

放牧映像からの牛の個体識別に関する考察

小嶋研究室
0312023104 田村朋希

研究背景

- ・放牧地では、牛の個体数や健康状態を定期的に確認する「看視」が必要である。
- ・放牧地は広大で、人手による確認は時間と労力が大きい。
- ・看視を担う人材の高齢化も進んでいる。

→作業負担の軽減が課題

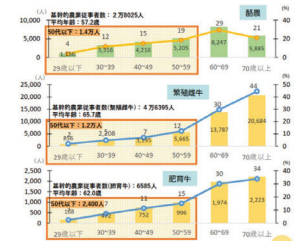


図1酪農・肉用牛における基幹的農業従事者の年齢構成(2020年) [1]より引用

研究概要

- ・ドローンによって上空から撮影された映像を用いた牛の看視を行う
 - ・物体検出、トラッキング技術、Re-IDを活用し、牛の頭数カウント・個体識別・動きの効率的な把握
- 人手による看視作業の負担を軽減し、放牧地における見守り作業の省力化・効率化を目指す

関連研究論文

「Research on Cattle Behavior Recognition and MultiObject Tracking Algorithm Based on YOLO-BoT」 [3]

- ・YOLOv8を改良した物体検出とBoT-SORTを組み合わせ、牛の行動認識・複数物体追跡を実施
- ・Re-IDの外観特徴と位置情報を用いて、牛の追跡時のID切り替わりを抑制

先行研究

放牧環境におけるYOLO11を用いた牛の物体検出 (河西大地,2026)[2]

- ・ドローンで撮影した放牧環境の画像・映像を対象に、YOLO系列を用いて牛を自動検出
- ・YOLO11・YOLO12・YOLO26の各モデルサイズを比較し、Precision・Recal・mAPなどで性能を評価
- ・実験では各モデルで高い検出性能を示し、特にYOLO26系列がmAP@0.5-0.95で高い性能を示した
- ・今後の課題として、個体識別や行動解析への拡張が挙げられている。

研究目的

- ・先行研究では、YOLO系列による放牧環境牛の物体検出が可能であることが示された。
- ・本研究では、物体検出・追跡・個体識別を組み合わせ、牛に個体ごとのIDを付与する。
- ・見失った牛の再識別や動画内の同一個体の識別を行い、継続的な個体識別の可能性を検討する。

前期での研究内容

① 物体検出(YOLO26)

- YOLO標準のByteTrackでID付与
- YOLOの検出結果を利用して、OSNetで各牛の特徴量を抽出
- OSNetの特徴量を使用し、FeatureDBでIDを再付与
- 結果の比較・分析

YOLO(You Only Look Once)

リアルタイム物体検出アルゴリズム

- ・入力画像全体を一度の推論で処理
- ・物体の位置推定とクラス分類を同時に行う
- ・速度と精度のバランスに優れている
- ・最新のモデルはYOLO26

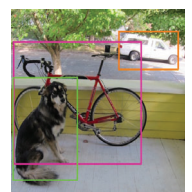


図2:YOLOの様子

ByteTrack [4]

- ・ Ultralytics YOLO に標準搭載されているトラッキング機能
- ・ 物体の見た目（外観特徴）を使用せず、IoUが高スコアの検出結果をマッチング
- ・ YOLOで検出したバウンディングボックスにIDを付与

9

OSNet(Omni -Scale Network)

- ・ Re-IDのために開発された軽量CNN
- ・ 局所特徴と全体特徴を複数スケールで抽出
- ・ 外見が似た個体間の細かな違いを特徴量として抽出
- ・ 本研究では牛画像から特徴量を抽出し、個体識別に利用

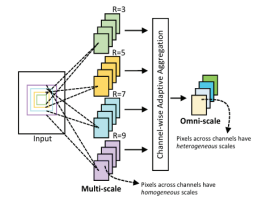


図3:OSNetの仕組み[9]

10

FeatureDB

- ・ OSNetで抽出した特徴量を保存するデータベース
- ・ 新しい特徴量と登録済み特徴量のコサイン類似度を計算
- ・ 閾値以上なら既存ID、閾値未満なら新規IDとして登録
- ・ 特徴量を更新することで、牛の姿勢や見え方の変化への対応を図る

11

実験内容①使用したデータ

- ・ 物体検出

検出する映像は、昨年河西大地さんが収集した映像を対象として行った。

表1: 動画の詳細

動画	秒数	牛の数(目視)
A(木で牛が見え隠れしている)	3分18秒	27頭
B(見晴らしがよい+密集)	5分28秒	27頭
C(木陰+密集)	5分28秒	28頭
D(起伏が大きい)	5分28秒	30頭
E(牛の行動を追尾)	3分49秒	31頭
F(見晴らしがよい+高い位置)	2分14秒	34頭

12

実験内容①ByteTrack でのID付与

- ・ 使用したモデル：YOLO26m
- ・ 動画によって評価が大きく異なる結果になった
- ・ IDについては牛がフレームから一度出た後、再び画面に現れた際に別のIDとして割り振られてしまっているため正確な頭数を数えられていない。

