

〇〇〇〇〇 御中

# エゾシカ判別PoC結果報告書

2020年〇月〇日

Vitalify Asia Co.,Ltd.作成

---

## 1.背景と目的

### 1-1.背景

エゾシカによる農林業被害を削減するため、エゾシカの生物学的分布の調査の一環として監視カメラ画像を活用した集計が必要とされている

### 1-2.研究目的

本報告書では、〇〇〇〇〇からの依頼を受けて実施した、監視カメラの画像から頭数のカウント及び『角があるシカ』『角がないシカ』『不明』という3種類への分類結果について説明する。なお『不明』とは、性別不明のシカを指し示す。また、エゾシカではない物体に対しては、検出をしていない。

## 2.利用したシカの撮影画像について

### 2-1.撮影機材

本PoCにおいては、森林に設置された監視カメラから撮影した画像を利用した。監視カメラは、昼と夜を問わず動きを察知した時に撮影を行う。今回利用した撮影画像の一部を以下に掲載する。



図1: 撮影画像

## 2-2. ラベル付けの方法

ラベル付けの方法は次のとおり。

- <https://github.com/Cartucho/OpenLabeling>にある「OpenLabeling」ツールを使用する。
- ラベル付けが正しいかの確認には、複数名でクロスレビューを行うこととした。



図2: ラベル付けを行った画像

## 3. データセットについて

約20,000枚の画像素材を元に、下記の画像のラベル付けを行った。

	写真の枚数	物体数	画像1枚の写っているエゾシカの平均頭数
フォルダ 1	2,515	2,735	~ 1.08
フォルダ 2	3,100	3,435	~ 1.1
フォルダ 3	3,528	3,669	~ 1.04
フォルダ 4	2,476	7,441	~ 3.01

