

耳標と牛顔画像の併用による 牛個体識別

宮崎大学 大学院 工学研究科 工学専攻 先端情報コース

T2401559 森茂蒼士

指導教員 棕木雅之

2025/1/29

研究背景

畜産分野における自動化ニーズ

→ 労働力不足の解決、作業負担の軽減

情報通信技術および画像処理技術の発展



畜産分野でも作業の自動化・効率化が進められている

畜産では家畜一頭一頭の識別と状態把握が重要



耳標と顔情報の併用による牛個体識別

耳標による個体識別

利点：精度が高い

欠点：取得しにくい

顔情報による個体識別

利点：取得しやすい

欠点：精度が低い

本研究では両者の併用により精度を向上させる

牛個体識別に関する従来研究①

ReadMyCow システム (Sminkら[1])

1. 動画の中から 耳標領域を検出
2. 耳標を フレーム間で追跡
3. 耳標が安定して視認できるフレームを選択
→ **リアルタイムでの個体識別を実現**



図1 ReadMyCowシステム[1]

牛個体識別に関する従来研究②

Kimaniら[2]の研究

- ・ 鼻紋は **個体ごとに固有**
- ・ 深層学習を用いることで**高い識別精度を実現**



図2 鼻紋の参考画像

牛個体識別に関する従来研究③

Wengら[3]の研究

- ・二系統 **CNN** を用いた牛顔個体識別手法を提案
 - ・複数視点の顔情報を統合
- **高い識別精度を実現**

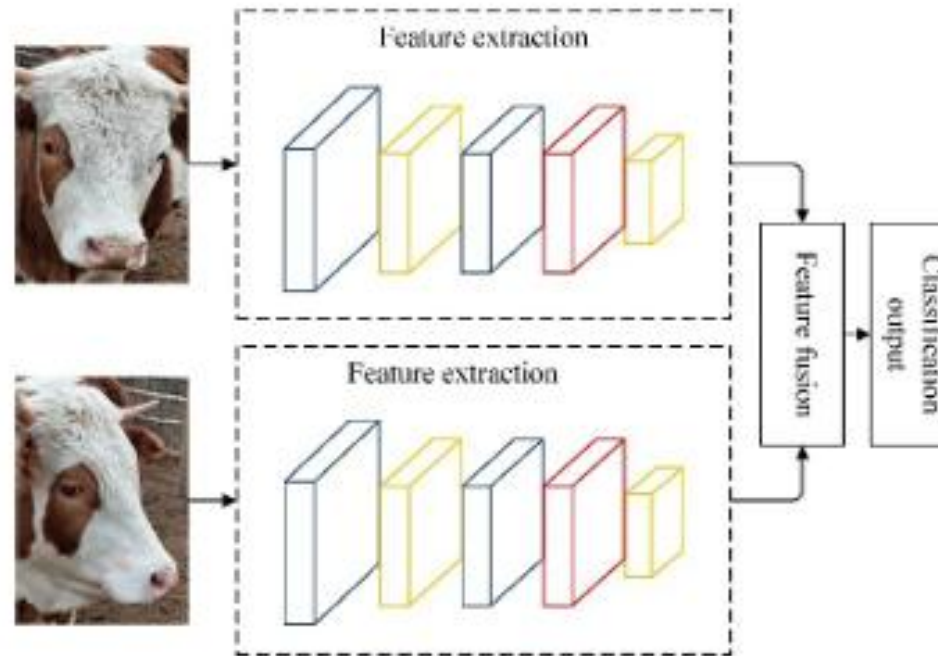


図3 二系統の畳み込みニューラルネットワークによる牛顔個体識別モデルの構成図[3]

問題点

耳標：信頼性の高い情報だが誤読・遮蔽に弱い

鼻紋：高精度だが実環境で取得困難

顔画像：取得しやすいが単独では不安定

本研究

耳標を主、顔を補助として統合し、高信頼な個体識別を実現

提案手法①：単一フレームによる牛個体識別

- ・ 耳標の読み間違いに対処し、候補個体を選出
 - ・ 候補個体から顔画像により絞り込み
 - ・ フレームごとに結果
- 静止画像や単独個体の監視に有効

提案手法②：トラッキングを利用した複数頭の牛個体識別

- ・ 顔特徴量を用いたトラッキング
 - ・ トラッキング結果に耳標と顔画像の情報を用いて投票
 - ・ 時間方向に情報を蓄積することで個体識別を高信頼化
- 複数頭の個体の監視に有効

