

害獣檻周辺の動物の頭数推定と獣種判別に関する研究

生産システム工学専攻 稲田 樹, 指導教員 江崎 修央

Study for Estimation of Number and Animal Distinction of Vermin around Cage

Tatsuki INADA, Nobuo EZAKI

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

Abstract Currently, research is being done to capture victims automatically. In order to do automatic capture, it is important to check the number of victims around the cage, and to prevent erroneous trapping of other than capture target animals. Therefore, in this research, experiments with machine learning were carried out with the aim of automatically estimating the number of victims and the animal distinction from images photographed with cages. By doing this, automatic capture is realized by comparing the image captured in the cage with the trapping condition such as preset number of heads, beast type, etc.

Keyword Vermin Detection, Image Processing, Machine learning

1. はじめに

1.1. 研究背景

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176億円にも及んでいる [1]。我々は、その対策として「まる三重ホカクン」 [2] と名付けた、遠隔から害獣を監視し、捕獲するシステムを開発した。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、檻近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ことも中々難しい。そこで害獣を自動で捕獲する為の研究が行われている [3]。自動捕獲を行う為には、捕獲対象以外の動物の誤捕獲を防ぐこと、檻内に指定された頭数以上の害獣がいること、檻外に害獣がいないことの3つが重要になる。

本稿の先行研究として、スマートセンサーを用いて害獣の頭数カウントや獣種判別を行うシステムの開発 [4] や深度情報を利用して害獣の頭数をカウントするシステムの開発 [5] 等がある。前者の研究ではスマートセンサーと呼ばれるセンサーカメラと処理用のCPUが搭載した機器を開発し、害獣の頭数カウントと獣種判別を行っている。後者の研究では Kinect を用いて深度情報を取得し、画像処理を用いて害獣の頭数カウントを行っている。

本稿では、最近注目されている機械学習を用いて、実際の害獣檻で撮影された画像から害獣の種類、頭数、

位置を自動で判別することを目的とする。

2. システムの概要

2.1. 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、画像から動物の数をカウント、捕獲予定数の害獣が檻に入っていれば自動捕獲する。この時、檻外に害獣がいる場合は捕獲してはいけないため、檻外に害獣がいないことも認識しておく必要がある。また捕獲する獣種を予め設定しておく事により檻内の獣種を自動で判別し、想定外の動物（クマ等）が入っているときの誤捕獲を防ぐことができるようにする。さらに捕獲時刻を設定しておくことにより人間が近づく恐れのある日中は動作させないなどの設定が行えるようにすることで、誤動作を防ぐ。

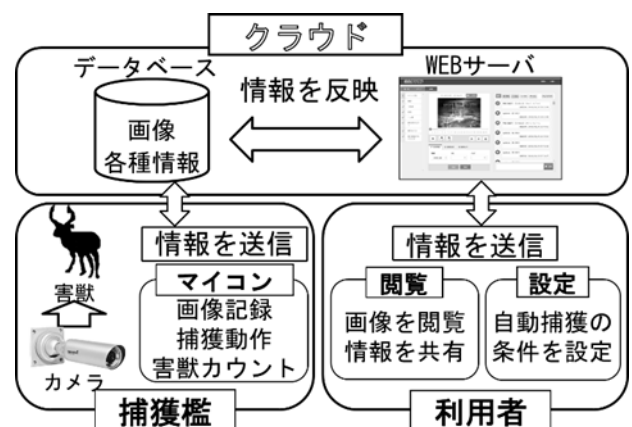


図1 システムの構成図

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。

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。



(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

2.2. 機械学習を用いた自動捕獲判定の流れ

図3に機械学習による自動捕獲判定の流れを示す。

まず，カメラで撮影された檻の画像を取得する。

次に，機械学習によって作成された識別器によって撮影された画像内に写っている害獣の種類を判別し，識別器の結果と予め設定された自動捕獲の条件が一致していた場合，次の処理へ進む。

