映っている領域を示す座標データ

図-1 エゾシカ検出AIの作成に用いるデータセット

3. AIを用いたエゾシカ出現検知方法の精度検証

(1) エゾシカ検出AIの精度検証の方法

本研究では前章に示したAIアルゴリズムおよびデータセットを用いてエゾシカ検出AIを作成し、AIによるエゾシカの検出精度を検証した。検証に用いるエゾシカ検出AIには、2.(2)で示したデータセット1のみを用いて作成したAI (エゾシカ検出AI-1) およびデータセット1とデータセット2の両方を用いて作成したAI (エゾシカ検出AI-1+2) の2種類を用いた。エゾシカ検出AIの精度検証では、データセット1およびデータセット2に用いた画像以外のエゾシカが映っている画像343枚から2.(2)で示した方法により検証用データセットを作成し、エゾシカ検出AI-1およびエゾシカ検出AI-1+2を用いて検証用データセットの画像からエゾシカの頭数および出現位置を推定した。その後、検証用データセットに含まれるエゾシカの頭数および出現位置 (正解データ) とエゾシカ検出AIにより推定されたエゾシカの頭数および出現位置を比較し、検出の適合率 (エゾシカ検出AIにより出現が検出された場合に実際にエゾシカが出現していた事例の比率を示す指標)、再現率 (実際にエゾシカが出現していた場合にエゾシカ検出AIにより出現を検知できた事例の比率を示す指標) およびF-score (適合率と再現率の調和平均値) を算出しエゾシカの検出精度を検証した。さらに、エゾシカ検出AIによるエゾシカが映っている領域の推定結果と検証用データのエゾシカが映っている領域のIoU (Intersection over Union) を求め、IoUが0.50、0.55、…、0.95をそれぞれ超えた場合における平均適合率mAP (mean Average Precision) の平均値 (mAP50-95) を求めた。なお、適合率、再現率、F-scoreおよびmAP50-95はいずれも0から1の間の値をとり、これらの値が大き

表-1 エゾシカ検出 AI の検出精度検証結果

	適合率	再現率	F-score	mAP 50-95
エゾシカ検出 AI-1 : エゾシカが映っている画像のみを使用して作成	0.806	0.734	0.768	0.470
エゾシカ検出 AI-1+2 : エゾシカおよびホンシュウジカが映っている画像を使用して作成	0.859	0.746	0.799	0.507

いほど高精度な検出ができていていることを示す。これにより、入力した画像中にエゾシカが存在しているか、および画像中にエゾシカが存在している場合にエゾシカが映っている領域を正しく推定できているかの双方について検証を行った。さらに、より実践的な状況下におけるエゾシカの検出精度を確認するために、実際に道路上にエゾシカが出現したときにドライブレコーダーにより撮影された動画データを用いてエゾシカ検出AIによる検知の可能性について検討を行った。

(2) エゾシカ検出AIの精度検証の結果

a) 検証用データセットを用いた検出精度検証結果

表-1にエゾシカ検出AI-1およびエゾシカ検出AI-1+2を用いて検証用データセットからエゾシカの検出を行った時の適合率、再現率、F-scoreおよびmAP50-95をそれぞれ示す。エゾシカが映っている画像のみを使用して作成したエゾシカ検出AI-1では適合率が0.806および再現率が0.734であった。この結果はエゾシカ検出AIによりエゾシカが出現したと判定された場合には80%程度の確率で実際にエゾシカが出現していることを示している。また、上記の結果は実際にエゾシカが出現していた場合にエゾシカ検出AIが70%以上の確率で出現を検知できることを示している。また、上記の適合率と再現率から求めたエゾシカ検出AI-1のF-scoreは0.768であり、海外におけるAIを用いた野生動物検出に関する事例⁹⁾と比較して概ね同等の精度でエゾシカの検出が可能であることが示された。

画像中におけるエゾシカ出現位置の正確性に着目すると、エゾシカ検出AI-1のmAP50-95は0.470であった。図-2は画像中の実際のエゾシカの位置を示す正解データ（図中(a)の青枠で示す領域）とエゾシカ検出AI-1によるエゾシカの検出結果（図中(b)の青枠で示す領域、青枠左上の値は検出の信頼度）を示す。エゾシカ検出AI-1を用いた場合は、エゾシカの周囲に遮蔽物が少ない条件下ではエゾシカ検出AI-1により画像内に1頭の