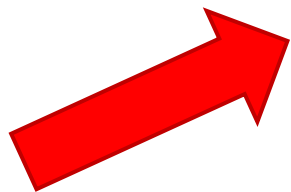
提案手法①



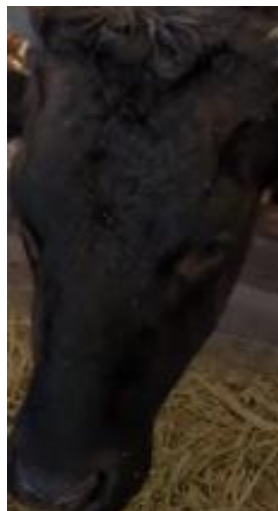
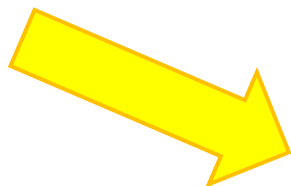
1. YOLOによる顔・耳標領域画像の取得

YOLO[4]による取得

画像に映る物体の**位置**と**クラス**を特定する物体検出手法



Class: ear_tag
(x,y,w,h)=(0.19,0.45,0.6,0.14)



Class: cow_face
(x,y,w,h)=(0.1,0.36,0.23,0.7)

提案手法①



2. GoogleOCRによる個体識別番号の読み取り

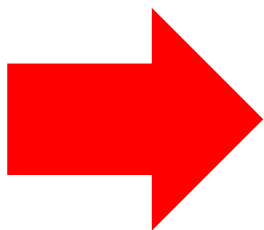
GoogleOCR[5]