フォルダ 5	4,060	4,107	~ 1.01
フォルダ 6	3,821	4,428	~ 1.16

表1：使用したデータセット

トレーニング用データとテスト用データを8.5：1.5の比率で分類すると、データセットは次のようになる。

	訓練枚数 (train/val)	テスト枚数 (test)
角があるシカ	2,317	277
角がないシカ	7,370	846
不明	3,568	357

表2：データセット詳細

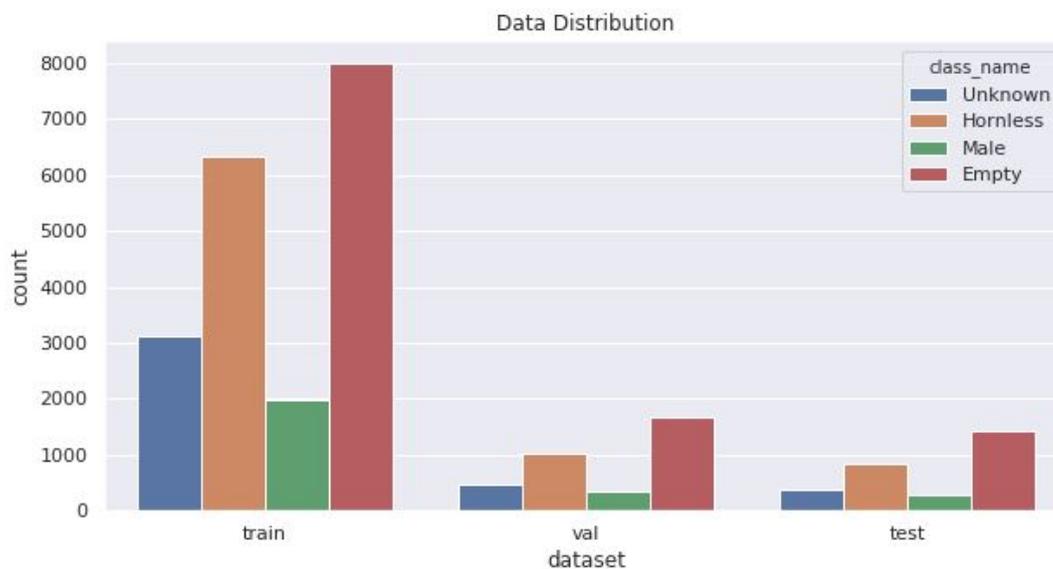


図3：データ分布図

\*用語の説明。

train / val：両方ともAIモデルの学習に使用されるデータセットである。

test：AIモデルでのテストでは、学習用データセットと異なるデータを使う必要があり、その為のデータセットである。

## 4. 検証結果

### 4-1. 検証手順

今回の検証では以下のような手順で検証を行った。

1. 「角があるシカ」、「角がないシカ」、「不明」の3つのクラスで画像へのラベル付けを行う。
2. ラベル付けを行った画像を表2のように、8.5 : 1.5の比率で分割。
3. Backbone Resnet50の物体検出モデルをファインチューニングする。
4. 3で学習したモデルを使用し、テストデータに対して、予測を行う。

#### 用語の説明

Backbone Resnet50の物体検出モデルについては、100万枚を超えるイメージで学習済みの畳み込みニューラルネットワークとなる。今回こちらを最適な形に調整し、学習用データを学習させてAIモデルを用意した。

### 4-2. シカ検出の検証結果

検査検証では、ファインチューニングしたモデルを用いて、シカ数のカウントを行う。なお、ここでは検出されたシカの種類については考慮しない。

TP	FP	FN
1,243	85	237

表3: 物体検出モデルの結果（閾値 0.5）

\* テーブル内の用語を説明する

- TP: シカを正しく検出できた数
- FP: 葉、枝などのシカではないものをシカとして誤って検出した数
- FN: 実際は存在するものの暗い/隠れているといった様々な原因でシカを検出できなかった数

TS (Threat Score)
<b>79.42</b>

表4: シカ検出信頼性の計測基準値である

#### \* 計測基準値の説明

検出率（シカを正しく検出できた率）については、通常Detection Rateと呼ばれる $TP / (TP + FN)$ の計算式だとFPが含まれない為、FPが存在する場合には正確な検出率とならない。そのため、今回検出率としてThreatScoreを適用することにした。計算式は $TP / (TP + FP + FN)$ になる。

本モデルを用いて、テスト用データセット内のシカ数を数えている。結果は以下になる。

#### エゾシカが存在している写真の検証

検出できたシカの頭数	シカの頭数	写真の枚数
<b>1,243</b>	1,480	988

表5a: シカ検出の結果

#### エゾシカが存在していない写真の検証

シカと誤認識した頭数（及び写真枚数）	写真の枚数
<b>44 (39枚)</b>	1,422

表5b: 誤認識した検出の結果

### 4-3.シカ分類の検証結果

同じモデルを使ったシカ分類の結果は、以下のテーブルにて示す。（太字の部分が正しく分類された数となる）

		AIモデルによるシカ分類結果			
		角があるシカ	角がないシカ	不明	検出できない
実際の頭数 (正解)	角があるシカ	<b>182</b>	63	7	25
	角がないシカ	35	<b>700</b>	20	91
	不明	19	116	<b>101</b>	121

表6: シカ分類の結果

上記図については、実際に『角があるシカ』が計277頭（182+63+7+25）いて、AIが正しく『角があるシカ』として分類できた数が182頭であったという意味である。

	角があるシカ	角がないシカ	不明	平均
精度	90.02	81.17	86.97	<b>86.05</b>

表7: シカ分類の精度

\* 精度を算出する式の説明

計算式 :  $(TP + TN) / (TP + FP + TN + FN)$

角があるシカの種類に対して各パラメータの意味を以下に記載する。

- TP: 角があるシカと正しく分類する値
- TN: 角がないシカと不明のシカの両方とも正しく分類する値
- FP: 角がないシカと不明の種類を、角があるシカとして誤分類する値
- FN: 角があるシカの種類を、角がないシカまたは不明として誤分類する値

