

獣害檻向け自動給餌システムの開発

生産システム工学専攻 世古口 英大, 指導教員 江崎 修央

Development of automatic feeding system for animal damage cages

Hidehiro SEKOGUCHI, Nobuo EZAKI

Advanced Course of Production System Engineering, National Institute of Technology, Toba College

Abstract In recent years, damage to agricultural products by wild animals has become serious. There is a system which can monitor and capture animals by remote control, however it is important to feed large cages (feeding the cages). In regions where the number of hunters and motivated managers in the area decreases due to aging, appropriate feeding is difficult. Therefore, in order to realize the optimal attraction feeding, we controlled the feeder remotely and feed, then automatically extracted the presence or absence of vermin approaching the cage from the camera images and confirmed the usefulness of attraction feeding.

Keyword Vermin detection, Image Processing, Feeding,

1. はじめに

全国各地の集落で害獣による農作物への被害が深刻となっており、国内の害獣による農作物被害額は163億円にも及んでいる [1]. その対策として近年、「まるみえホカクン」 [2] など遠くから害獣を監視し、捕獲するシステムが登場している. このシステムはスマートフォンやパソコンで檻の様子を確認でき、遠隔操作で罠を作動させる. しかしながら、檻周辺に害獣が存在したとしても、しばらくは檻内に入らないため、スマートフォン等で常に確認しながら捕獲タイミングを待つため、手間がかかる.

また、大型檻の管理は餌付け（檻への給餌）が重要であるが、高齢化等により地域の狩猟者や意欲のある管理者が減少する地域では、適切な餌付け作業が困難となっており、捕獲効率低下の要因となっている. また、餌付けが上手な人と下手な人で捕獲する数が全く違うのが現状である.

そこで獣に上手な餌付けができる人を模倣した AI を構築し、自動給餌を行うことで捕獲効率を向上させる仕組みを構築する.

本研究では、実際に害獣檻に接近センサ及びカメラを取付け、檻外に近づいてきた害獣を画像処理による侵入検知を行い、最適な誘因給餌を行うための AI を構築することを目的とする.

2. システム構成

現在開発中のシステム構成を図 1 に示す. 本システムはカメラで檻を撮影し、画像から害獣の接近検

知を行い、害獣の接近データと赤外線センサのデータ元に、給餌機で給餌することで最適な誘因給餌を実現する.



図 1 システムの構成図

これらの情報閲覧は別途開発している WEB サイトで行える. これはパソコン、スマートフォンからアクセスできる. WEB サイトはライブ映像閲覧画面（図 2 (a)）と録画画像閲覧画面（図 2 (b)）の二つから構成される.



(a) ライブ映像閲覧



(b) 録画画像閲覧

図2 WEBサイトの画面例

ライブ映像閲覧画面では捕獲檻の状態をリアルタイムで確認しチャットで情報共有できる機能、および害獣が檻内に入れば「捕獲」を実行できるボタンが用意されている。また、録画画像画面では、チャット履歴やカレンダーから任意のイベント・時刻を選択すると録画画像が表示されるので、害獣の出没グラフも参照しながら、今後の捕獲計画を立てることができる。

3. 給餌の難しさと適切な誘因方法

三重県伊賀市で餌付けが上手な人と下手な人の餌の配置に関する調査を行った。新たに獣害檻を設置した場合、餌付けされていない新しい個体の害獣が檻に近づく頻度は月に2,3頭である。図3に示す棒グラフが餌の配置位置であり、黄色は餌付けが上手な人を示し、青は餌付けが下手な人を示している。この結果から、餌付けが上手な人は、ゲートよりも外側に餌を配置しているのに対し、餌付けが下手な人は、はじめから檻の中を中心に餌付けを行っている。