画像中の文字列を自動的に認識し、テキストとして取得するOCR 手法



0123456789.jpg

GoogleOCR



0123456789.txt

JP
14121
4952

提案手法①

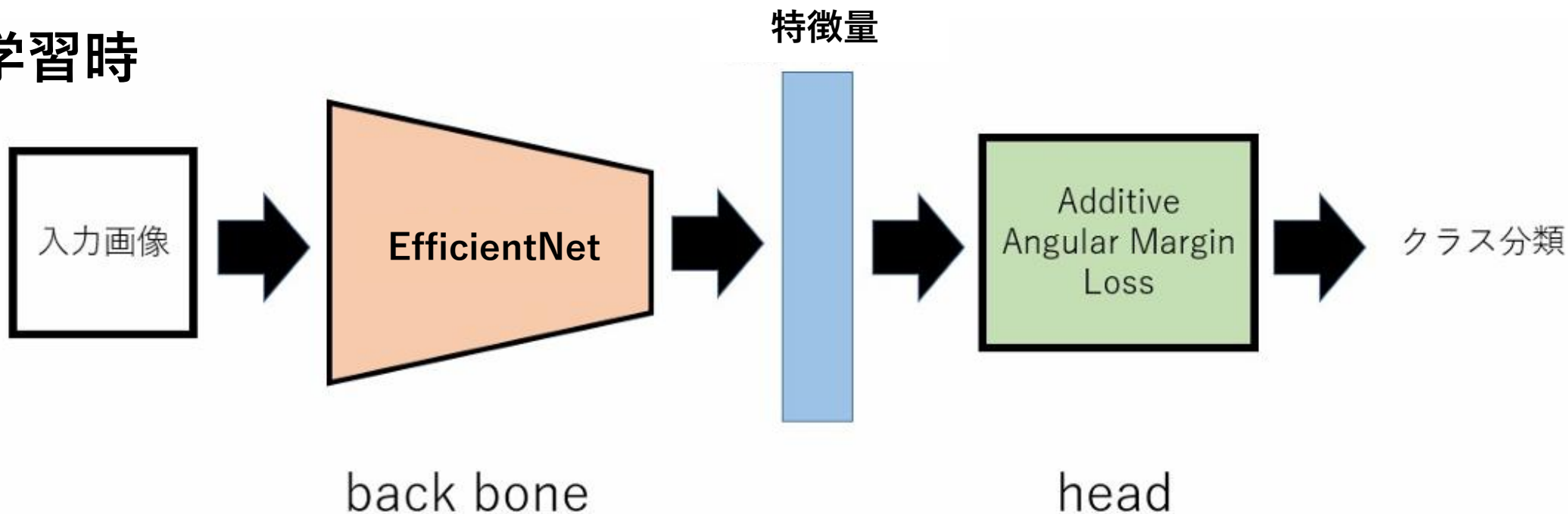


3. Arcfaceによる顔特徴量の抽出

Arcface[6]

顔画像から個体を識別するための特徴量を抽出
同一個体の特徴が近く，異なる個体が離れるように学習

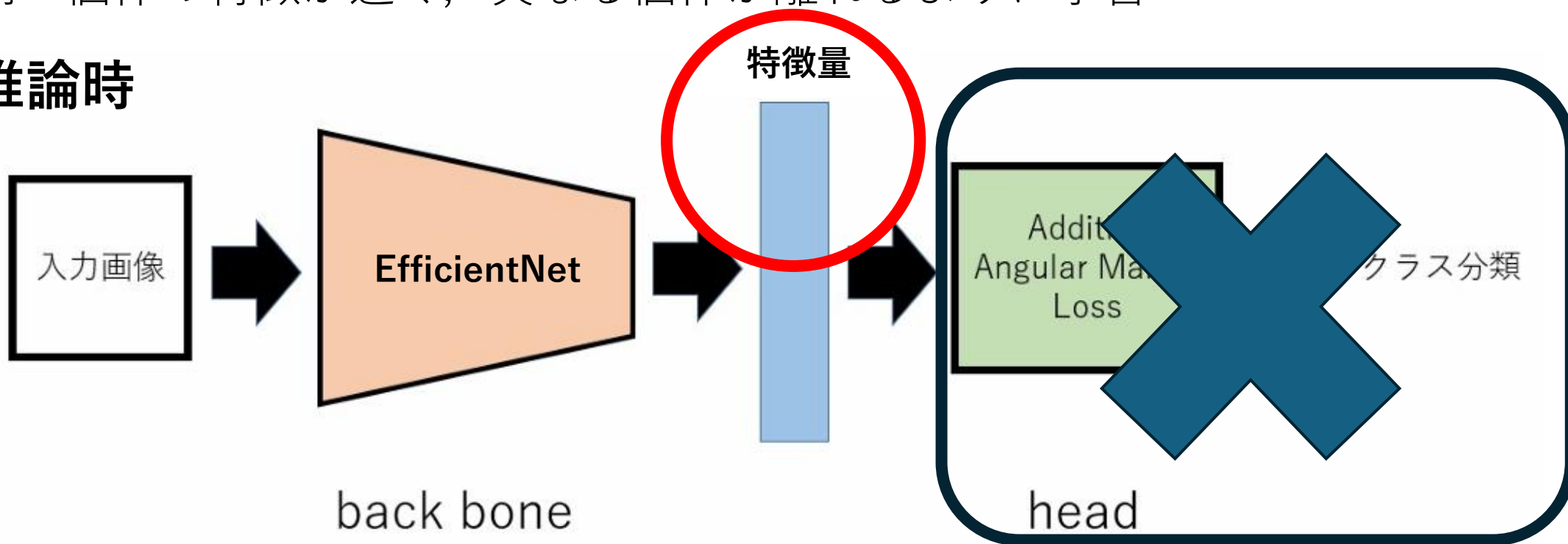
学習時



Arcface[6]

顔画像から個体を識別するための特徴量を抽出
同一個体の特徴が近く，異なる個体が離れるように学習

推論時



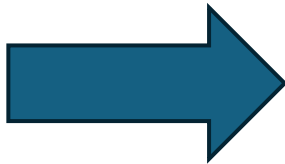
**学習に用いていない個体を識別する際はヘッドを外し、
特徴量を取り出し利用する**

提案手法①



4. 个体識別番号と顔特徴量による个体識別

登録情報(耳標登録情報)