表7を参照するとモデルのシカ分類精度は、86.05%であることがわかる。

## 5. 考察

### 5-1. 画像のラベル付けにおける課題

「角がないシカ」と「不明」を分類するためのラベル付けにおいて、一部判断に迷うケースも多く結果的に一貫性が欠けることになった。その為、Threat Scoreの値は、当初の目標と比べて低い79.42という結果になった。このラベル付けを改善することでThreat Scoreの値を改善できる可能性が考えられる。





図5 上記画像から「角がないシカ」と「不明」とを正しく分類する（ラベル付けをする）のは難しい

## 5-2.素材として使用したフォルダ4内の画像の扱いについての課題

フォルダ4内の画像については、「表1：利用したデータセット」に明記した通り「画像1枚の写っているエゾシカの平均頭数」が他のフォルダ内の画像よりも多いという特徴があった。

平均頭数が多いことで、複数のシカにより一部のシカが隠れてしまうケースや、シカの一部しか撮影されていない画像も存在している。こういった他のフォルダには無い画像があることで、AIモデルの性能（シカ検出率や分類の成果率）に悪影響を与えている可能性がある。

もしフォルダ4のケースが一般的でない場合は、このフォルダ4を除いてAIモデルを構築することで、より性能が高いAIモデルが出来上がる可能性もあると考えられるため、実際にフォルダ4を除き検証を行ったところ下記のような結果となった。

- ◆エゾシカの検出率（Threat Score）：84.14%（フォルダ4を含めた場合79.42%）
- ◆エゾシカの分類精度：平均90.29%（フォルダ4を含めた場合86.05%）

予想通りフォルダ4を含めないことで4%超、数値が向上した結果となった。

## 5-3.モデルの結果

表5aのシカ検出結果においては、1,480頭中の1,243頭を正しく検出できており、表5bのシカが存在しない写真の検証結果においては、写真1,422枚の内39枚（44頭）をシカが写っていると誤って検出していた。