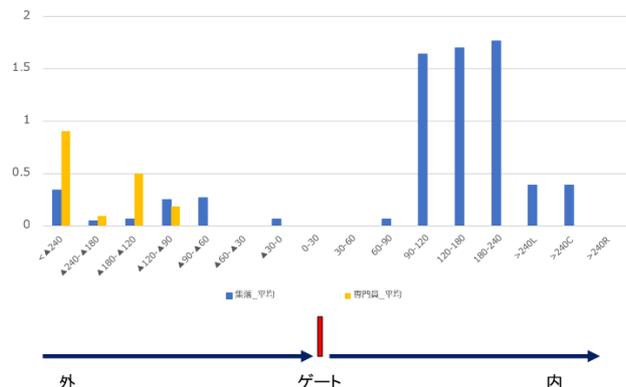


図3 害獣接近前の給餌位置

次に図4に害獣がゲート前まで近寄ってきた際の給餌位置を示す。餌付けが下手な人は、変わらず檻の中を中心に給餌を行っている。しかし、餌付けが上手な人は、まだしばらくゲートの外側に餌を配置し慣れるのを待つことが分かった。

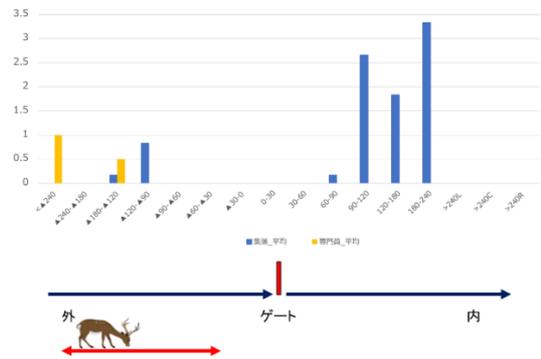


図4 害獣が接近してきた際の給餌位置

4. 遠隔給餌機能の実装

そこで、上手な人を模倣する給餌方法を自動で実現するための遠隔給餌機を作成することとした。本研究では、養殖魚などの給餌に使われている給餌機(図5)を改造し、遠隔で給餌を行えるようにした。餌の給餌方式は飛散式ではなく落下式とする。給餌機は檻の前に設置し、餌は米ぬかまたはドライペレットを使用する。



(a) 給餌機



(b) 給餌機を設置した檻

図5 使用する給餌機

次に遠隔給餌方法について説明する。図6にwebの画像を示す。給餌はwebページから行うことができ、リアルタイムに檻の画像の閲覧することができるため、給餌したい餌の量だけ給餌することが出来る。これにより、給餌を行うために毎回現場に行く必要はなく、餌の補充を行うだけで良いため、人員削減に繋がる。



図6 給餌管理webサイト

5. 接近検知センサの設置と検出

害獣が檻接近する様子を確認するために、三重県度会郡に設置した檻に接近センサを複数取り付け、害獣の接近検知の情報収集を行った。また、センサの位置に餌を配置し、センサに反応しやすいように配慮した。図7に檻の外観とセンサ配置位置を示す。



図7 センサの配置位置



(a) センサ 1

(b) センサ 2

図8 センサ 1 とセンサ 2 における害獣の画像例

図9に害獣が接近してきた日の1時間の結果を示す。ほとんどの時間で害獣が捕食をしていたが、利用した距離センサは直進性が高いもののため、餌の位置と背中位置により検出が難しく、検出率が低いことが分かった。

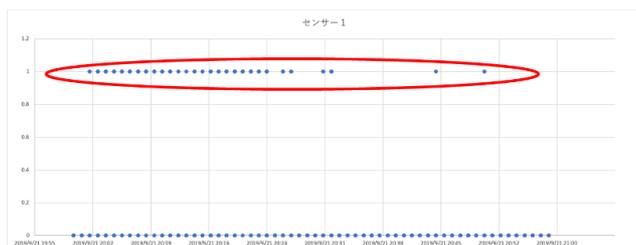


図9 センサ 1 の実験結果

次にセンサ 2 の実験結果を図10に示す。センサ 2 はゲート付近に置いたため、センサ 1 と比べ獣の方向が一定のため距離センサで検出がしやすい。しかしながら檻外の接近検知はセンサのみでは難しいと考えられる。

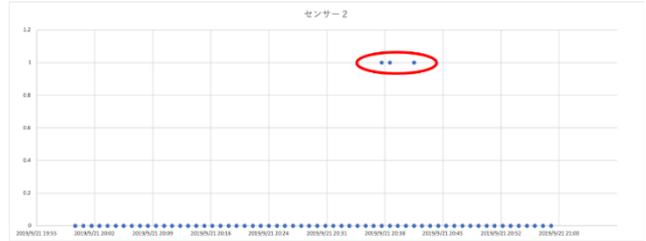


図10 センサ 2 の実験結果

6. 画像処理を用いた動体抽出

我々が従来からやってきたカメラ画像を用いた動体検出技術を用いて害獣の抽出を行うこととした。以下に処理の流れを示す。

① 背景差分

背景差分とは、あらかじめ撮影した背景画像(図11(a))と入力画像(図11(b))の差分をとることで、動体領域(図11(c))を抽出する処理である。なお、背景画像は、入力画像の平均(図11(d))をとり、動的に定期更新を行う。



