

# 害獣檻における捕獲支援システムの構築

## Construction of a Capture Support System in Vermin Cages

発表者 辻 陸玖 指導教員 江崎 修央

### 1. はじめに

農林水産省の調査によると、全国の害獣による農作物被害は、令和4年度で156億円に上る<sup>(1)</sup>。その対策として、「まるみえホカクン」<sup>(2)</sup>など、遠隔から害獣を監視し、捕獲するシステムが登場している。しかし、大型の罠猟などでは、獲物捕獲の成否が罠の設置場所と餌付け作業（檻への給餌）に大きく依存している。つまり、獣道などの獣が頻繁に出没する場所に設置し、適切な給餌をすることが捕獲効率の向上につながる。一方で、高齢化などによる地域の狩猟者や意欲のある管理者が減少する地域では、担い手不足が深刻であり、捕獲効率低下の要因となっている。

そこで、本研究では、Google Maps 上への害獣の出没状況の可視化および LINE Bot を用いた大型檻における檻内への誘引状態の提示を行う捕獲支援システムの構築を目的とする。

### 2. 捕獲支援システムの概要

本システムの概要を図1に示す。害獣対策箇所周辺に設置したセンサカメラを用いて、センサ反応時に撮影した画像をサーバに送信する。物体検出モデルを用いて獣種、出没时间を判定する。出没时间は Google Maps 上にヒートマップとして表示される。

出没时间から檻の設置位置を決定し、一定間隔で撮影した檻周辺画像に対し、物体検出モデルを用いて獣種や出没时间と回数、頭数を判定する。出没时间と回数の判定結果から誘引状態を判定し、給餌箇所と量の助言を行う。出没时间と回数、ハイライト動画は LINE Bot で毎朝通知することで、適切な給餌が行われているかを確認可能にする。これらの機能により、捕獲者は適切な罠の配置と誘引における給餌が可能であり、捕獲効率の向上に期待できる。

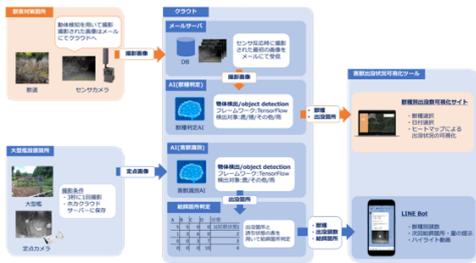


図1 捕獲支援システムの構成

### 3. 害獣出没时间の可視化

#### 3.1 害獣出没时间可視化の概要

出没时间の可視化のために、害獣対策箇所である獣道などに複数のセンサカメラを設置し、センサ反応時に撮影した画像をメールサーバに記録する。撮影した画像は動体検出を用いているため、草木の揺れなどに反応し、全ての画像に必ず害獣が写っている訳ではない。また、撮影された画像は莫大な量になるためすべてを人間が仕分けるのは不可能である。そこで、撮影された画像を対象に、機械学習を用いた獣種判定 AI を用いて、獣種判定と出没时间判定を行った。

#### 3.2 獣種判定 AI の構築と評価

害獣対策箇所周辺に設置されたセンサカメラの画像から、シカ・イノシシ・その他の計3種類の動物の検出を行うために、深層学習を用いた物体検出を行った。物体検出アルゴリズムとして、EfficientDet D0 を利用した転移学習を用いて構築した。予備実験の結果から雨の雫が害獣として検出されることがわかったため、雨の雫も検出対象に追加し計4種類の検出を行う検出器を構築した。学習に使用した画像の例を図2に示す。

表1に閾値0.8の際の適合率・再現率・正解率を示す。モデルの評価指標として、適合率、再現率、正解率を用いて精度評価を行った。ここでの適合率とは、検出対象の害獣がいると予測した中で実際にいた確率であり、再現率は、実際にいたときに検出器があると予測できていた確率である。また、正解率とは、予測した中で実際にいる数を全データ数で割った割合である。

シカ、イノシシの適合率が高いことから、害獣がいるときに獣種を判定できているため、事前に適切な罠の選定など対策方法が検討可能になる。また、全体の正解率は72.8%であるが莫大な撮影画像から草木の揺れなど害獣がいない画像を排除することができている。

表1 AI の識別精度（閾値0.8） [%]