頭数，位置についても同様の処理を行い，最後に罠を作動させることによって自動捕獲を行う。捕獲条件には害獣の種類，頭数，時間などを設定しておくことで誤捕獲を防ぐ。

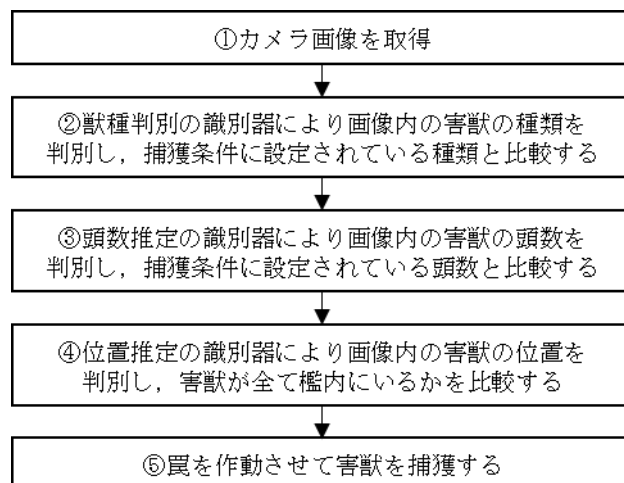


図3 機械学習を用いた自動捕獲判定の流れ

識別器は②，③，④，の処理で使用する。

②では捕獲条件に設定されている種類と一致しているかの比較を行う為に，獣種判別の識別器を用いて画像内の害獣の種類を判別する。

③では，捕獲条件に設定されている頭数と一致しているかの比較を行う為に，頭数推定の識別器を用いて画像内の害獣の頭数を判別する。

④では，画像内の害獣が全て檻内にいるかの比較を行う為に，位置推定の識別器を用いて画像内の害獣の位置を判別する。

このように自動捕獲では複数の識別器を作成し，組み合わせて使用することで誤捕獲を防ぐ。

そこで本研究では，②，③，④の処理ごとに専用の識別器を作成し，それぞれの識別器の精度，分類方法についての検証を行う。

②で使用する獣種判別の識別器は4章と5章で，③で使用する頭数推定の識別器は6章で，④で使用する位置推定の識別器は7章でそれぞれ精度，分類方法についての検証を行った。

3. 支援員向けの機能

3.1. Microsoft Azure Machine Learning Studio

本研究は，Microsoft Azure Machine Learning Studio(以下「Azure ML」と称する)を利用して機械学習を行う。Azure MLとはMicrosoftの提供しているWEBアプリケーションで，特別な環境構築やプログラミング言語を習得することなく機械学習を行うことができる。

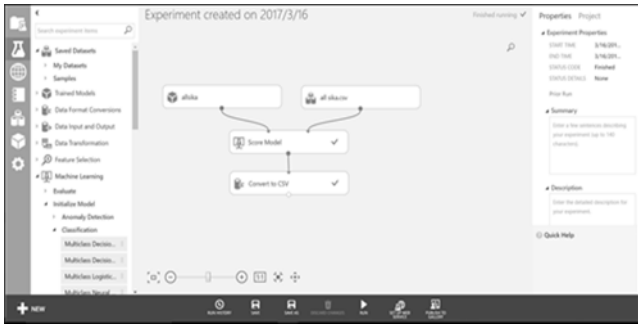


図4 Machine Learning Studio の利用画面

3.2. 学習データについて

学習データはグレースケール化し、サイズは 50*50 に縮小して学習を行う。学習器として 5 層の CNN (Convolutional Neural Network) モデルを用いた。同モデルの入力ノードには全ての画素値を与えた。

4. 実験 1 : 機械学習による獣種判別

4.1. 内容

機械学習による獣種判別の精度を確認するために、実際の害獣檻で撮影された画像 600 枚からランダムに抽出した 80%を学習データ、20%をテストデータとして評価実験を行った。画像は図 5 のような対象となる害獣の領域のみを抽出したものを使用した。使用した画像の種類は表 1 の通りである。

識別器には図 6 のように鹿の画像には 0, 猪の画像には 1, 熊の画像には 2 のラベルを与えて学習を行い、判別結果にはそのいずれかのラベルが出力される。正解率は式 (1) によって求めた。