個体識別番号	耳標登録情報①	耳標登録情報②	耳標登録情報③
16161_75847	75847	7584	5847
14127_49525	49525	4952	9525
16161_73034	73034	7303	3034

欠損、読み間違いを想定し見逃しを減らす！

個体識別

レーベンシュタイン距離により、OCR結果からどの牛であるかを予測

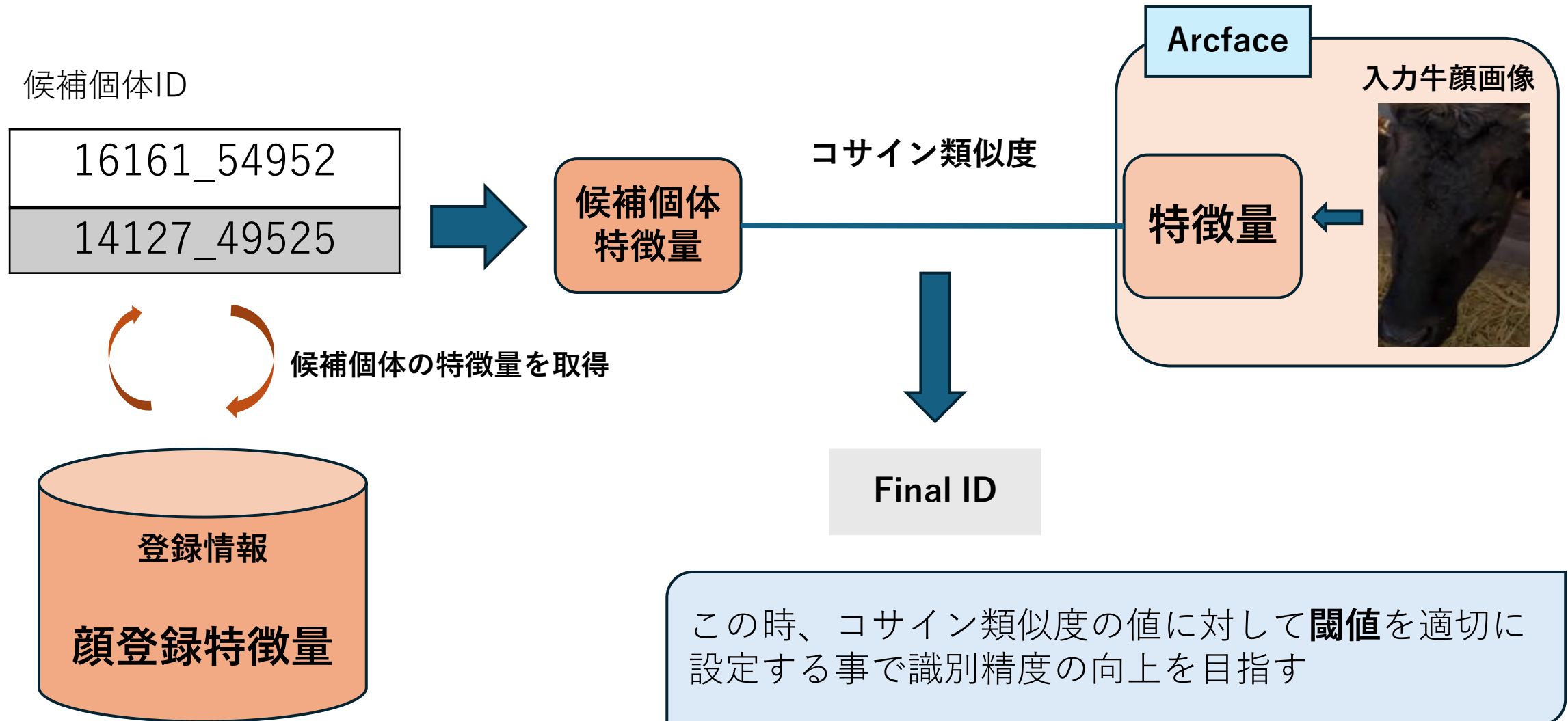
レーベンシュタイン距離…2つの文字列の違いを表す指標

OCR結果 JP 14121 4952	レーベンシュタイン距離	個体識別番号	耳標登録情報①	耳標登録情報②	耳標登録情報③
		16161_75847	75847	7584	5847
		14127_49525	49525	4952	9525
		16161_73034	73034	7303	3034