種類	適合率	再現率	正解率
シカ	88.88	80.00	72.8
イノシシ	100.0	74.00	
その他	86.77	70.00	

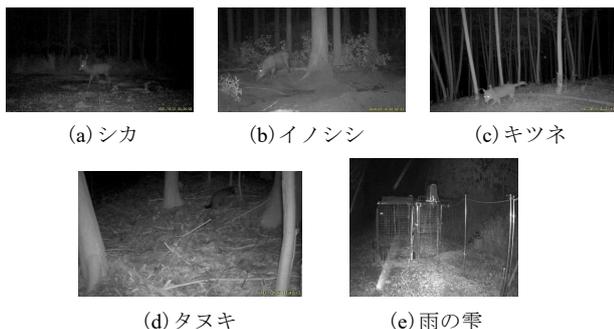


図2 学習に使用した画像の例

#### 4. 大型檻における誘引状態判定

##### 4.1 大型檻における滞在・給餌エリア

本稿では、シカを対象とした誘引状態の把握を行うこととした。図3のように対象とする大型檻における、シカの滞在位置と給餌位置を2.5mごとに分割した。なお、各領域を ABCD とアルファベットで表記する。

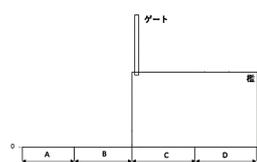


図3 大型檻における滞在・給餌エリア

##### 4.2 誘引状態判定と給餌箇所の導出

三重県内に設置した1箇所の大型檻における捕獲日以前の11日間の画像を用いて、目視でエリア別の出没数の集計を行った。集計結果から得られた誘引状態の判定条件を以下に示す。

表2 誘引状態の判定条件

誘引状態	判定条件
1	誘引状態 2, 3, 4 に該当しない場合
2	エリア B の出没率が 30% 以上の場合
3	エリア C の出没率が 6% 以上の場合
4	エリア D の出没率が 60% 以上の場合 または、前日に誘引状態 4 で、エリア D の出没率が 15% 以上の場合

表3に各誘引状態における ABCD それぞれの領域に対する給餌割合を示す。この給餌割合は、捕獲熟練者の給餌パターンを参考にした。

表3 各誘引状態における給餌割合 [%]

誘引状態	A	B	C	D
1	50	50	0	0
2	10	30	60	0
3	0	0	30	70
4	0	0	0	100

##### 4.3 誘引状態判定実験

誘引状態が正しく判定できるかについては、同一の大型檻に対して捕獲日前55日分の画像を用い、4.1節で示した誘引状態の判定条件による実験を行った。表4に、分析開始日と捕獲日前2日間の目視

確認による出没数と害獣検出 AI による出没数、誘引状態判定結果を示す。

55日分のデータを用いた結果、誘引状態の正解率は約60%、1つ違いが約28%、全く違うのが約10%であった。本システムではシカがいない時にいると判定され、誘引状態として高い状態が導出されることを防ぐ必要がある。現状、害獣検出 AI によるシカの検出数が目視確認での頭数に近く、害獣検出 AI による検出数から6割の精度で誘引状態判定が行えている。このことから害獣検出 AI を用いた出没数から誘引状態を判定できると考えられる。

表4 誘引状態判定の導出実験結果

日付	目視での出没数	害獣検出 AI による出没数	誘引状態判定結果
2022-12-01	2	0	1
2022-12-02	9	6	2
2023-02-10	14	7	3
2023-02-11	21	36	2

##### 4.4 LINE Bot による通知

害獣検出モデルでの獣種別出没箇所、回数判定結果を基にハイライト動画を作成し、LINE Bot を通じて毎朝通知する。また、ハイライト動画と同時に誘引状態と次回給餌箇所・割合の判定結果も通知する。これにより、罠の設置箇所に行かずとも害獣出没状況を把握し、誘引状態と次回の給餌判定結果を得ることが可能になる。

#### 5. まとめ

害獣の出没状況を可視化し、LINE Bot を活用して大型檻内の誘引状態の提示を行う捕獲支援システムの構築を行った。ヒートマップを用いた害獣の出没状況の可視化により、捕獲者は適切な罠の配置が可能となり、捕獲効率向上が期待される。また、LINE Bot を用いた大型檻内への誘引状態の提示を通じて、罠の設置箇所に行かずとも害獣出没状況を把握可能となった。

今後の予定として、誘引状態判定に基づいた給餌パターンを用いて檻内への誘引給餌を行い、個人差なく捕獲をすることが可能か実証する。

##### 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), (2023年), [https://www.maff.go.jp/j/seisan/tyozyu/higai/hogai\\_zyoukyou/attach/pdf/index-28.pdf](https://www.maff.go.jp/j/seisan/tyozyu/higai/hogai_zyoukyou/attach/pdf/index-28.pdf), (2024年1月10日参照)。
- (2) 株式会社アイエスイー, 『ロボットまるみえホカクン』, <https://www.ise-hp.com/products/robotmarumiehokakun/>, (2024年1月10日参照)。