$$\text{正解率} = \frac{\text{正しく判別できた枚数}}{\text{それぞれのテストデータ内の枚数}} \quad (1)$$



(a) 鹿 (b) 猪 (c) 熊

図5 実験 1 の使用画像の例

表1 実験 1 の使用画像

獣種	枚数
鹿	250
猪	250
熊	100

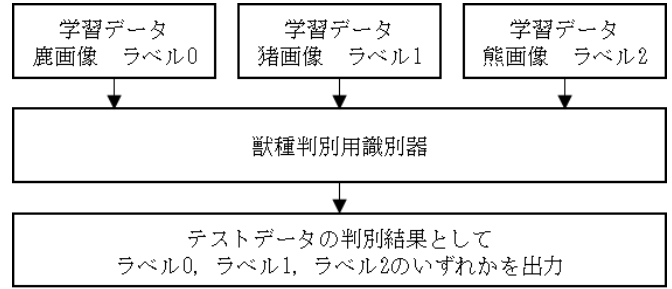


図6 実験 1 で用いた識別器の判別方法

4.2. 結果

実験 1 の結果を表 2 に示す。表 2 より、どの獣種も高い確率で正しく判別を行えていることが分かる。また熊に関しては他の 2 種よりも骨格、色の違いが大きく判別しやすかったと推測できる。また判別に失敗した画像は主に、図 7 のような害獣の一部しか写っていない画像だった。

表2 実験 1 の判別結果

獣種	正解率
鹿	98.0%
猪	83.3%
熊	100%

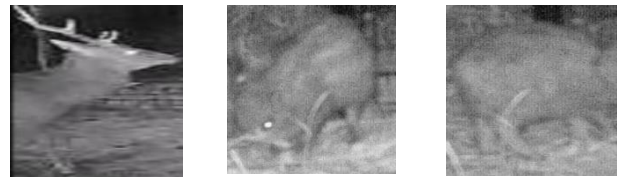


図7 判別に失敗した画像の例

4.3. 考察

今回の実験から機械学習を用いることで、高い精度で獣種の判別が行えることが分かった。また抽出した領域内に害獣の一部しか写っていない場合に関しては識別器を作成する際の学習データを増やすことによって、正解率を向上させることができると考えられる。

5. 実験 2 : 複数の識別器を用いた獣種判別

5.1. 内容

害獣ではない領域が抽出された場合を想定し、複数の識別器を用いた評価実験を行った。今回は鹿と猪の 2 種類の識別器を作成し、どのような結果が得られるかを調べた。具体的には識別器ごとに図 8 のような対象となる害獣の領域のみを抽出した画像 500 枚と、害獣が写っていない背景画像 500 枚を学習データとして与え識別器を作成した。またそれとは別に鹿の画像 500 枚、猪の画像 500 枚、害獣が写っていない背景画

像 500 枚の合計 1500 枚をテストデータとして用意し正解率を求めた。

識別器には図 9 のようにそれぞれ対象となる害獣の画像には 1, 背景画像には 0 のラベルを与えて学習を行い, 判別結果にはどちらかのラベルが出力される。この時, 鹿用の識別器の出力が 1, 猪用の識別器の出力が 0 だった場合に与えられた画像を鹿として判定し, 鹿用の識別器の出力が 0, 猪用の識別器の出力が 1 だった場合に与えられた画像を猪として判定する。



図8 実験 2 の使用画像の例

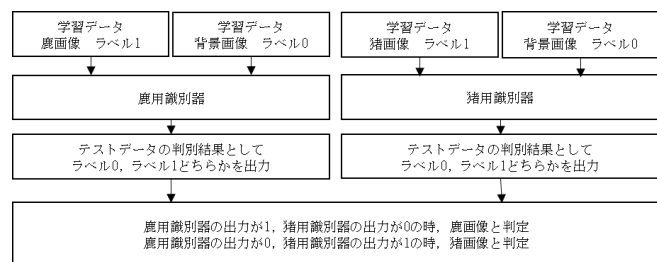


図9 実験 2 で用いた識別器の判別方法

5.2. 結果

実験 2 の結果を表 3 に示す。また識別器を 1 つしか用いなかった場合の正解率と複数の識別器を用いた場合の正解率を表 4 に示す。

表 3 より複数の識別器を用いた場合, 与えられた害獣の画像を別の害獣の画像として判別してしまう確率が非常に低いことが分かる。

表 4 より複数の識別器を用いた場合, 鹿, 猪を判別する際の正解率は下がったが, 害獣が写っていない背景画像を判別する際の正解率は上がっていることが分かる。

表3 テストデータの判別結果

(a) 鹿画像の判別結果

鹿識別器の判別結果	猪識別器の判別結果	判別された枚数 (テストデータ中の割合)
鹿	猪	2(0.4%)
鹿	背景	238(47.6%)
背景	猪	6(1.2%)
背景	背景	254(50.8%)

(b) 猪画像の判別結果

鹿識別器の判別結果	猪識別器の判別結果	判別された枚数 (テストデータ中の割合)
鹿	猪	23(4.6%)
鹿	背景	49(9.8%)
背景	猪	39(7.8%)
背景	背景	389(77.8%)