表2: 実験結果

YOLO26m	Precision	Recall	F1-score	ID
A	0.883	0.858	0.870	1135
B	0.656	0.887	0.753	913
C	0.915	0.876	0.896	1106
D	0.901	0.770	0.829	713
E	0.969	0.905	0.936	745
F	0.981	0.865	0.920	474

13

実験内容②OSNetの学習

- ・ OSNet用の学習データセットを作成し、画像で評価
- データセット：動画AのYOLOの検出結果から作成
- train：学習用画像

query：個体を特定したい牛画像。OSNetで特徴量を抽出しgallery内の画像と比較する。

gallery：個体IDが既知の照合候補画像。queryとの特徴量の類似度を比較し、同じ個体を検索する

エポック数：50、バッチサイズ：32、学習率：0.0003

表3: データセット

データセットの内訳	枚数
train	3280
query	459
gallery	966

14

実験内容②OSNetの学習条件

- 5エポック毎に評価
- 20エポックを過ぎたら学習率を下げる(細かくモデルを調整する)
- rank-1：OSNetが最も似ていると判断した牛が、実際に正しい牛だった割合
- mAP：gallery内に存在する同じ牛の画像を、正しく集められた割合

15

実験内容②OSNetの学習結果

- 全体的に高い精度を出すことが出来た
- データセットが1つの動画のみで作成したためデータを増やした場合どのくらい精度を保てるか検討

表4: 実験結果

epoch	rank1	mAP	learning_rate
5	0.9912	0.9923	0.0003
10	0.9934	0.9931	0.0003
15	0.9934	0.9905	0.0003
20	0.9934	0.994	0.00003
25	0.9978	0.9972	0.00003
30	0.9978	0.9974	0.00003
35	0.9978	0.9972	0.00003
40	0.9978	0.9974	0.000003
45	0.9978	0.9974	0.000003
50	0.9978	0.9974	0.000003

16

実験内容③FeatureDB によるID付与

学習させたOSNetとFeatureDBを使い、動画にIDを付与する

各動画にいる牛：27～34頭

FeatureDBの閾値：0.85

動画毎にFeatureDBをリセットして頭数をカウント

17

実験内容③FeatureDB によるID付与結果

・ Re-IDを使用することでByteTrackでのID付与より精度を上げることが出来た。

・ 実際の頭数と比べるとまだ改善が必要があると考えられる。

表5: 実験結果

動画名	実際の頭数	Tracking ID	Re-ID
A	27頭	1135	95
B	27頭	913	80
C	28頭	1106	87
D	30頭	713	55
E	31頭	745	73
F	34頭	474	67

18

実験内容③分析1

・ バウンディングボックスが外れた際IDが切り替わってしまうことがある



図4:ID2の牛



図5:秒間未検出



図6:ID2の牛がID36に変わっている

19

実験内容③分析2

- 同じ動画でも違う牛に同じIDをつけている場合があった



図7:D(1分50秒)の牛



図8:D(2分5秒)の牛

20

考察

・ バウンディングボックスが外れると、追跡が途切れてIDが切り替わる場合があった。
→ 遮蔽物や撮影方向の変化により、OSNetから得られる特徴量の類似度が低下したことが原因と考えられる。

・ 動画内で、異なる牛に同じIDが付与される場合があった。

→ 外見が類似した牛同士の特徴量が高い類似度を示したことが原因と考えられる。

→ OSNetが個体ごとの特徴を十分に学習できていない可能性が考えられる。

21

まとめ

・ YOLO26・ByteTrack・OSNet・FeatureDBを組み合わせて個体識別を実施

・ 物体検出では高い結果を示す動画がある一方、低い結果を示す動画もあり動画間で性能差が見られた。

・ Re-IDでは別個体へのID誤付与が課題であり、データセットの改善が必要

22

今後の展望

・ OSNetの学習条件・データセットを見直し、定量評価する

・ FeatureDBについても正解IDを用意し、動画中の個体識別精度を定量化する

・ 他の手法を試し、最終的に動画内で同じ牛へ同一のIDを付与できる手法を模索する。

23

参考文献

- ・ [1]農林水産省. (2023年11月13日). 現行酪肉近策定時からの情勢の変化と対応状況について. <https://www.maff.go.jp/j/council/seisaku/tikusan/attach/pdf/241113-41.pdf>
- ・ [2]河西大地,放牧環境におけるYOLO11を用いた牛の物体検出,卒業論文,岩手県立大学,2026 <https://utas.iwate-pu.org/0c595b8e-3c4d-48da-b41a-a481849d2d9b>
- ・ [3]Lei Tong, Jiandong Fang, Xiuling Wang and Yudong Zhao, Research on Cattle Behavior Recognition and Multi-Object Tracking Algorithm Based on YOLO-BoT, 2024 <https://doi.org/10.3390/ani14202993>

24



参考文献

• [4][Kaiyang Zhou](#), Yongxin Yang, Andrea Cavallaro, Tao Xiang , "Omni-Scale Feature Learning for Person Re-Identification" .2019

<https://arxiv.org/abs/1905.00953>

• [5] Ultralytics. Tracker Arguments - Track mode documentation.(2026.7 閲覧)

<https://docs.ultralytics.com/ja/modes/track/#tracker-arguments>