(a) 背景画像

(b) 入力画像

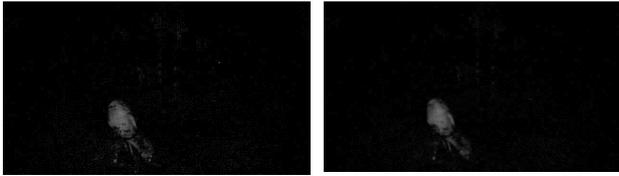
(c) 動体領域

(d) 入力画像の平均

図11 背景差分

② 平滑化

背景差分処理で得られた画像には動物以外のノイズが多く含まれる。そこで平滑化処理を行う。平滑化処理とは、雑音のもつ一般的性質に基づいて雑音除去を行う処理である。背景差分処理後(図12(a))は、ゴマ塩ノイズが多くみられるため、メディアンフィルタを用いてノイズ除去を行なった。平滑化処理後(図12(b))はゴマ塩ノイズが除去できていることがわかる。



(a) 処理前 (b) 処理後

図 12 平滑化

③ 固定しきい値による二値化

二値化処理とは、画像をあるしきい値を境に白領域と黒領域に分ける処理である。二値化処理を行うことで、対象とする動物を白領域として表すことができる。二値化処理後(図 13(b))は白領域と黒領域の二つに分けられていることがわかる。



(a) 処理前 (b) 処理後

図 13 固定二値化

④ ラベリング

ラベリング処理とは、二値化された画像において白の部分が結合した領域ごとに番号を割り振る処理である。さらに、ラベル付けした領域が小さい部分は、明らかに動物でないと判断できるため除去する。ラベリング処理後(図 14(b))は白領域がラベル付けされ、小さい領域は除去されていることがわかる。



(a) 処理前 (b) 処理後

図 14 ラベリング

7. 画像処理による接近検知実験

画像処理による害獣の判定精度を確認するため、3秒間隔で撮影された画像 1056 枚(図 15)に対して実験を行った。なお、今回は害獣として鹿のみを対象とした。



図 15 対象の画像例

表 1 に実験結果を示す。True は害獣がいる、False は害獣がないことを示している。入力画像に対して画像処理を施し識別を行った際に害獣がいる場合に正しくいると判定した正答率は 95.7%であった。なお、この実験における誤検出は 0 枚、実際に害獣がいるのに検出できなかった画像は 45 枚で 4.3%であった。また、害獣がない画像に対しては 100%いないと判定できている。

表 1 識別結果

		画像処理による識別結果	
		True	False
入力画像	True	95.70%	4.30%
	False	0.00%	100.00%

なお、検出できない画像(図 16)がいくつか見られたが、その前後のフレームでは検出されていたため、連続で検出されないということにはなかった。この実験結果から、画像処理での害獣の接近検知が行える。



図 16 検出できなかった画像

誤検出の原因を調査すると雨などの影響によるものがあることが分かった(図 17)。表 2 に別日の雨天での検出結果を示す。害獣は出現していないが誤検出されている。しかし、抽出頻度が低いため、ある程度の連続抽出された場合に出現したとすれば解決できると考えている。



図 17 雨のノイズが入った画像

表 2 雨の日の検出結果の例

	検出結果の一部 (0:False, 1:True)															
入力画像	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
検出結果	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1

8. LSTMによる自動給餌モデルの構築

これまで述べたセンサおよび画像処理を用いた害獣の検出データを元に設置した遠隔給餌機を用いて自動給餌を行う方法について検討する。

今回は、LSTM(Long short-term memory)を利用し、自動給餌モデルの構築を行う。LSTMは、時系列データに対応した機械学習の一種でRNN(Recurrent Neural Network)の拡張版である。LSTMは長期間記憶を保持することで長期的な依存関係を考慮し、回帰を実現できる利点があるため今回使用した。