表7でシカ分類結果が平均86.05%であることから、本AIモデルを使うことでシカを検出・分類できることがわかる。

## 6. 参考資料

AIモデルを使って検出した結果を以下に示す。

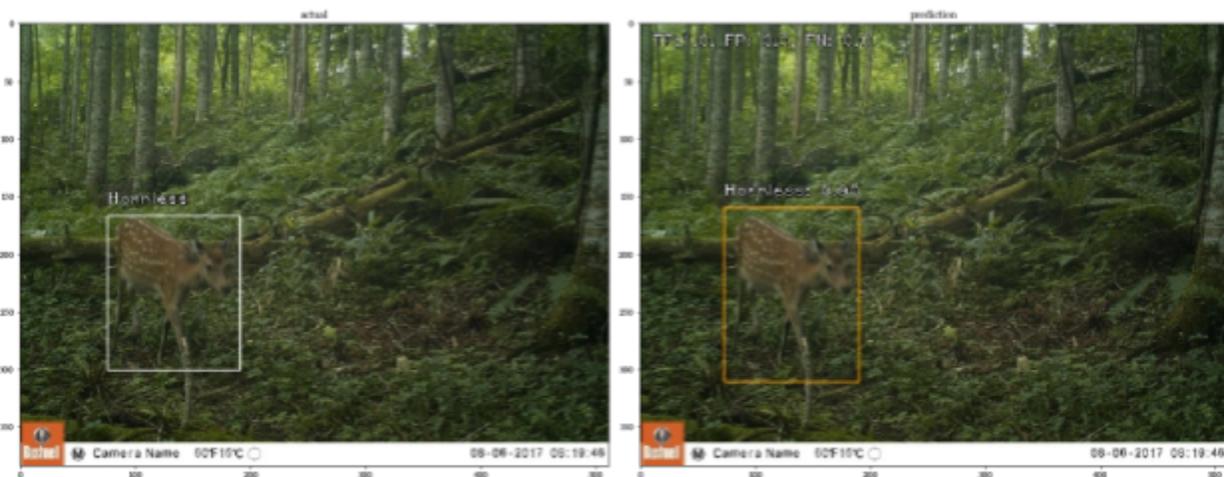


図7 シンプルなケース（大きくて比較的鮮明なエゾシカの検出）



図8 対象の一部のみからエゾシカを検出したケース

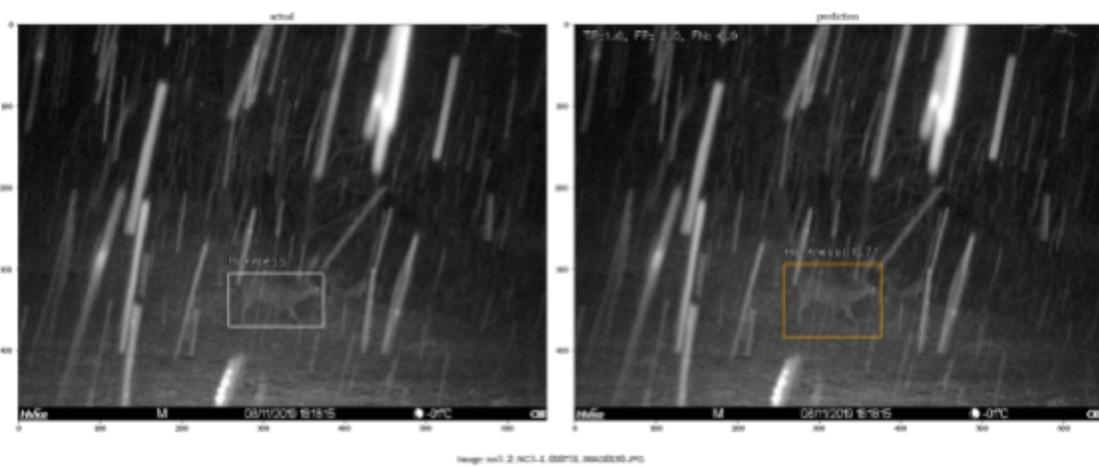


