

# 乳牛追跡の精度向上に向けた状態空間モデルの検討

穉澤和宏

谷口行信

東京理科大学

## 1 はじめに

近年、酪農業では牛舎の天井に設置したカメラ（以下、牛舎カメラ）を利用した個体管理方法が注目されている。石渡ら [1] は、人物再同定などで用いられる距離学習を乳牛個体の識別に適用したが、この手法では、牛舎カメラで撮影された画像中の歪の大きい領域に存在する乳牛に対しては識別精度が低いという問題がある。

そこで本研究では、乳牛の個体識別を補完する方法として物体追跡技術に着目する。比較的高精度に個体識別が可能な画像領域での個体識別結果と、時系列連続画像に対する物体追跡結果とを組み合わせることで、歪の大きい画像領域における個体識別の高精度化を目指す。本稿では、この手法を実現するための要素技術である物体追跡を牛舎カメラで撮影された時系列連続画像に適用するとともに、追跡精度の改善策を検討する。

## 2 Deep SORT [2] を用いた乳牛の追跡

本研究では、乳牛の追跡器として、時系列解析に用いられる状態空間モデルと外観特徴抽出器とを組み合わせた Deep SORT を用いる。本手法では、状態空間モデルを物体の矩形に適用し、カルマンフィルタを用いて状態推定を行う。状態空間は、矩形の中心座標  $(u, v)$ 、アスペクト比  $\gamma$ 、高さ  $h$  及びこれらの時間変化を合わせた 8 次元空間  $(u, v, \gamma, h, \dot{u}, \dot{v}, \dot{\gamma}, \dot{h})$  である。まず、前フレームの状態から現在のフレームにおける追跡中の矩形の位置  $t_i (1 \leq i \leq N)$  を予測する。同時に、物体検出器に現在のフレームを入力し、実際の物体の位置  $o_j (1 \leq j \leq M)$  を検出する。そして、以下で定義されるコスト行列  $[c_{ij}]$  を用いてコスト最小化問題を解くことにより、 $t_i$  と  $o_j$  の対応を決定する。

$$c_{ij} = \begin{cases} \lambda d_{ij}^{(1)} + (1 - \lambda) d_{ij}^{(2)} & (d_{ij}^{(1)} \leq \tau) \\ \infty & (d_{ij}^{(1)} > \tau) \end{cases} \quad (0 \leq \lambda \leq 1)$$

ここで、 $d_{ij}^{(1)}$  は、 $(u, v, \gamma, h)$  を用いて求めた  $t_i, o_j$  間のマハラノビス距離であり、 $d_{ij}^{(2)}$  は特徴抽出器によって抽出される  $t_i, o_j$  の外観特徴間のコサイン距離である。また、 $\tau$  は  $d_{ij}^{(1)}$  の閾値である。

Deep SORT の適用対象として想定されている歩行者を写した映像では、1つの矩形に対するスケールの大きな変化は起こりにくい。一方、図 1 に示すように、本研究が対象とする牛舎カメラの画像では、1フレームの間での乳牛矩形のスケールの変化が大きいために  $\gamma$  や  $h$  の

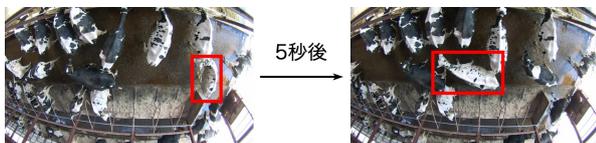


図 1: アスペクト比の変化

表 1: 追跡精度

ベクトル	MOTA↑ (%)	IDSW 数↓	IDF1↑ (%)
(a) $(u, v, \gamma, h)$	81.6	178	54.7
(b) $(u, v, \gamma)$	<b>82.0</b>	172	56.5
(c) $(u, v, h)$	81.6	168	54.8
(d) $(u, v)$	<b>82.0</b>	<b>151</b>	<b>57.8</b>

分散が増大し、マハラノビス距離  $d_{ij}^{(1)}$  が大きくなってしまふことがあると考えられる。

## 3 実験条件・結果

状態空間モデルの妥当性を検証するため、 $d_{ij}^{(1)}$  の計算に用いるベクトルを、(a)  $(u, v, \gamma, h)$  (b)  $(u, v, \gamma)$  (c)  $(u, v, h)$  (d)  $(u, v)$  として、Deep SORT を用いた乳牛の追跡精度を比較する実験を行った。閾値  $\tau$  には、(a)(b)(c)(d) それぞれのベクトルの次元数  $n$  を自由度とするカイ 2 乗分布の上側 5% 点  $\tau(n)$  の値を用いた ( $\tau(4) = 9.4877, \tau(3) = 7.8147, \tau(2) = 5.9915$ )。重みは  $\lambda = 0$  とした。外観特徴抽出器として、石渡らの手法により乳牛の特徴を学習した ResNet50 を用いた。ResNet50 の学習には、実牛舎で昼間に撮影された 46 個体、7048 枚の乳牛画像を用いた。乳牛の追跡精度の評価用データとして、同牛舎で 5 秒に 1 枚の間隔で撮影された連続画像 360 枚に乳牛の矩形（以下、正解矩形）を付与したものを用いた。追跡器には、評価用データ画像及び正解矩形を入力として与えた。評価指標には、複数物体追跡の精度指標である MOTA, IDSW 数, IDF1 を用いた。MOTA は物体の正解軌跡と予測軌跡の矩形の一致度合いを表す指標である。IDSW は、前後のフレーム間で同一個体に対し異なる ID が割り当てられることを指しており、一般的にこの数が少ないほど追跡精度がよいといえる。また、IDF1 は物体の正解軌跡と予測軌跡の ID の一致度合いを表す指標であり、この値が大きいほど、物体をより長い期間同一 ID で追跡していることを意味する。

実験結果を表 1 に示す。矩形の座標のみを用いる (d) の場合に、全ての指標で最も高い精度が得られた。このことから、矩形のスケール情報を用いる状態空間モデルは乳牛の追跡に適さないことが分かる。

## 4 今後の課題

乳牛の体の向き等、新たな変量を状態空間に加え、状態空間モデルの改善を図る。

## 参考文献

- [1] 石渡翔太郎ほか. 斑紋特徴を用いた乳牛の re-identification. 信学総大, ISS-SP-024, 2020.
- [2] N. Wojke, et al. Simple online and realtime tracking with a deep association metric. In *ICIP*, pp. 3645–3649, 2017.