

2025年2月13日

卒業研究発表

深層学習を用いた牛個体識別における 悪条件画像の除去による精度向上の調査

宮崎大学 工学部 情報通信工学プログラム

60210247 谷山こはる

指導教員 椋木雅之 教授

研究背景

- 畜牛管理において、個体識別は重要な課題の1つ。



耳標

RFIDタグ

牛顔認識

研究目的

牛顔認識による個体識別

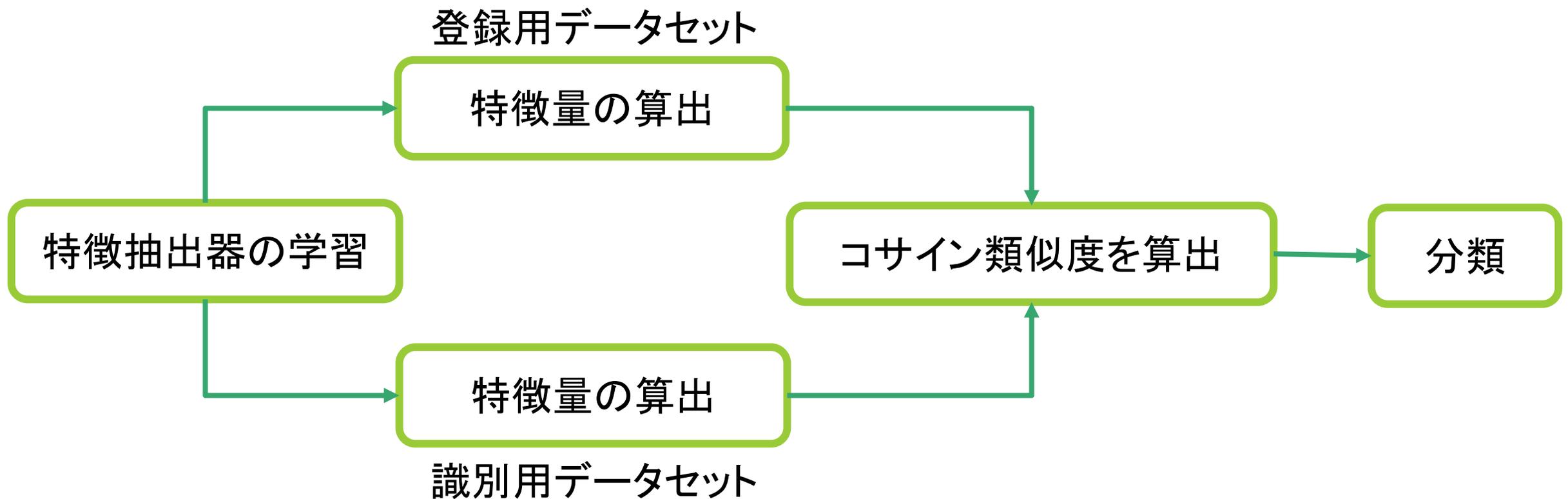
- 特徴抽出器の学習時や登録・識別時の画像に

悪条件画像を含むと、精度が低下する。

- 正面以外の顔向きの画像
- ひどいボケを含む画像

- **悪条件画像を除いたデータによる個体識別の精度向上の調査**

牛顔認識による個体識別 —個体識別の流れ—



悪条件画像

先行研究

藏田^[1]の研究 → 顔向きを限定することは精度向上に有効。

立山^[2]の研究 → 強いボケを除去することは精度向上に有効。

悪条件画像

- 正面以外の顔向きの画像
- 強いボケを含む画像