三重県度会郡に設置した檻の接近データを元に、計 10206 件のデータセットを作成し学習を行った。データセットの作成方法について、4つの接近センサへの接近情報について、当該日の日没から日の出までの出没頻度を集計する。合計数を 10 で正規化し、それぞれのセンサの反応割合を 0 から 10 の整数値で重みづけを行なった。図 18 に学習したデータセットの一部を示す。ここで sensor は接近センサの接近情報を示し、feed は餌付けが上手な人のデータを元に適切な給餌箇所と量を示している。

この学習データにより学習を行った後に、評価データとして接近センサを入力として与えたときに、給餌箇所と量が適切に出力されるかを調査した。

date	sensor1	sensor2	sensor3	sensor4	feed1	feed2	feed3	feed4
2019/1/1	10	0	0	0	9	1	0	0
2019/1/2	9	1	0	0	8	2	0	0
2019/1/3	8	2	0	0	7	3	0	0
2019/1/4	5	5	0	0	2	8	0	0
2019/1/5	3	7	0	0	3	5	2	0
2019/1/6	2	7	1	0	2	4	4	0
2019/1/7	3	6	1	0	0	3	4	1
2019/1/8	2	7	1	0	0	4	5	1
2019/1/9	3	6	1	0	0	4	5	1

図 18 データセットの一部

図 19 と図 20 に学習モデルにおける学習データ (train) と評価データ (test) の結果を示す。正解率を示す accuracy は途中まで順調に精度が上がっていたが、10epoch 以降は精度が上がらなかった。loss も同様に accuracy が落ち着いた 10epoch で落ち着いた。つまり 10epoch 程度の学習で実用可能であると考えられる。

