

FaceNetを用いた牛の個体識別

宮崎大学 工学部 情報システム工学科

67170320 時任 大輝

指導教員 椋木 雅之

令和5年2月16日

牛個体識別の必要性

牛の健康管理や繁殖管理

繁殖計画の策定・基礎データの提供

→生産性の向上やコスト削減に寄与

牛トレーサビリティ制度

牛の個体識別情報の届出が義務化

→正確な牛の個体管理が求められる



牛個体識別の従来手法

耳標から読み取る

→汚れや牛の動きで読み取りにくい / 破損・欠落により利用できない

タグの埋め込み

→牛にストレスを与える / タグ読み取り装置のコストが高い

このような問題を解決するために、画像認識技術が用いられる

特に、画像認識技術のタスクの中でも人間の顔認識は重要な課題の1つ

→顔認識に関する研究は多数展開されている

人間の顔認識手法

FaceNet[1]

顔画像から特徴量を抽出し、その特徴量をもとに個体識別を行う

人間の顔認識において高い性能を示している

人間の顔認識手法を動物に適用した研究

BearID[2]

FaceNetを用いたヒグマの顔認識手法

→ヒグマの個体識別において高い精度を実現

高宗による研究[3]

人の顔を学習したFaceNetモデルを牛個体識別に使用

→人と牛の顔の構造は大きく異なるため、正当な評価と言えない

研究目的

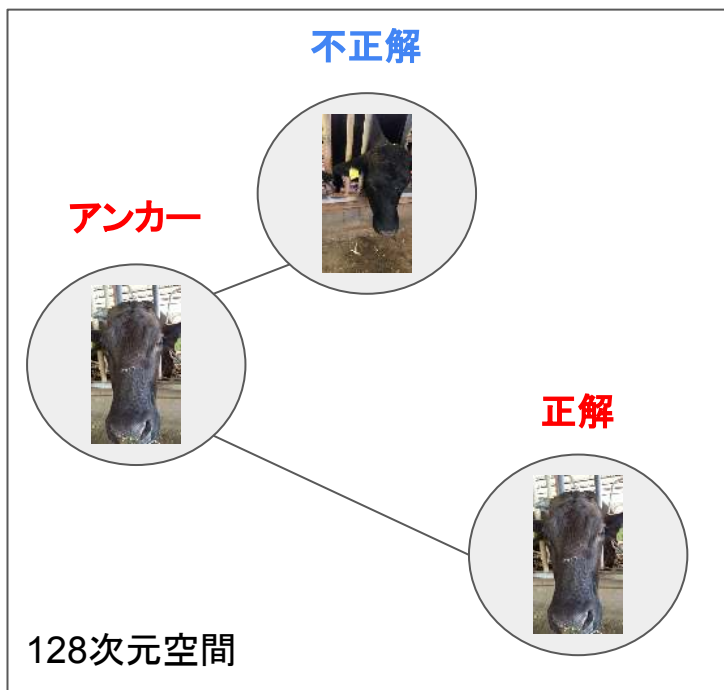
FaceNetに牛顔画像を学習させ、牛顔認識への適用可能性の調査する

FaceNetによる個体識別

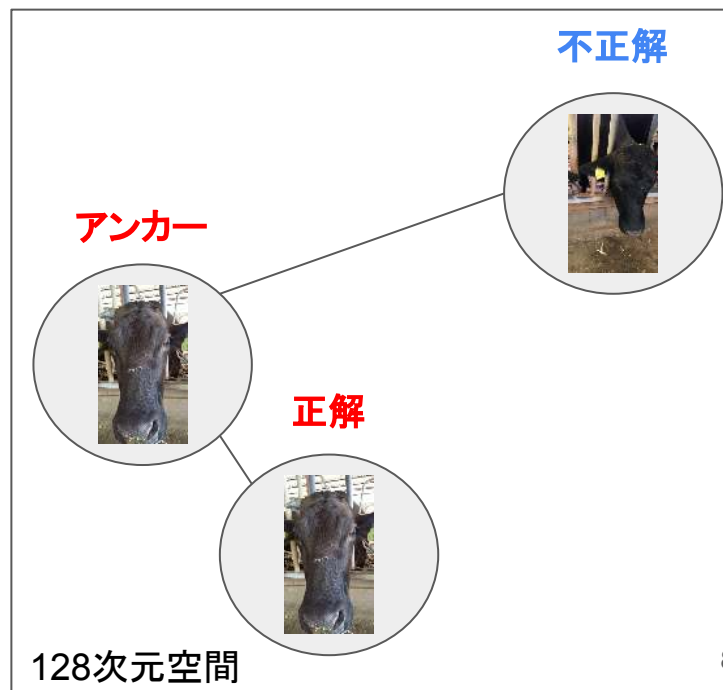
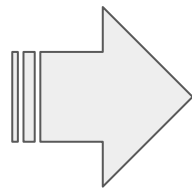