レーベンシュタイン距離0(完全一致)となるものを探し、なければ距離1(一文字違い)を探す
複数候補あれば、それらを候補個体として特徴量比較により予測する

欠損、読み間違いを想定し見逃しを減らす！

個体識別



提案手法②

トラッキングを利用した複数頭の牛個体識別

1. YOLO + ByteTrackを用いた牛検出およびトラッキング
2. 顔特徴量に基づくトラッキングIDの結合
3. トラッキング情報を用いた耳標・顔特徴量結合による個体識別

1. YOLO + ByteTrackを用いた牛検出およびトラッキング



各フォルダにはトラックID毎の画像が含まれる

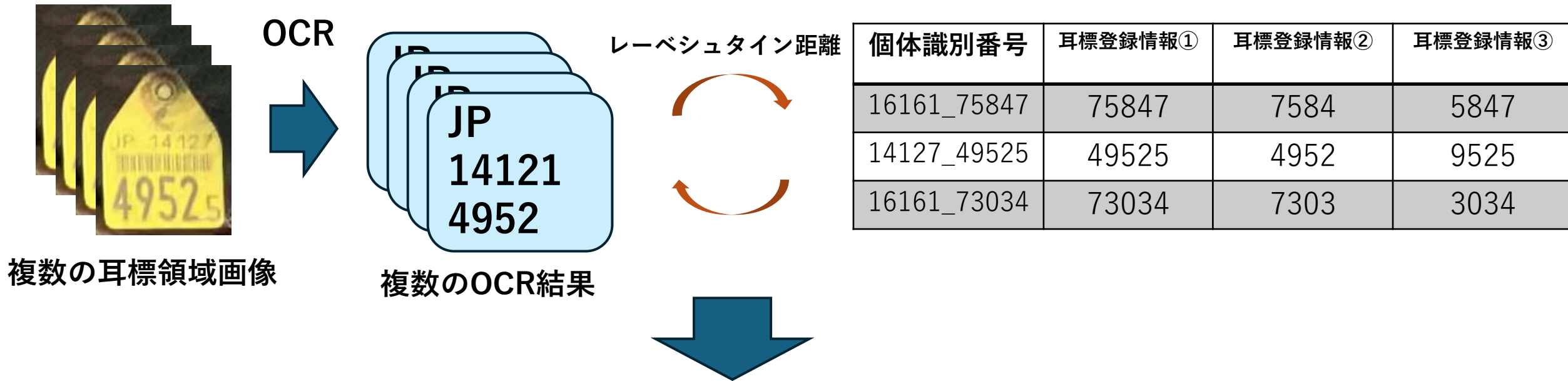
2. 顔特徴量に基づくトラッキングIDの結合



顔特徴量に基づき類似したトラッキングIDを結合

→時間方向の情報がさらに増え、より正確な識別が可能になる

3. トラッキング情報を用いた耳標・顔特徴量 結合による個体識別



各結果毎に候補となったIDへの投票を行う
投票の上位3頭について顔特徴量により同様に投票し決定する



実験

実験1：単一フレームによる牛個体識別

実験設定

- ・データ：
牛単体動画（181頭・約18万フレーム）
- ・入力：
耳標・顔が検出された 98,995 フレーム
- ・評価対象：
耳標により候補個体が得られた66,672フレーム



識別結果(閾値なし)

条件	レーベン シュタイン 距離	候補数	評価件数	正解数	不正解数	精度(%)
(1)	0	1	55,998	55,811	187	99.67
(2)	0	複数	1,532	1,529	3	99.80
(3)	1	1	4,581	2,958	1,623	64.57
(4)	1	複数	4,561	3,103	1,458	68.03

(3) 距離が1、候補個体が1頭

閾値設定	受理件数	正解数	精度	カバレッジ
0	4,581	2,958	0.6457	1.0000
0.45	2,256	2,238	0.9920	0.4925
0.56	1,096	1,096	1.0000	0.2392