(c) 背景画像の判別結果

鹿識別器の判別結果	猪識別器の判別結果	判別された枚数 (テストデータ中の割合)
鹿	猪	0
鹿	背景	0
背景	猪	0
背景	背景	500(100%)

表4 画像の種類と正解率の比較

画像の種類	識別器が 1 つの場合の正解率	識別器を複数用いた場合の正解率
鹿	99.8%	47.6%
猪	10.0%	7.8%
背景画像	27.0%	100%

5.3. 考察

今回の実験結果から複数の識別器を用いた場合, 対象以外の動物を対象の害獣として判別してしまう確率が低くなることが分かった。また害獣が写っていない画像における正解率を大きく上げることができた。自動捕獲においては誤捕獲を防ぐことが重要である為, 今回の手法は有用であると考えられる。

6. 実験 3: 機械学習による頭数推定

6.1. 内容

機械学習による頭数推定の精度を確認するために, 図 10 のような 2017 年 8 月から 10 月までに害獣檻で撮影された, 檻全体が写っている画像 17538 枚からランダムに抽出した 80%を学習データ, 20%をテストデータとして評価実験を行い, 機械学習の頭数推定と実際の観測頭数との比較を行った。使用した画像の種類は表 5 の通りである。

識別器には図 11 のようにそれぞれ画像内に写っている頭数である 0 から 6 までのラベルを与えて学習を行い, 判別結果には 0 から 6 までのいずれかのラベルが出力される。

表5 実験3の使用画像

画像内の鹿の頭数	枚数
0	14116
1	1989
2	632
3	335
4	291
5	90
6	85



図10 対象画像の例

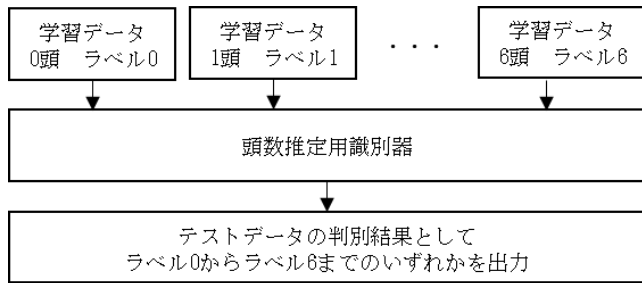


図11 実験3で用いた識別器の判別方法

6.2. 結果

実験3の結果を表6に示す。今回の実験ではあまり高い正解率を得ることはできなかった。判別に失敗した画像の中には図12のように撮影日の天候が悪く、撮影された画像に汚れが写ってしまったり、画像全体が不鮮明であるものが多くあった。その他にも、鹿が動いている時に撮影行われていることによって、鹿がぶれて写りこんでいる画像もあった。

表6 実験3の判別結果

画像内の鹿の頭数	正解率
0	99.7%
1	54.1%
2	8.6%
3	64.5%
4	3.8%
5	0%
6	94.7%



図12 判別に失敗した画像の例

このような問題を解決する為にこの識別器とは別に図13のような直前の頭数を学習させた識別器を作成した。また図14のように頭数推定用の識別器が出力した値を元に再度判別させることによって正解率が向上するかを調べる追加実験を行った。判別結果を表7に示す。これにより、画像内に写っている鹿の頭数が少ない場合の正解率を大きく上げることに成功した。