(a)正解データ



(b) エゾシカ検出 AI-1 による検出結果

図-2 検証用データ中の正解データとエゾシカ検出 AI-1 による検出結果の比較（遮蔽物が少ない条件下）



(a)正解データ



(b) エゾシカ検出 AI-1 による検出結果

図-3 検証用データ中の正解データとエゾシカ検出 AI-1 による検出結果の比較（遮蔽物が多い条件下）



(a) 正解データ



(b) エゾシカ検出 AI-1+2 による検出結果

図-4 検証用データ中の正解データとエゾシカ検出 AI-1+2 による検出結果の比較（遮蔽物が少ない条件下）



(a) 正解データ



(b) エゾシカ検出 AI-1+2 による検出結果

図-5 検証用データ中の正解データとエゾシカ検出 AI-1+2 による検出結果の比較（遮蔽物が多い条件下）

エゾシカがいることを正しく検出でき、かつAIによる検出結果と実際の出現位置はおおむね一致した。一方で、エゾシカの周囲に草木等の遮蔽物が多く存在する条件下では、図-3に示すようにエゾシカ検出AI-1が検出に失敗する事例が見られた。また、図-3に示した事例のほかにもエゾシカと形状や色が似ている物体をエゾシカであると誤検出する事例が見られたほか、複数のエゾシカが近接して存在し、画像上に重なって映っている場合にはエゾシカの出現頭数を実際よりも少なく判定する事例も見られた。mAP50-95の算出に用いるIoUはAIにより検出されたエゾシカの頭数が実際と異なる場合に値が大きく低下するため、mAP50-95の値が小さくなった理由は上記のような誤判定に起因すると考えられる。

図-4はエゾシカの周辺に遮蔽物等が少ない条件下における、エゾシカ検出AI-1+2によるエゾシカの検出結果と実際のエゾシカの出現位置および頭数を示す。本事例では図-2に示した事例と同様に画像内のエゾシカの出現頭数を正しく検出できた。また、エゾシカ検出AI-1+2による出現位置の判定結果ではエゾシカの頭部、胴体に加えて草により部分的に遮蔽された四肢も検出できており、エゾシカ検出AI-1による出現位置の判定結果より良好な精度で出現位置の判定が可能であった。図-5はエゾシカの周辺に遮蔽物等が多い条件下におけるエゾシカ検出AI-1+2によるエゾシカの検出結果と実際のエゾシカの出現位置および頭数を示す。本事例では図-3に示した事例とは異なり、画像中央に存在するエゾシカを正しく検知できた。このようにエゾシカ検出AI-1+2によるエゾシカの検出精度はエゾシカ検出AI-1よりも高い傾向にあり、エゾシカ検出AI-1+2を用いて検証用データセットからエゾシカの検出を行った時の適合率は0.859、再現率は0.746、F-scoreは0.799、mAP50-95は0.507となった。これらの結果より、エゾシカと形態が類似するホンシュウジカが映っているデータを学習用データに追加することで、エゾシカ検出AIによるエゾシカの検出精度が向上する可能性があることが明らかとなった。

b) 道路上におけるエゾシカ出現検知精度の検証結果

図-6は日中において道路上にエゾシカが出現した場合のエゾシカ検出AI-1+2による検出試行結果を示す。本事例では100m程度離れた位置のエゾシカを目視で確認後、徐行によりエゾシカに接近したところエゾシカとの距離が60m程度となった時点でエゾシカ検出AI-1+2によりカメラ画像からエゾシカが検出された（図中(a)および(b)）。このときのエゾシカ検出の信頼度は0.5から0.6であった。その後エゾシカとの距離が短くなるとエゾシカ検出AI-1+2による検出の信頼度は上昇し、エゾシカに最も接近したときのエゾシカ検出の信頼度は0.7から0.8まで上昇した（図中(c)）。

図-7は夜間において道路上にエゾシカが出現した場合のエゾシカ検出AI-1+2による検出試行結果を示す。本事例では50m程度離れた位置のエゾシカを目視で確認後、走行速度50km/h程度から減速しつつエゾシカに接近したところエゾシカとの距離が25m程度となった時点でカメラ画像からエゾシカが1頭検出された(図中(a)および(b))。同図には図中赤矢印で示す位置(路側に2頭および道路中央線右側に1頭)にエゾシカが映っていたが、エゾシカ検出AI-1+2は路側のエゾシカのうち1頭のみを検出した。その後エゾシカ検出AI-1+2は路側のエゾシカ1頭を断続的に検出し、エゾシカと最も接近した時点ではカメラ画像からエゾシカの存在を検出することはできなかった。また、本事例ではエゾシカ検出時の検出信頼度は距離によらず0.5から0.8程度であった。

以上の結果より、本研究で作成したエゾシカ検出AIを用いると日中ではカメラから離れた位置に存在するエゾシカを検出できる可能性があることが示唆された。一方、夜間においてはエゾシカ検出AIによる検知可能