図9 対象が遠くかなりぼやけている状況で検出したケース

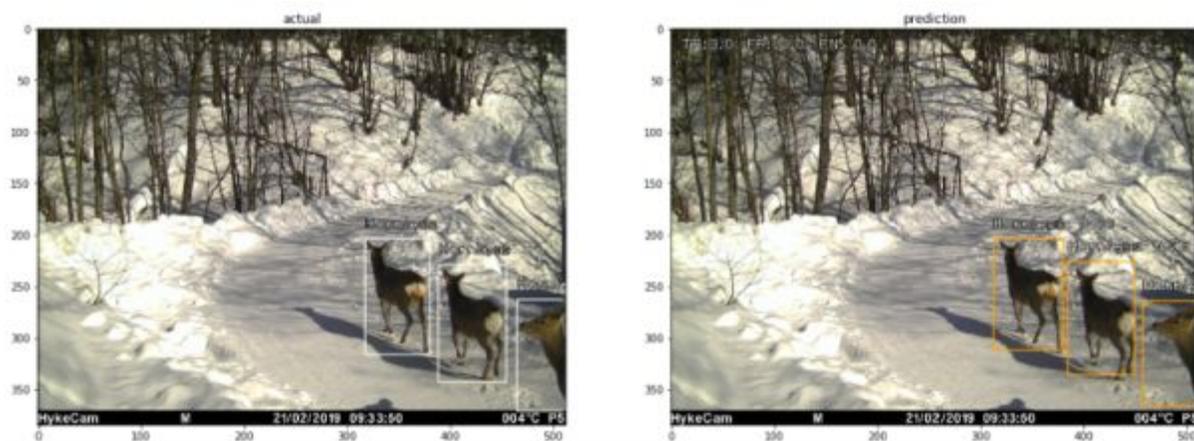


図10 複数の個体と一部しか写っていない状況で検出したケース

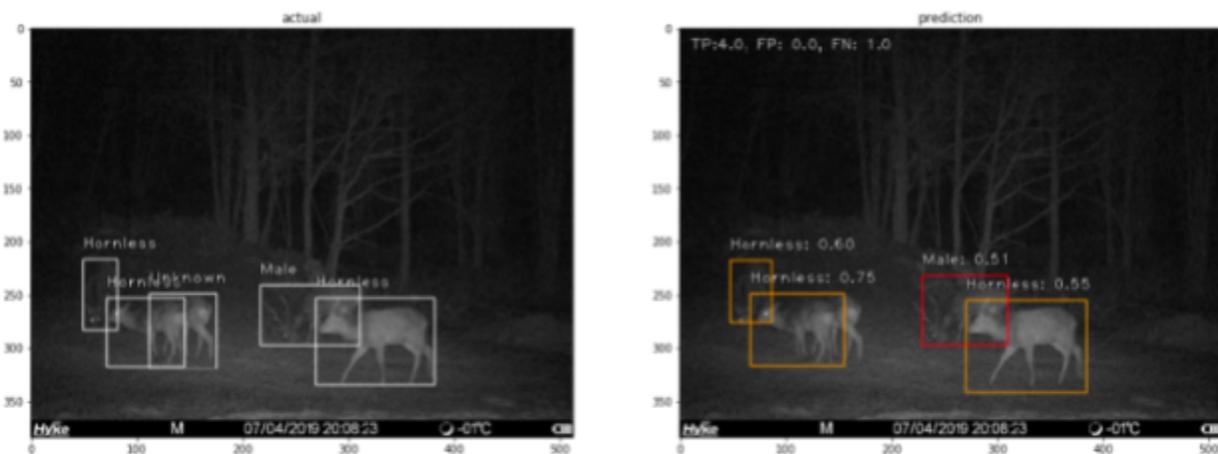


図11 複数の個体と暗闇の中で隠されているエゾシカを検出したケース

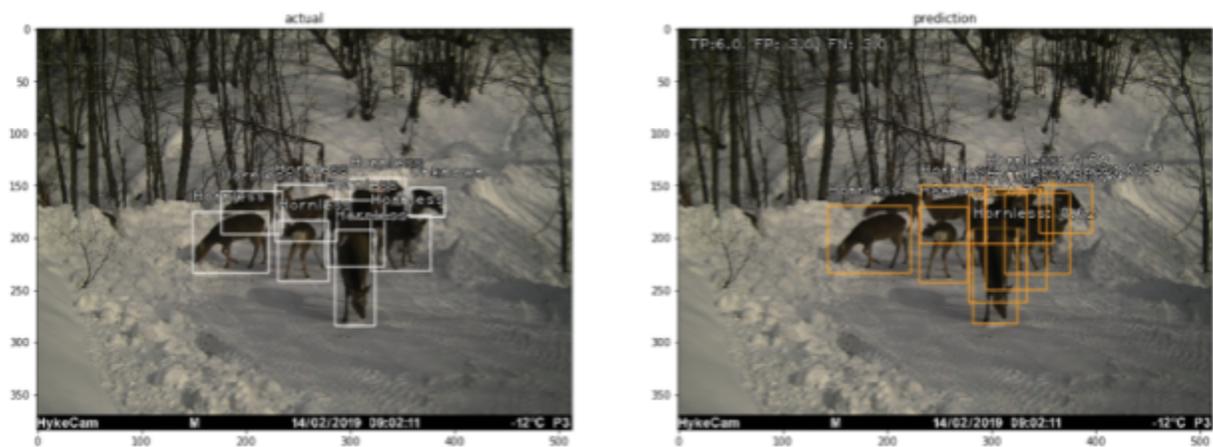


図12 日中に複数の個体で隠されているエゾシカを検出したケース