

## AI による画像認識技術を用いた黒毛和牛の個体識別

福田 純, 福井 航, 平田 一郎

### 1 目的

農業技術センターなどの研究機関においては、飼料効率の測定・牛の体調管理のため、牛の採食量の管理を行っている。採食量の管理は、現状、専用のドアフィーダを用いたものになっている。この作業は、非常に高価な専用機材を必要とする上、手作業で餌箱の重さを測定しなければならない。また、畜産農家全般でも採食量の管理に対する需要はあるが、複数頭での採食量は測定できても、個体ごとの採食量の測定は上述のコストや手間が課題となり、行えていない。この現状を改善するため、Web カメラ・重量センサ・AI を活用した、低コスト採食量自動計測システムの構築を目指す。

### 2 実験方法

#### 2.1 システム概要

給餌場前の Web カメラを使用して、牛の採食動作を撮影する。撮影された映像に対し、AI を用いた解析を行い、柵内のどの牛が採食を行ったか検知する。同時に、餌箱に設置した重量センサの時系列データを取得することで、どの牛がどの程度餌を採食したかを把握できる。このシステムが実現できれば、現状のシステムよりも安価に、計測の自動化が達成できる。

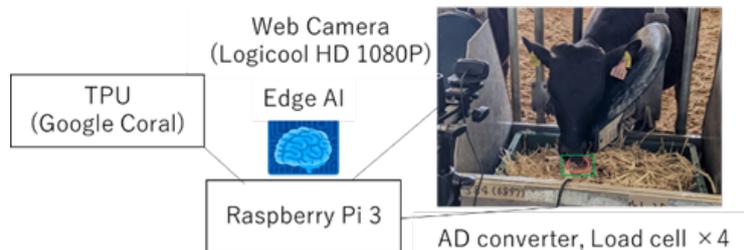


図1 システムの概要

考案したシステムを図1のように実装した。本システムでは、最初に自作重量センサ（デジタルロードセル 20KG×4 + HX711 ロードセル AD モジュール×4）を用いて、餌の重量を測定する。それと同時並行して、Web カメラを用いて、牛の採食動作の動画を撮影する。続いて、物体検出モデルを用いて牛の個体識別を行い、どの牛が採食に至ったかを特定する。システムは最大5匹程度の牛が収容される牛舎に対して、使用されることが想定されている。

コストの削減を実現するため、GPU を搭載するような推論用 PC は利用せず、安価なマイクロコンピュータ（Raspberry Pi 3）を用いて、採食した牛の特定を行う。映像からの高速の推論（リアルタイムでの推論）を重視するため、マイコンに内蔵されたモデルを用いて推論を行う。この推論を高速で行うために、TPU（Tensor Processing Unit）を用いる

#### 2.2 鼻輪検出モデルの学習

補食を行った牛をカメラの画像から一意に特定するには、牛の顔を見分ける、牛に何らかの目印をつけ、それを検知する、といった方法が考えられる。仮に牛の顔を見分けることができれば、現在鼻

紋により行われている個体認証システムを刷新できる可能性があるが、牛の顔は他の動物のような縞・模様など明確な個体ごとの特徴は少なく、その顔認証は困難であった<sup>1)</sup>。

そのため、我々は、牛の顔に多くの場合付属している、「鼻輪」を利用することを考えた。牛用鼻輪として大きなシェアを占めるモーリング（ワンタッチ畜産資材研究所）には、6種類の配色が存在する（黄・緑・橙・白・青・茶）。採食量を管理したい牛ごとに、異なる配色のものを装着させ、牛の一意性を担保する。これら色違いの鼻輪を物体検出するモデルを作成することで、どの牛が採食動作を行ったかを特定する。

物体検出モデルの作成には、量子化された `ssd_mobilenet_v2`<sup>2)</sup> を使用した。coco データセットで学習済みのモデルをダウンロードし、独自のデータセットを用いた転移学習を行った。学習には TensorFlow Object Detection API を使用した。

データの収集は、兵庫県立農林水産技術総合センターの牛舎にて行った。橙・青・緑の3クラスごとに、443・426・320枚ずつ、鼻輪をとりつけてある牛の顔をスマートフォンの内蔵カメラ（Android Pixel4）を用いて、主に静止画で撮影した。

機械学習において、学習データに著しく不均衡がある場合、予測精度が低下することが知られている<sup>3)</sup>。データの不均衡を調整するため、緑色のモーリングを付けている牛の顔画像について、動画からの学習画像の生成を試みた。動画から静止画を切り抜く場合、類似しているフレームを切り出す必要がある。今回は、類似度の計算に SSIM を用い、SSIM が 0.25 を下回っている場合は、類似画像として削除した。以上のような手段で不足している緑色のモーリングのデータについて、データの補充を行った。結果として、データは図2（濃色になっている部分が、動画からのデータの補充を行った部分）のようになり、ほぼ均衡なデータを用意することができた。