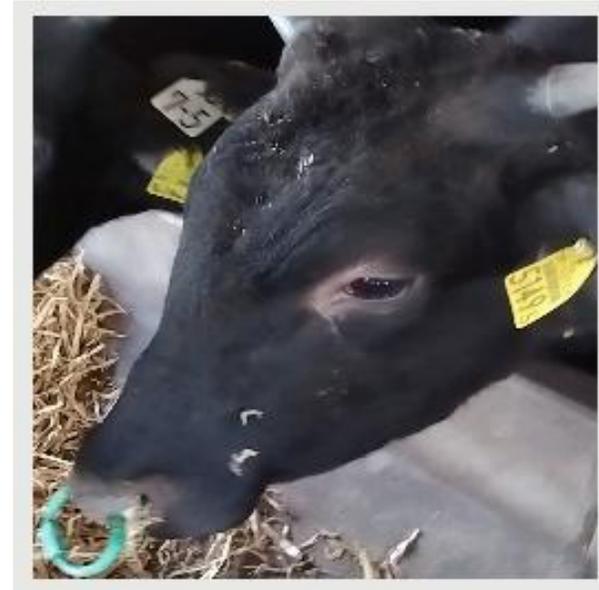
顔向き判定器の作成

- 学習用データ
 - 牛顔部分を切り取り、 224×224 画素の大きさに正規化
- 顔の向き
 - 左向き
 - 右向き
 - 正面

顔向き判定器の作成

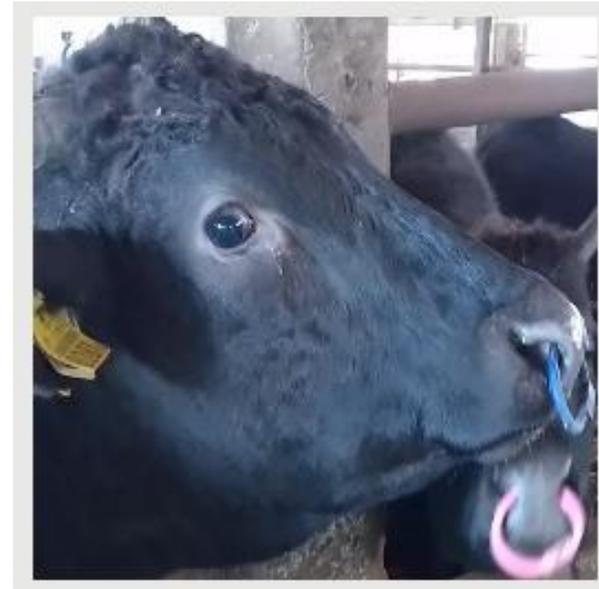
—判定基準—

- 左向き
- 右目が半分以上隠れている。
- 右側の鼻筋が隠れている。



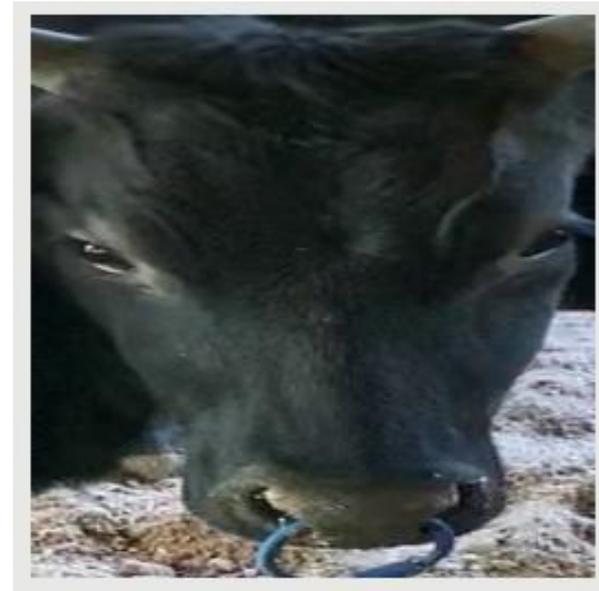
顔向き判定器の作成 —判定基準—

- 右向き
- 左目が半分以上隠れている。
- 左側の鼻筋が隠れている。



顔向き判定器の作成 —判定基準—

- 正面
- 左向き、右向きに該当しない。



顔向き判定器の作成 —学習—

● データセット

データセット	左向き(枚)	右向き(枚)	正面(枚)	計(枚)
作成した学習用	45,665	41,179	48,560	135,404
藏田 検証用	217	862	293	1,372