距離は日中と比較して短くなり、検出精度も低下した。夜間のエゾシカ検出が可能な距離や検出精度が小さくなる理由としては、本研究ではエゾシカ検出AIの学習用データとして夜間に撮影された画像を使用していないことなどが考えられる。また、夜間は図-7(c)に示すように車両のヘッドライトなどの光源がエゾシカを部分的に照らし、カメラで撮影されたエゾシカが日中とは異なる形状および色のように見える現象が見られ、このような現象も夜間の検出距離および検出精度低下に影響している可能性がある。これらの事例から、昼夜問わず画像からエゾシカの出現を精度良く検知するためには日中に加えて夜間のAI用学習データを用いてエゾシカ検出AIを作成すること、高解像度な画像をエゾシカ検出AIの入力に用いることやエゾシカが部分的に光源で照らされた画像等をAI用学習用データとして用いることなどが必要であると考えられる。



(a) エゾシカが検出される直前の画像



(b) エゾシカが最初に検出されたときの画像



(c) エゾシカに最も接近したときの画像

図-6 エゾシカ検出 AI-1+2 を用いた日中における道路上のエゾシカ検出試行結果



(a) エゾシカが検出される直前の画像



(b) エゾシカが最初に検出されたときの画像



(c) エゾシカに最も接近したときの画像

図-7 エゾシカ検出 AI-1+2 を用いた夜間における道路上のエゾシカ検出試行結果

4. 結論および今後の展望

本研究では、北海道において増加傾向にあるエゾシカと自動車の衝突事故を防止するための手法としてエゾシカの出現に関する詳細かつリアルタイムな情報提供手法を構築することを目的とし、研究目的の実現に必要なエゾシカの検出手法として物体検出AIとカメラ画像を用いた安価かつ簡便な手法を開発した。また、開発したエゾシカ検出手法を用いてエゾシカの出現検知状況に関する精度検証を行った。以下に本研究で得られた知見を列挙する。

- エゾシカが映っている画像から作成した学習用データを用いてYOLO12の再学習を行うことで、概ね良好な精度でカメラ画像からエゾシカの出現状況を検出可能なAIモデル（エゾシカ検出AI）を作成できることが明らかとなった
- エゾシカが映っている画像から作成した学習用データに加えて、エゾシカと形態が類似しているホンシュウジカが映っている画像をもとに作成した学習用データを併用しAIモデルの作成を行うことでより高精度なエゾシカ検出AIを作成できる可能性があることが示された
- 本研究で作成したエゾシカ検出AIを用いてドライブレコーダーで撮影された画像からエゾシカの検出を試みた結果、日中では60m程度離れた場所からエゾシカの存在および位置を概ね正しく検出することができた。一方で、夜間では画像中に映ったエゾシカが日中とは異なる形状・色となる場合があることやエゾシカ検出AIの学習用データセットに夜間の画像が含まれていなかったことなどにより検出可能距離は日中の半分未満となり、検出精度も低下した

今後はエゾシカ検出AIの検出精度を向上させるためにより多様な条件下で撮影された画像を収集することで学習用データセットを拡充するとともに、エゾシカ検出AIを用いてエゾシカの出現を車載カメラや道路CCTVカメラからリアルタイムに検知するアプリケーションおよびシステムの開発を試みる。

参考文献

- 1) 北海道警察：令和4年（2022年）エゾシカが関係する交通事故発生状況、<https://www.pref.hokkaido.lg.jp/fs/9/2/0/7/6/0/3/_/資料_1-5_エゾシカが関係する交通事故発生状況.pdf>（2025/12/23入手）
- 2) 中松徳修、金城基樹：北部国道事務所におけるヤンバルクイナロードキル対策について、国土交通省国土技術研究会論文集、2014.
- 3) 中園美紀、浅利裕伸、丸山立一：地上歩行性小型哺乳類のためのオーバーパス——高欄状構造物の効果——、土木学会論文集 G（環境）、Vol.76、No. 3、pp. 47-50、2020.
- 4) 北海道開発局：エゾシカ衝突事故マップ、<https://www.hkd.mlit.go.jp/ky/kn/dou_iji/splaat0000003n3x-att/splaat0000003n61.pdf>（2025/12/23入手）
- 5) 宝寄山颯太、富山和也、浅利祐伸：エゾシカのロードキル低減をめざした路面標示効果の検証、交通工学研究発表会講演集、Vol.45、pp. 475-479、2025.
- 6) 鈴木崇士、亀岡弘之、深澤元、佐藤哲也、原田誠、上仲才哉子：路車間通信を用いた踏切の安全対策に関する実証実験について、第23回ITSシンポジウム講演論文集、2-B-11、2025.
- 7) Yunjie Tian、Qixiang Ye and David Doermann：Yolov12: Attention-centric real-time object detectors、arXiv preprint arXiv:2502.12524、2025.
- 8) Gabriel Souto Ferrante、Luis Hideo Vasconcelos Nakamura、Sandra Sampaio、Geraldo Pereira Rocha Filho and Rodolfo Ipolito Meneguette：Evaluating YOLO architectures for detecting road killed endangered Brazilian animals、Sci Rep 14、1353、2024.