※カバレッジ…全評価対象のうち、その閾値条件を満たして「判定を行った割合」

(4) 距離が1、候補個体が複数頭

閾値設定	受理件数	正解数	精度	カバレッジ
0	4,560	3,103	0.6805	0.9998
0.46	2,448	2,429	0.9922	0.5367
0.53	1,684	1,684	1.0000	0.3692

実験1 まとめ

レーベシュタイン距離 0 の場合

…閾値なしで識別精度**99%以上**を達成

レーベシュタイン距離 1 の場合

…閾値を適切に設定することで識別精度**99%以上**達成

- ・ 評価対象の66,672件の93%に対して識別精度**99%以上**達成

実験2：トラッキングを利用した複数頭の牛個体識別

データ：複数頭の牛を撮影した映像A,B

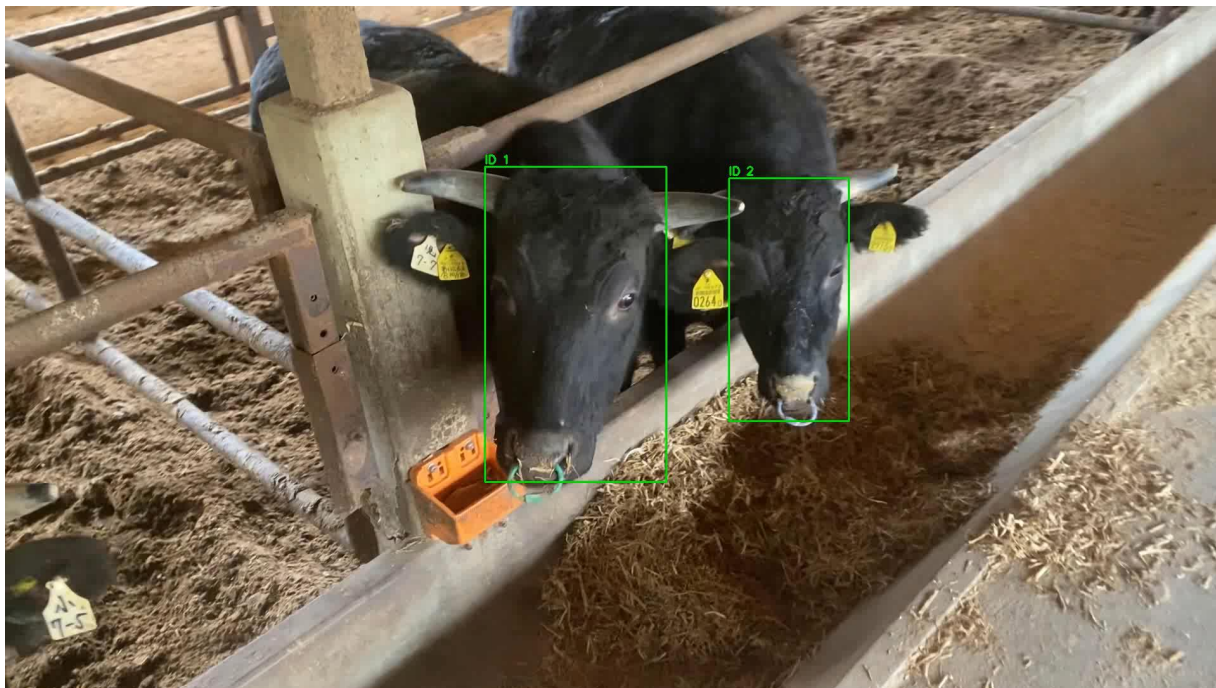


映像A：615フレーム
識別対象：2頭

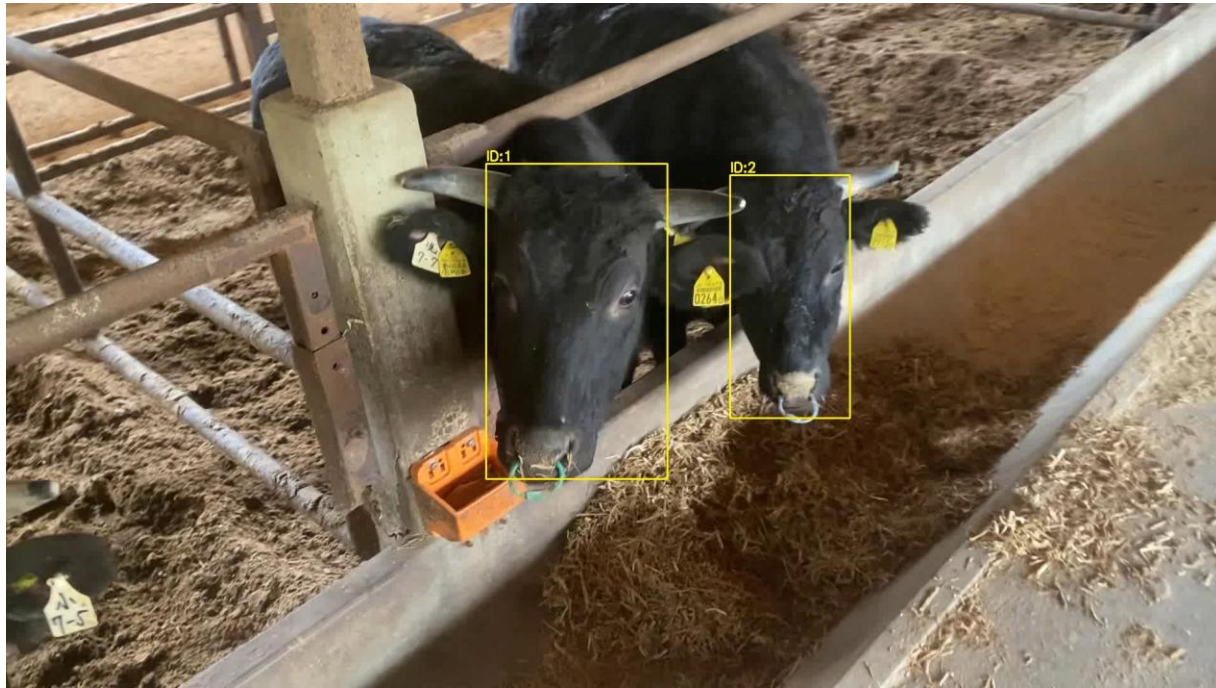


映像B：525フレーム
識別対象：4頭(奥の一頭を除く)