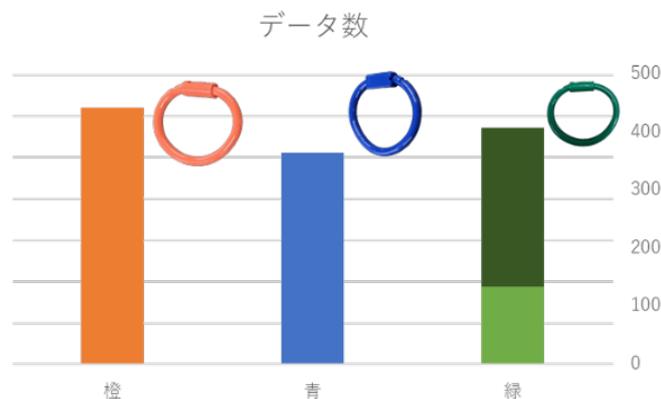


図2 鼻輪データの概要

### 3 結果と考察

#### 3.1 学習の結果

全データのうち、80%のデータを学習データとし、60kStep の学習を行った。残り 20%の検証データでの mAP は 93.8% (0.5 IoU) であった。

#### 3.2 牛舎環境での試験

続いて、牛舎にてシステム全体の試験を行った。鼻輪による牛の特定と重量センサの測定結果を組み合わせた時系列グラフが、図3である。図中の背景色は、カメラで捕捉した鼻輪の色に対応し、橙・緑・青の鼻輪を装着した牛の採食を表している。牛の採食時、重量センサが押下された際には重

量が過度に減少し、引き抜かれた際には重量が増えてしまう。このことによるノイズが見られるが、時系列全体としては餌箱の餌の量が徐々に減少し、それがどの牛によって減少させられたかが明らかとなった。

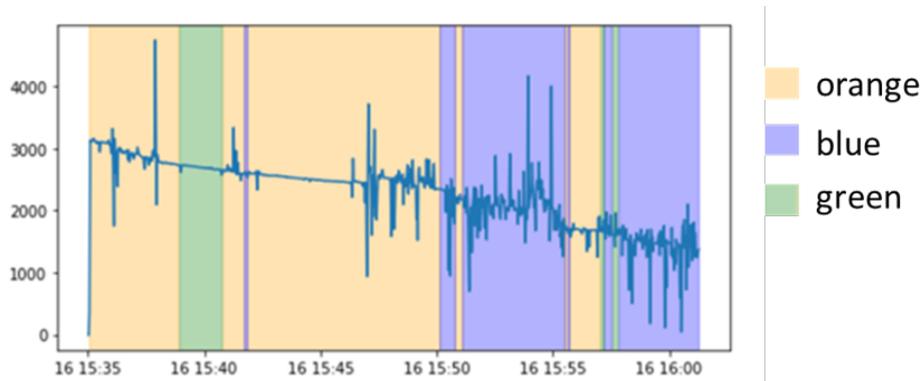


図 3 鼻輪による牛の特定結果と重量センサの測定結果を組み合わせた時系列グラフ

このノイズを除去するため、window size 50 で移動平均を取り、ノイズの除去を行い（図 4 左）、その上で各色の鼻輪を付けた牛の餌捕食量を合計した（図 4 右）。このシステムで測定した餌の減少量の総合計は 1520g であり、通常の秤による減少量の測定値（1480g）とほぼ一致した。

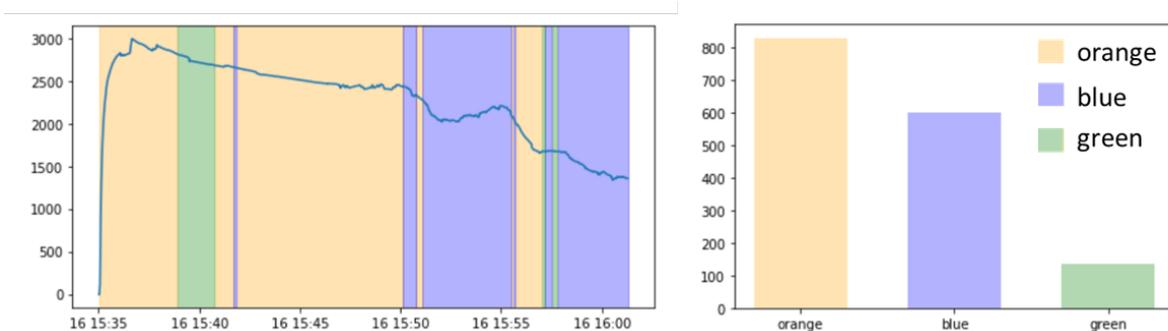


図 4 移動平均によるノイズ除去結果（左） 各牛の餌捕食量（右）

#### 4 結論

本研究では、牛の給餌量管理に着目し、エッジ AI・画像処理技術を用いた、スマート畜産の導入を試みた。TPU を用いたカメラ入力動画からの高速推論と、重量センサのデータを組み合わせることで、牛の個体ごとの給餌量をリアルタイムで取得できるシステムを設計・実装した。牛舎環境で開発したシステムのテストを行った結果、実用可能なシステムであることが示唆された。

#### 参考文献

- 1) S. Kumar, S. Tiwari, S. K. Singh National Academy of Sciences, India Section A: Physical Sciences. 86, 137-148 (2016)
- 2) M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, L.-C. Chen, The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018, pp. 4510-4520 (2018)
- 3) N. V. Chawla : Data Mining and Knowledge Discovery Handbook , Springer, 852-867 (2005).

(問合せ先 福田 純)