学習

● ネットワークモデル: EfficientNetb0

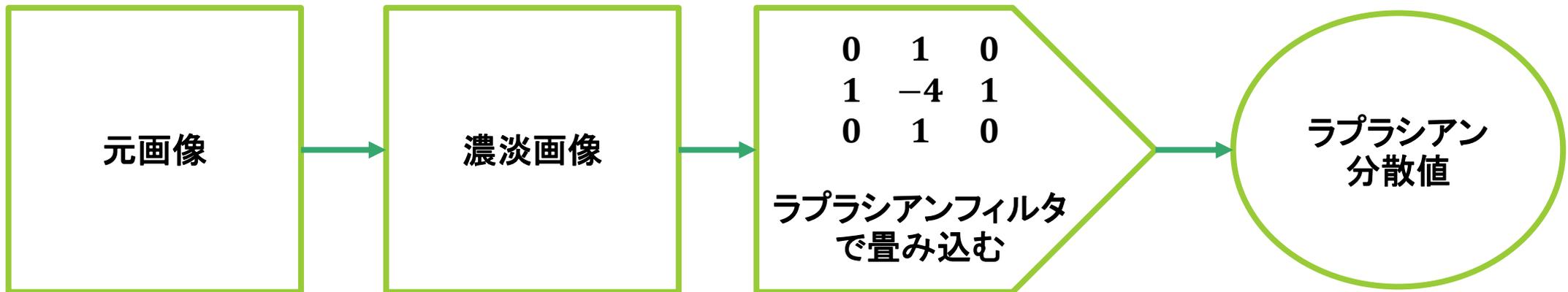
● 100エポック

➤ 学習データに対して100%、検証データに対して93.1%

ボケ画像の除去 —ボケ画像の検出—

ラプラシアン分散値によってボケ検出^[3]を行う。

●ラプラシアン分散値を得る流れ



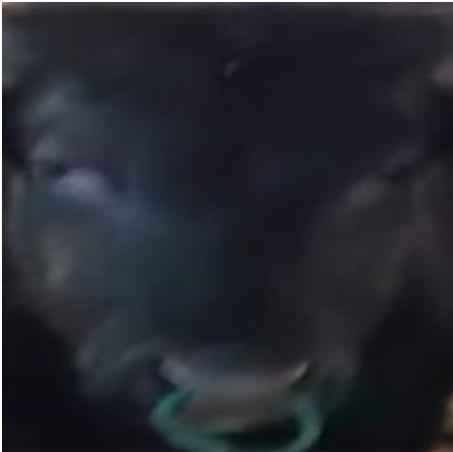
ボケ画像の除去 —ボケ画像の判定—

ラプラシアン分散値によってボケ検出^[3]を行う。

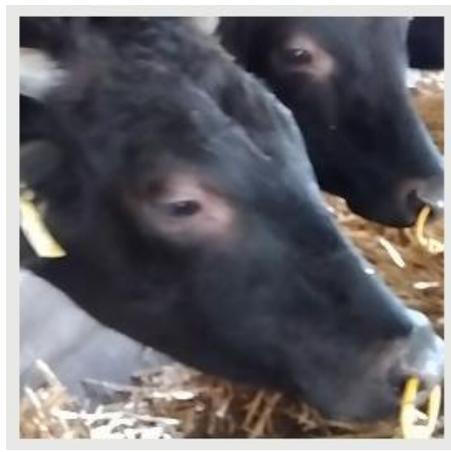
- ラプラシアンフィルタは画像のエッジ部分に反応する。
 - 画像がボケている場合、ラプラシアン分散値は小さい。
- ラプラシアン分散値に閾値を定め、閾値以下の場合、その画像をボケ画像と判定する。

ボケ画像の除去 —ボケ画像とラプラシアン分散値—

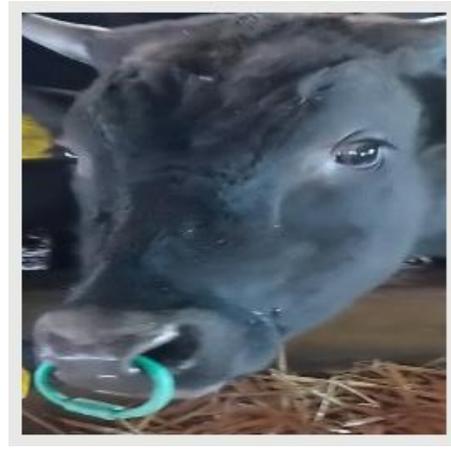
5.39



300.07



500.01



1385.62



➤ 閾値300、500で判定を行う。

データセットの作成

- 学習用データセット
 - 登録用・識別用データセット
1. BASE : データの選別を行わない
 2. FRONT : 正面のみ
 3. BD〇〇 : ボケ画像の除去
 4. FrBd〇〇 : 正面のみのデータからボケ画像を除去
(登録用・識別用のみ)

データセットの作成 —学習用データセット—

- 5つの農場で撮影した2,303頭。

データセット	学習用(枚)	検証用(枚)	計(枚)
BASE	233,696	120,550	354,246
FRONT	57,155	31,727	88,882
BD300	163,319	83,266	246,585
BD500	121,954	61,353	183,307

