

H-044

## 黒毛和種放牧牛の映像検出による位置推定結果と GPS データの最適化による統合 Optimized Integration of Video-Based Localization and GPS Data for Grazing Japanese Black Cattle

中川 蓮\*  
Ren Nakagawa

大山 憲二\*  
Kenji Oyama

大川 剛直\*  
Takenao Ohkawa

### 1 はじめに

和牛農家の重要な業務の一つに観察記録がある。観察記録は発情や疾病などの牛の異変を検知するために行っている。従来、観察記録は飼育員による目視確認に依存しており、多大な労力を要する。

この課題に対する対応策として、映像解析技術が注目されている。特にマウンティングなどの顕著な発情兆候の検出において映像解析技術の有効性が示されている [3]。しかし、黒毛和種のような外観特徴に乏しい品種では個体識別が難しく、放牧環境下での映像による観察記録の自動化は実現していない。

映像上の牛の個体識別についての従来研究では、UWB(Ultra-Wideband) を活用した手法 [4] が提案されている。しかし、UWB は運用費用が高額であり現場への普及が困難である。

そこで本研究では、映像からの物体検出・追跡技術から得るトラッキングデータと GPS から得る位置データを、組み合わせ最適化により割り当て、映像上の個体を特定する手法を提案する。

### 2 提案手法

提案手法の概要を Fig.1 に示す。提案手法では、トラッキングデータと GPS データの割り当てを組み合わせ最適化問題として定式化する。

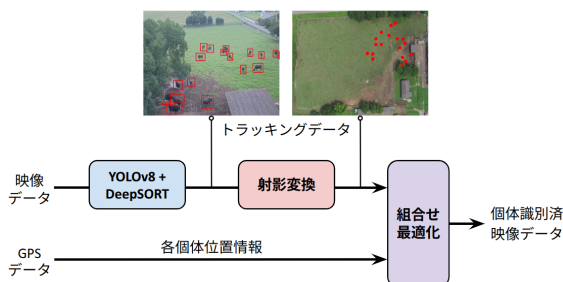


Fig.1 提案手法の概要

#### 2.1 トラッキングデータの取得

カメラからトラッキングデータを取得し、メートル単位の座標系に変換する。

まず、物体検出アルゴリズム YOLOv8 [1] と物体追跡アルゴリズム DeepSORT [2] を用い、映像から各個体の追跡情報であるトラックレットの集合トラッキングデータ  $T_{\text{camera}}$  を取得する。ここで得られるトラッキングデータ  $T_{\text{camera}}$  は俯瞰座標系 (Fig.2 左) の追跡情報である。そこで、鳥瞰座標系 (Fig.2 右) に射影変換した後、メートル単位に単位換算を行うことでトラッキングデータ  $T$  を得る。



Fig.2 俯瞰座標系画像 (左) と鳥瞰座標系画像 (右)

#### 2.2 組み合わせ最適化による割り当て

トラッキングデータ  $T$  と GPS データ  $G$  を組み合わせ最適化により割り当てを行う。

トラッキングデータと GPS データは、牛の位置を時系列で記録したデータである。各データには、時間ごとの個体の位置が  $xy$  座標の形式で格納されている。GPS データが各頭 1 つ割り当てられるのに対し、トラッキングデータは遮蔽や画角外への移動により複数割り当てられ得るため、トラッキングデータと GPS データは多対一の関係となる。

また、1 フレーム内で同じ個体に複数のトラッキング ID が付与されることはないため、同一フレームで検出されたトラッキング ID 同士が同じ GPS データを共有することはない。

そこで、本問題を最適化問題として式 (1) のように定式化する。

\* 神戸大学 Kobe University

$$\begin{aligned}
& \text{Minimize} && \sum_i \sum_j c_{ij} x_{ij} \\
& \text{subject to} && \sum_j x_{ij} = 1 \\
& && x_{ij} + x_{kj} \leq 1, \quad (i, k) \in D \\
& \text{where} && c_{ij} = \frac{1}{N_t} \sum_t^{N_t} |T_{i,t} - G_{j,t}|
\end{aligned} \tag{1}$$

ここで、 $x_{ij}$  は  $T_i$  から  $G_j$  への割り当ての有無を表し、割り当てられているときは1、そうでないときには0を示す。 $D$  は、同一時刻に観測されたトラックレットのペアの集合である。フレームごとの観測されたトラッキング ID のペアを全通り計算し、集合に格納することにより算出する。 $t$  は  $T_i$  と  $G_j$  に共通する時刻要素であり、その総数は  $N_t$  である。 $c_{ij}$  は  $T_i$  と  $G_j$  に共通する時刻要素  $t$  における  $T_i$  と  $G_j$  間の絶対誤差平均を示す。

これにより、多対一対応および同時割り当て禁止制約を考慮した、最適な割り当てが可能となる。

### 3 実験

#### 3.1 データセット

提案手法の有効性を検証するため、神戸大学大学院農学研究科附属食資源教育研究センターで放牧されている牛を対象に実験を実施した。本牧場では約30頭の黒毛和種放牧牛が飼育されている。

収集したデータのうち、画角内の牛の多さを基準に選定した10分間の映像6本を評価に用いた。

#### 3.2 評価手法

比較手法としてハンガリアンアルゴリズム (HA) を用いる。HA は組み合わせ最適化による割り当てと同様、最適な割り当てを求める手法である。しかし、HA は一体一の割り当てに限定されており、本問題における多対一対応や同時割り当て禁止制約を考慮できない。比較手法を、組み合わせ最適化を用いた提案手法と比較することにより、組み合わせ最適化による割り当ての有効性を検証する。

評価指標は、トラックレットごとの正解の割合を示すトラック単位の精度と、フレームごとの正解の割合を示すフレーム単位の精度を用いる。トラック単位の精度により、持続時間の短いトラッキングデータに対しても個体識別が可能であるかを評価

し、フレーム単位の精度により総合的な評価を行う。

### 3.3 結果

各手法の評価結果を Table 1 に示す。

Table 1 各手法における精度 (%)

	比較手法	提案手法
トラック単位	44.1	70.4
フレーム単位	71.3	78.4

提案手法は、比較手法の精度を有意に上回り、有効性が示された。また、提案手法のトラック単位の精度は比較手法を26.3%上回ったのに対し、フレーム単位では7.1%であった。これは、組み合わせ最適化による割り当てが持続時間の短いトラックレットの割り当てに優れることに起因する。

## 4 結論

本研究では、映像上の牛個体識別手法を提案した。提案手法により、放牧場のような複雑な環境においても、映像上の牛の個体識別が可能となる。

今後の展望として、映像からの行動識別モデルと組み合わせた、映像解析による行動観察の自動化システムの構築を考えている。

## 謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 21H04914 の助成による。

## 参考文献

- [1] G. Jocher, A. Chaurasia, and J. Qiu. Ultralytics yolov8, 2023.
- [2] N. Wojke, A. Bewley, and D. Paulus. Simple online and realtime tracking with a deep association metric. In *2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 3645–3649. IEEE, 2017.
- [3] Y. Yang, M. Komatsu, T. Ohkawa, and K. Oyama. Real-Time Cattle Interaction Recognition via Triple-stream Network. In *Proceedings of 21st IEEE International Conference on Machine Learning and Applications*, 2022.
- [4] A. Zhao, H. Wu, D. Fan, and K. Li. Individual Cow Recognition Based on Ultra-Wideband and Computer Vision. *Animals*, 15(3):456, 2025.