

害獣檻の自動作動のための獣種推定

Animal Distinction for Automatic Control of Vermin Cages

研究学生：世古口英大
Hidehiro Sekoguchi

指導教員：江崎修央
Nobuo Ezaki

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ため、手間がかかる。

そこで害獣を自動で捕獲する仕組みを構築する。自動捕獲を行う為には、檻内の害獣の数を確認すること、檻外に害獣がないこと、捕獲対象以外の動物の誤捕獲を防ぐことの三つが重要になる。

本研究では、実際の害獣檻で撮影された画像を基に、害獣の獣種を自動で判定することを目的とする。

2. 自動捕獲の流れ

図1に自動捕獲の流れを示す。害獣が写っている画像から檻内の頭数、檻外に害獣がないことを判定する。そして害獣の画像を獣種分類器で繰り返し判別する。分類器は獣種の画像をサンプルデータとして学習させることによって作成する。この時の判別結果から予めWEBサイトで設定した捕獲条件と照らし合わせることで自動捕獲を行う。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。

本研究では、このうち②の獣種推定による判定、③繰り返し判定について述べる。

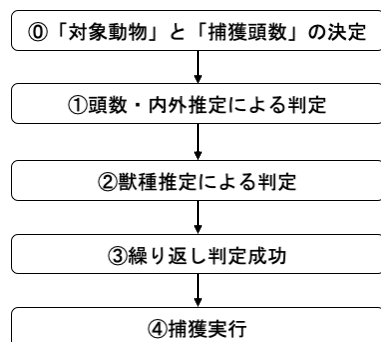


図1 自動捕獲の流れ

3. Azure Custom Vision による獣種判定

本研究では、Microsoft Azure Custom Vision(以下「Azure CV」と称する)を利用して機械学習を行う。Azure CVとは、Microsoftが提供しているWEBアプリケーションで、カスタム画像分類器を構築、デプロイ、および改良できるようにする認識サービスである。画

像分類器は、特定の性質に基づいて画像をクラス(タグ)に分類するAIサービスである。

Azure CVで作成したそれぞれの識別器での認識精度を確認するため、未学習データを用いてし実験を行った。今回の実験では、シカ、イノシシ、タヌキの画像を用いて、3種類に分類し、実験を行った。その際に使用した画像データ数を表1に示す。

表1 シカ識別器で利用した学習データ数

獣種	学習データ数	未学習データ数
シカ	100枚	100枚
イノシシ	50枚	100枚
タヌキ	50枚	100枚

ここに画像例をいくつか示す

4. 実験結果

表2に実験結果を示す。それぞれの識別器は高精度に獣種判定に成功していると言える。ただし、他に比べるとイノシシの識別器の識別精度が低いように見えるが、連続識別の成功精度にて自動捕獲判定をするので問題はない。

表2 各識別器の識別精度

識別器	入力データ(未学習サンプル)		
	シカ	イノシシ	タヌキ
シカ	98.95%	0.49%	0.22%
イノシシ	0.45%	97.01%	0.41%
タヌキ	0.60%	2.50%	99.28%

連続識別の結果についても示す

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 (2019年1月10日参照)
- [2] 株式会社アイエスイー:「まるみえホカクン」、<http://www.ise-hp.com/hokakun.html> (2019年1月10日参照)