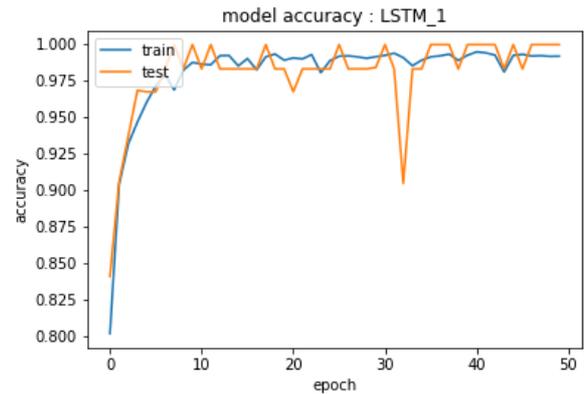


図 19 学習モデルの accuracy

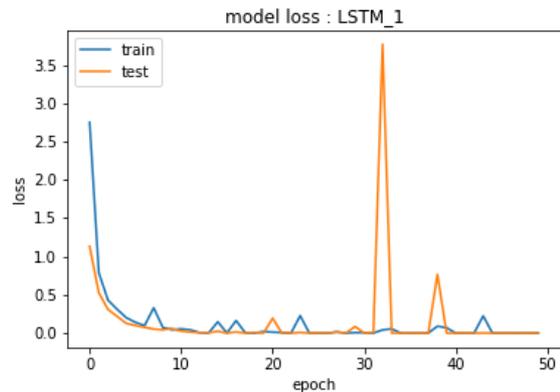


図 20 学習モデルの loss と epoch

次に 1 か月間の予測結果を行った。feed は実際の給餌量を示し、predict_feed は予測された給餌量を示す。

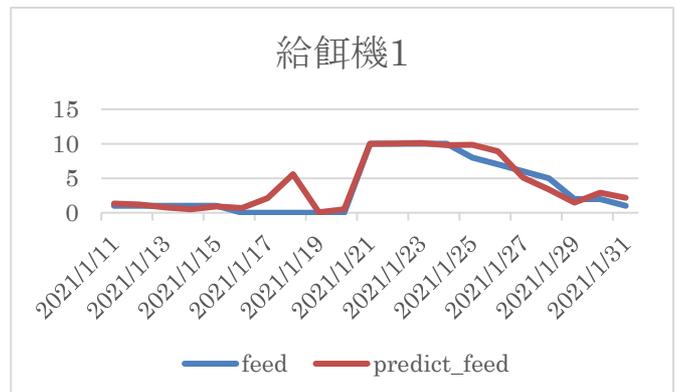


図 21 給餌機 1 の予測結果

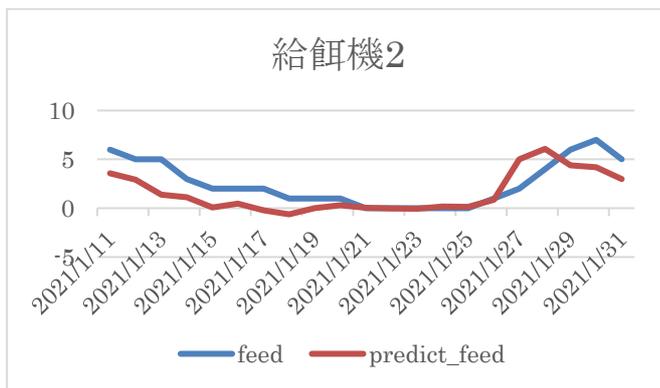


図 22 給餌機 2 の予測結果

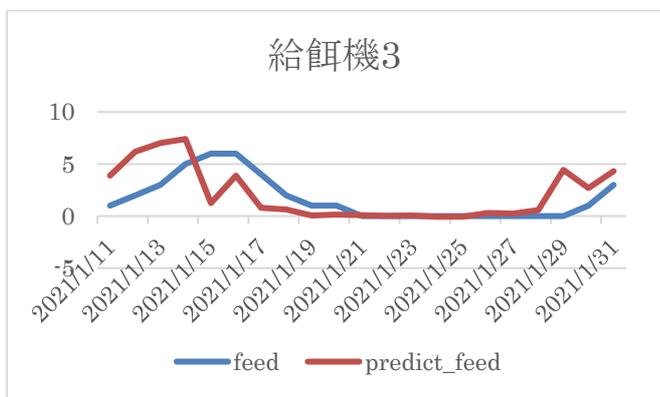


図 23 給餌機 3 の予測結果

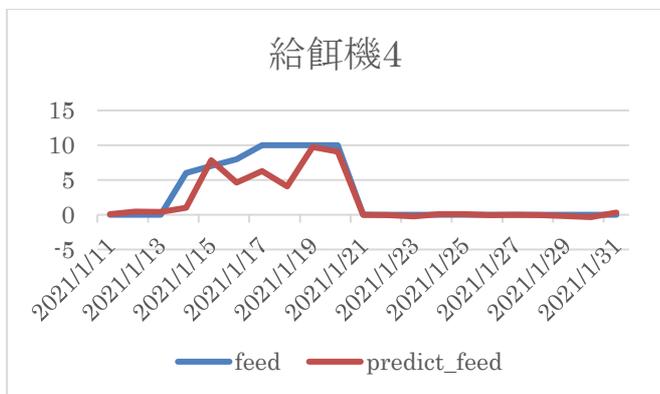


図 24 給餌機 4 の予測結果

給餌機 1 及び 4 で予想が大きくずれることがあったが、これらは捕獲タイミングの予測が難しいことが原因であると考えている。しかしながら、捕獲後に過度に給餌機 4 で給餌を行っている所が見受けられないため問題ないと考えている。

9. まとめと今後の課題

本研究では、害獣の最適な誘因給餌のために、制御可能な給餌機を作成した。害獣の接近検知には、画像処理を用いることで95%以上の精度で動体検知

ができることが分かった。自動給餌モデルの構築では、loss が収束していることから予測器では可能な限り学習できているといえる。また、予測データでは誤差はあったが、給餌場所の予測を行うことができた。

今後の課題として、検出された動体領域に対して獣種判定を適用して対象の獣種であるかの判定、データをより多く収集し自動給餌モデルの精度を向上することである。

参考文献

- [1] 農林水産省，“全国の野生鳥獣による農作物被害状況について（平成 29 年度）”，
http://www.maff.go.jp/j/seisan/tyozyu/higai/h_zyokyo2/h29/181026.html
2021 年 1 月 27 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”，
<http://www.ise-hp.com/hokakun.html>
2021 年 1 月 27 日参照
- [3] 稲田樹，矢倉章恵，山本陽祐，濱口沙織，中井一文，江崎修央，山端直人，高橋 完：“檻周辺における害獣の頭数測定”，映像情報メディア学会技術報告，ME2017-60，pp.203-208（2017）