データセットの作成 —登録用・識別用データセット—

- 小林の農場で撮影した39頭。
- 登録用→2023年11月15日、識別用→2024年11月21日

データセット	登録用(枚)	識別用(枚)	計(枚)
BASE	14,746	34,290	49,036
FRONT	4,132	6,722	10,854
BD300	7,586	14,219	21,805
BD500	5,110	8,881	13,991
FrBd300	1,821	2,550	4,371
FrBd500	1,070	1,431	2,501

実験

- 各データセットの組み合わせにより、個体識別の精度を比較する。
- 実験1: 基準
- 実験2～5: 顔向きに関して
- 実験6～13: ボケに関して
- 実験14～15: 顔向きとボケに関して

実験結果

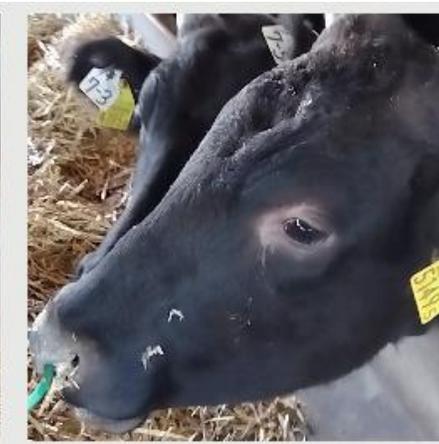
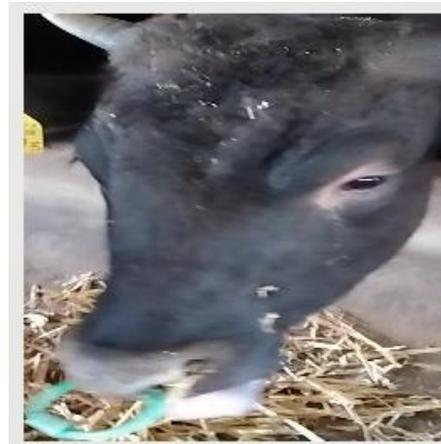
—顔向き—

実験	学習用	登録用	識別用	精度(%)
1	BASE	BASE	BASE	0.383
2	FRONT	FRONT	FRONT	0.442
3	BASE	FRONT	FRONT	0.445
4	BASE	BASE	FRONT	0.436
5	FRONT	BASE	FRONT	0.442

- 正面のみに限定した場合、精度が向上した。

考察 一顔向き一

- 正面は左右の顔の位置変化が小さく条件がそろっている。
- 特徴量を抽出しやすかったのではないかと考える。



実験結果

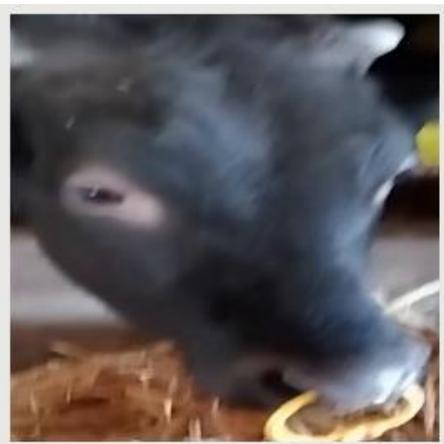
一ボケー

実験	学習用	登録用	識別用	精度(%)
1	BASE	BASE	BASE	0.383
6	BD300	BD300	BD300	0.361
7	BASE	BD300	BD300	0.347
8	BASE	BASE	BD300	0.367
9	BD500	BD500	BD500	0.266
10	BASE	BD500	BD500	0.233
11	BASE	BASE	BD500	0.352
12	BASE	BASE	BD100	0.379
13	BASE	BASE	BD200	0.375