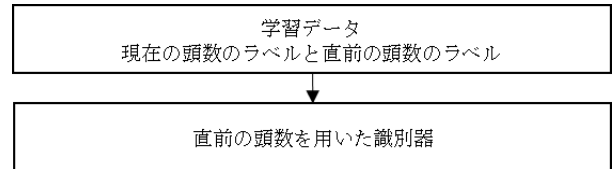


図13 実験3の追加実験で用いた識別器の学習方法

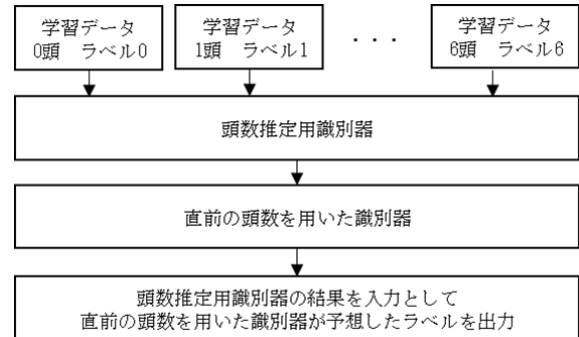


図14 追加実験における識別器の判別方法

表7 実験3の判別結果（直前頭数情報有）

画像内の鹿の頭数	正解率
0	93.8%
1	81.5%
2	32.3%
3	34.2%
4	100%
5	0%
6	23.3%

6.3. 考察

今後は直前の頭数以外にも頭数の推定に有効となる情報を学習させた識別器を作成し、今回の識別器と組み合わせることによって更に正解率を上げることができると考えられる。

7. 実験4：機械学習による檻の内外判別

7.1. 内容

機械学習による位置推定の精度を確認するために、2017年8月から10月までに害獣檻で撮影された画像の中から図15のような鹿の写っていた画像を対象に評価実験を行った。今回は鹿が全て檻の外にいる画像250枚、鹿が全て檻の中にいる画像250枚、鹿が檻の外と中にいる画像250枚の合計750枚からランダムに

抽出した 80%を学習データ、20%をテストデータとして評価実験を行った。

識別器には図 16 のように鹿が全て檻の外にいる画像には 0, 鹿が全て檻の中にある画像には 1, 鹿が檻の外と中にある画像には 2 のラベルを与えて学習を行い、判別結果にはそのいずれかのラベルが出力される。



図15 実験 4 の使用画像の例

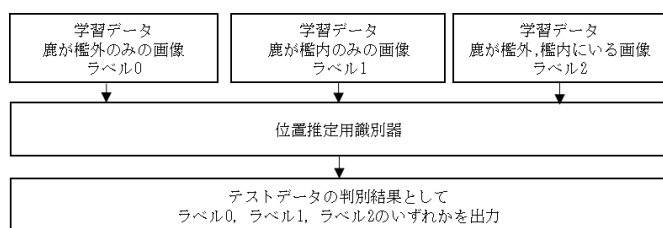


図16 実験 4 で用いた識別器の判別方法

7.2. 結果

実験 4 の結果を表 8 に示す。表 8 より、鹿が檻外にいる場合には高い確率で推定できていることが分かった。判別に失敗した画像は実験 3 と同じく、撮影日の天候不良や、鹿がぶれて写りこんでいるものだった。

表8 実験 4 の判別結果

鹿の位置	正解率
檻外のみ	98.0%
檻内のみ	69.4%
檻外と檻内	80.0%

7.3. 考察

今回の実験では鹿が檻内にいる場合の正解率はあまり良くなかった。しかし実験 3 のように、別の識別器と組み合わせて判別を行う手法や赤外線センサのような既存のセンサと共に用いることによってより正確な害獣の位置を推定できると考えられる。

8. まとめと今後の課題

本研究では、害獣の自動捕獲を行う為に機械学習を用いて、実際の害獣檻で撮影された画像から害獣の種類、頭数、位置を自動で判別する為の実験を行った。その結果、害獣の領域のみ抽出した場合には高い精度で獣種判別を行うことができた。頭数推定と位置推定に関しても学習に使用する画像の枚数を増やすことによって更に精度を向上させることができると考えられ

る。また画素値以外の情報を与えた識別器を作成し、組み合わせることによって精度を向上させることも考えられる。

今後の予定としては、赤外線センサなど、既存のセンサを用いた場合との比較や、既存のセンサの値と今回の手法を組み合わせた場合にどのような結果となるかを調べていくつもりである。

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 27 年度）”，http://www.maff.go.jp/j/seisan/tyozyu/higai/h_zyokyo2/h27/h27.html, 2018 年 1 月 6 日参照
- [2] 株式会社アイエスイー：“まる三重ホカクン”，<http://www.ise-hp.com/hokakun.html>, 2017 年 1 月 19 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)
- [4] 阿部豪, 長瀬一彦, 臼井義美, 坂田宏志：“野生動物対策におけるスマートセンサーの活用”，兵庫県立大学 自然・環境科学研究所 森林動物系, 兵庫 県 庫 , <http://www.wmi-hyogo.jp/measures/pdf/capture04.pdf>, (2011.12)
- [5] 北原司, 中井一文, 山本陽祐, 木村佳嗣, 江崎修央, 山端直人：“深度情報を利用した害獣の自動係数システム”，FIT2015 (第 14 回情報科学技術フォーラム), O-061, pp.577-580 (2015)