YOLO + ByteTrack + Arcfaceによるトラッキング

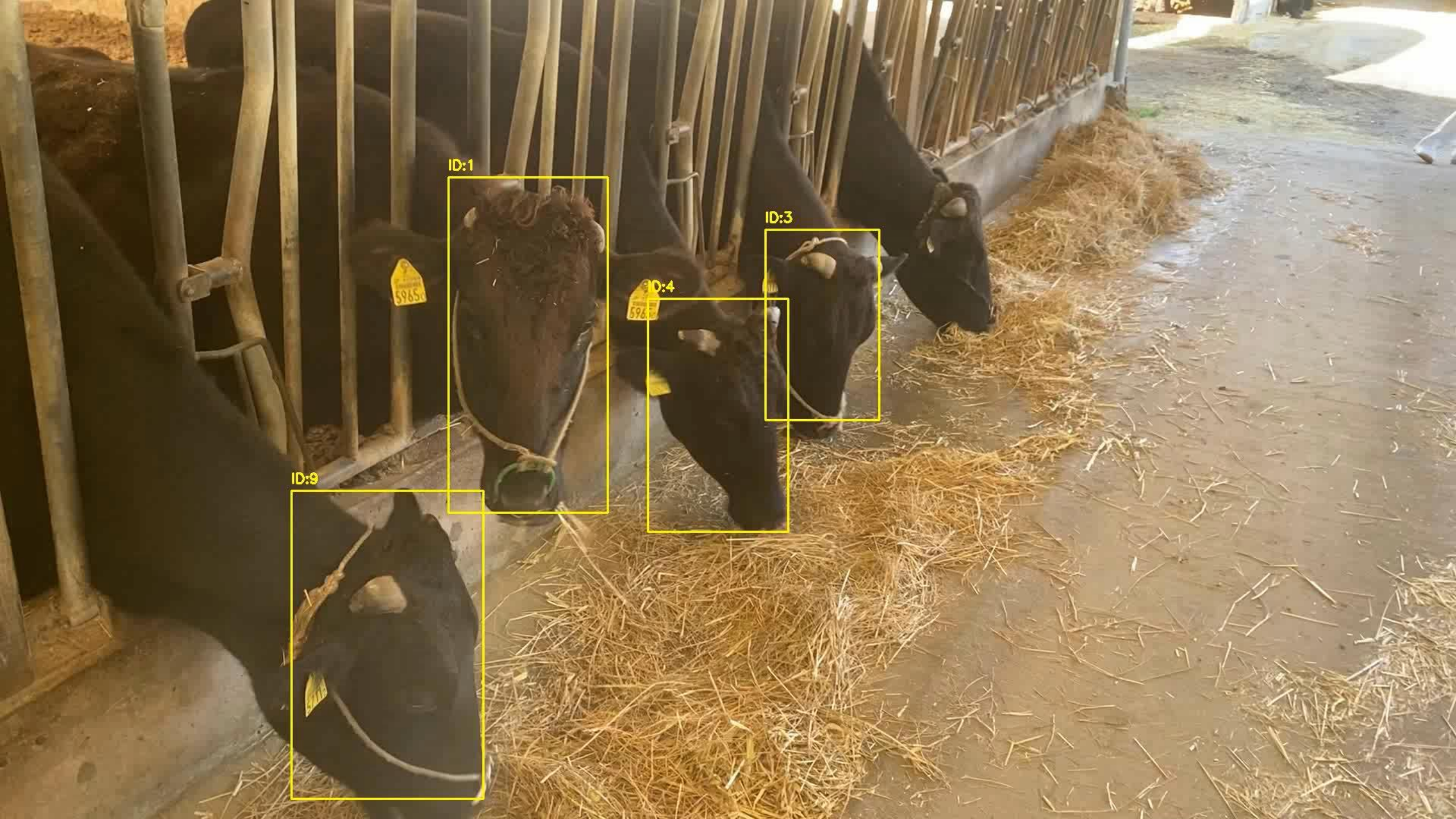


映像A: ByteTrackのみ



映像A: 提案手法

TrackID数が14→2に減少



ID:1

ID:3

ID:4

ID:9

YOLO + ByteTrack + Arcfaceによるトラッキング

映像A,Bともに大幅にTrackIDを減らすことができた

映像	個体数	ByteTrackのみ	顔特徴量結合後
映像A	2	14	→ 2
映像B	5	32	→ 9

→ 時間方向に増えた情報を活用することで精度の高い識別が期待できる

単一フレームによる処理と提案手法の比較

トラッキングID	識別可能な 最大数フレーム数	識別フレーム数	
		単一フレーム による処理	提案手法
A_1	482	223	482
A_2	388	162	388
B_1	421	292	359
B_3	346	41	346
B_4	309	50	288
B_9	372	334	372

まとめ

耳標＋顔画像を併用した牛個体識別手法を提案

- ・ 耳標誤読・欠損に対して高い頑健性を確認
- ・ トラッキングにより実環境での安定性を向上
- ・ 実環境適用可能な高信頼個体識別を実現

今後の課題

- ・ 顔画像による識別の精度向上
- ・ 処理速度の向上

参考文献

- [1] M. Smink, H. Liu, D. Dopfer, and Y. J. Lee. “Computer Vision on the Edge: Individual Cattle Identification in Real-Time with ReadMyCow System,” In *Proceedings of 2024 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV 2024)*, pp. 7041–7050, 2024.
- [2] Kimani, et al., “Cattle Identification Using Muzzle Images and Deep Learning Techniques,” arXiv preprint arXiv:2311.08148, 2023. <https://arxiv.org/pdf/2311.08148>
- [3] Z. Weng, “Cattle face recognition based on a Two-Branch convolutional neural network (TB-CNN),” *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 195, 2022.
doi:10.1016/j.compag.2022.106871
- [4] YOLO11: <https://docs.ultralytics.com/models/yolo11/>
- [5] GoogleOCR: <https://docs.cloud.google.com/vision/docs/ocr?hl=ja>
- [6] Jiankang Deng, Jia Guo, Jing Yang, Niannan Xue, Irene Kotsia, and Stefanos Zafeiriou. “ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 44, No. 10, pp. 5962–5979, October 2022.