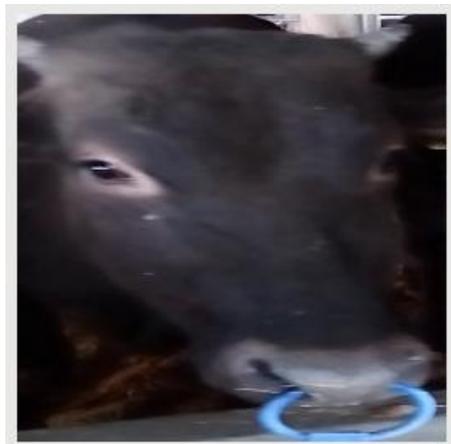
考察 一ボケー

- 閾値100でも除く必要があるほど、ボケていなかったのではないか。

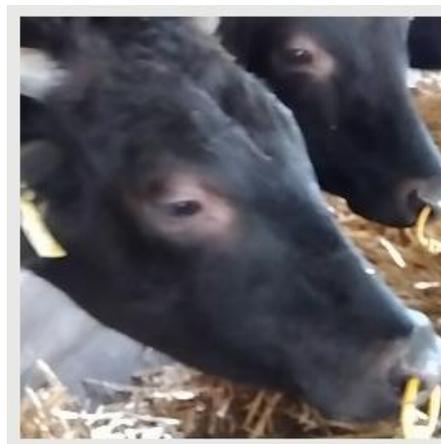
100.10



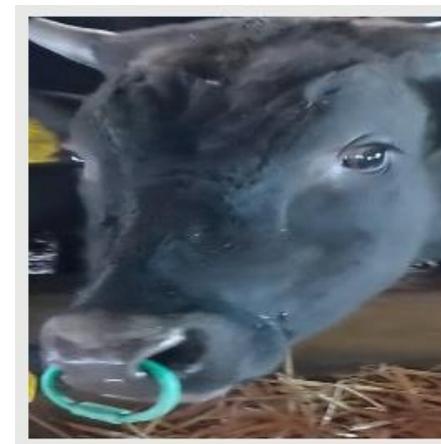
200.00



300.07



500.01



実験結果

—顔向きとボケー—

実験	学習用	登録用	識別用	精度(%)
1	BASE	BASE	BASE	0.383
14	BASE	BASE	FrBd300	0.393
15	BASE	BASE	FrBd500	0.369

- 実験6～13よりも精度は向上した。
- 実験2～5よりは精度が低く、実験1と大きく違いはなかった。

まとめ

- 牛顔個体識別において悪条件画像の除去による精度向上
 - 正面以外の顔向き
 - ボケ
- 顔の向きを正面に限定することは精度向上に有効。
- ボケ画像の除去に関して精度向上は見られなかった。

今後の課題

期間の開いた画像を用いての牛顔個体識別の精度向上

- 全体的に、個体識別の精度として高いとは言えない。
- 登録用・識別用データセットが一年間の期間が開いている
- 一年のうちの成長、顔の毛流れや付着した汚れから生じる牛顔の変化

参考文献

- [1] 藏田 芳樹, “深層学習による顔の向きを考慮した牛個体識別”, 宮崎大学大学院工学研究科工学専攻機械・情報系コース情報システム工学分野 修士論文, 2023
- [2] 立山 魁人, “CycleGANを用いたボケ除去による顔画像からの牛個体識別精度への影響調査”, 宮崎大学工学部情報システム工学科 卒業論文, 2023
- [3] Raghav Bansal, Gaurav Raj and Tanupriya Choudhury, “Blur Image Detection using Laplacian Operator and Open-CV”, IEEE, International Conference System Modeling & Advancement in Research Trends (SMART), 2016





顔認識による個体識別

先行研究① Zhi WENGら^[2]の研究

- 自然な状態で撮影した牛顔画像
 - 個体識別精度 : 94.53%
- 牛の顔の毛や撮影中の牛の頻繁な姿勢移動が精度に悪影響

顔認識による個体識別

先行研究② Ali Shojaeipourら[3]の研究

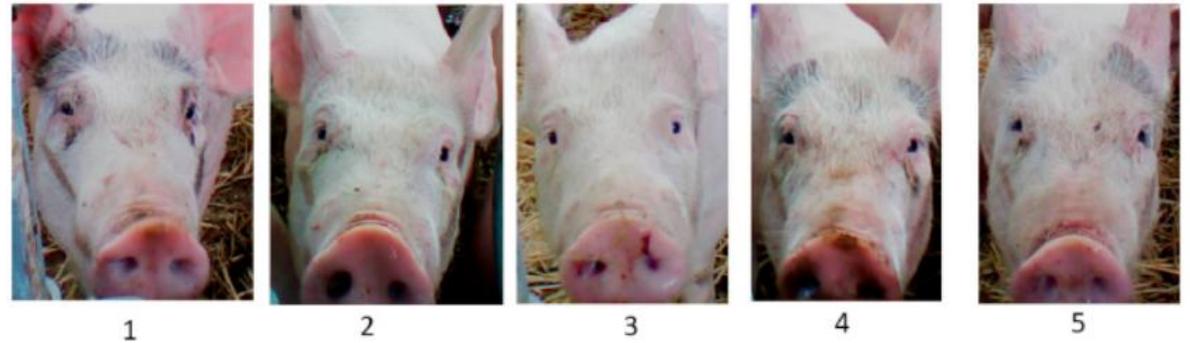
- 牛の鼻紋パターンに着目
- 個体識別精度:96.87%
- 顔の固定
- 鼻紋の見切れや不鮮明な画像を除く



顔認識による個体識別

先行研究③ Markら[4]の研究

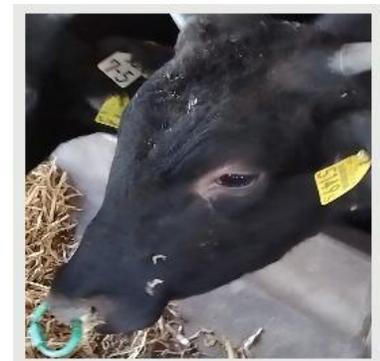
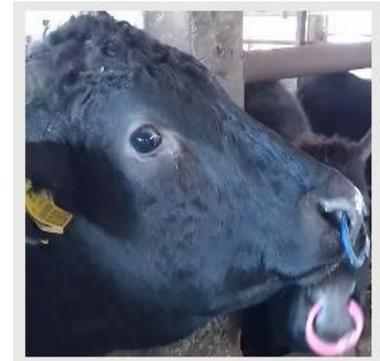
- 豚の顔画像認識
 - 給水器に近づいた顔を撮影
 - 個体識別精度 : 96.7%
- 顔を正面に固定



顔認識による牛個体識別

先行研究④ 藏田[5]の研究

- 牛顔画像を3方向に分類
 - 登録・識別のデータを3方向に分けて実験。
 - 特徴抽出器の学習を3方向に分けて実験。
-
- 登録・識別データを3方向に分けると有効だが、枚数を減らすより多くのデータを使う方がよい。
 - 特徴抽出器は向きに特化することは無い。



顔認識による牛個体識別

先行研究⑤ 立山^[6]の研究

- CycleGANを用いて、牛顔画像のボケ処理を行う。
- 牛顔画像のボケを含むデータセットで学習を行ったCycleGANでボケ除去を行うと、個体識別の精度向上が見られた。

参考文献

- [1] デジタル画像処理[改定第二版]編集委員会編, デジタル画像処理[改定第二版], 公益財団法人画像情報教育振興協会(CG-ARTS), 2022
- [2] 藏田 芳樹, “深層学習による顔の向きを考慮した牛個体識別”, 宮崎大学大学院工学研究科工学専攻機械・情報系コース情報システム工学分野 修士論文, 2023
- [3] 立山 魁人, “CycleGANを用いたボケ除去による顔画像からの牛個体識別精度への影響調査”, 宮崎大学工学部情報システム工学科 卒業論文, 2023
- [4] 農林水産省、“牛・牛肉のトレーサビリティ”、
<https://www.maff.go.jp/j/syouan/tikusui/trace/>
- [5] Zhi WENG, Longzhen FAN, Yong ZHANG, Zhiqiang ZHENG, Caili GONG, and Zhongyue WEI, “Facial Recognition of Dairy Cattle Based on Improved Convolutional Neural Network”, IEICE TRANS. INF. SYST., VOL.E105-D, No.6, pp.1234-1238, 2022

参考文献

- [6] Ali Shojaeipour, Greg Falzon, Paul Kwan, Nooshin Hadavi, Frances C. Cowley, and David Paul, “Automated Muzzle Detection and Biometric Identification via Few-Shot Deep Transfer Learning of Mixed Breed Cattle”, *Agronomy*, Volume 11, Issue 11, 2365, 2021
- [7] Mark F. Hansen, Melvyn L. Smith, Lyndon N. Smith, Michael G. Salter, Emma M. Baxter, Marianne Farish, Bruce Grieve, “Towards on-farm pig face recognition using convolutional neural networks”, *Elsevier, Computers in Industry*, Volume 98, Pages 145-152, 2018
- [8] Raghav Bansal, Gaurav Raj and Tanupriya Choudhury, “Blur Image Detection using Laplacian Operator and Open-CV”, *IEEE, International Conference System Modeling & Advancement in Research Trends (SMART)*, 2016
- [9] 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, p5962-5979, 2022