トリプレットロス層

類似した特徴量間の距離を近づけ、類似していない特徴量間の距離を離す



学習



FaceNetを用いた牛顔画像からの個体識別

1. 牛顔画像データセットの準備
2. 個体識別のモデル構築
3. 識別率の評価実験

FaceNetを用いた牛顔画像からの個体識別

1. 牛顔画像データセットの準備
2. 個体識別のモデル構築
3. 識別率の評価実験

手順

1. 畜産農場で牛顔を含む動画を収集する
2. 牛顔検出によって動画から牛顔画像を抽出する
3. 収集した画像を人手でラベル付けする
4. 牛顔画像を学習用データと評価用データに分割する



動画撮影の例

牛顔画像データセット

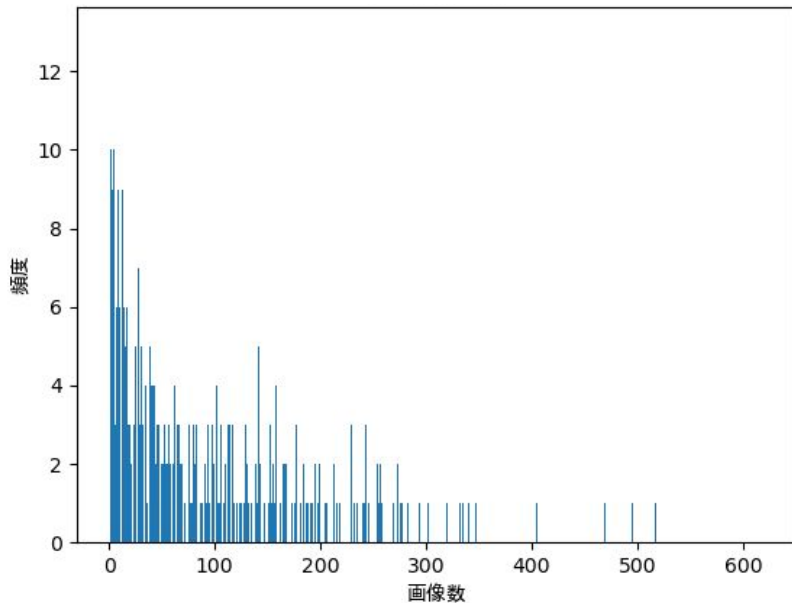
594頭、57097枚の画像から構成される

1クラスあたりの画像枚数

平均: 112枚

最小: 2枚

最大: 523枚



FaceNetを用いた牛顔画像からの個体識別

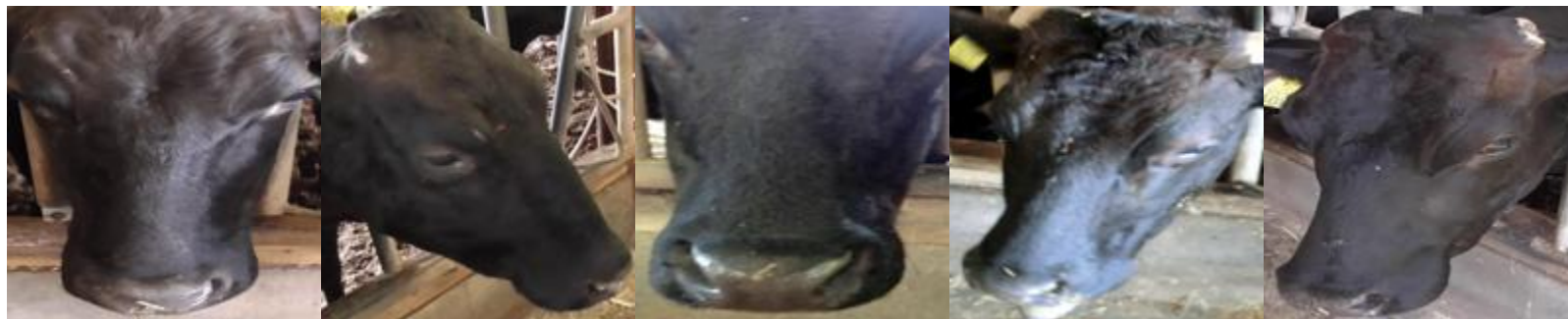
1. 牛顔画像データセットの準備
2. 個体識別のモデル構築
3. 識別率の評価実験

個体識別のモデル構築

学習用データ

531頭、50856枚の牛顔画像

学習用データの例



個体識別のモデル構築

学習用データの各種パラメータの異なる3つのモデルを構築する

	画像サイズ	背景情報
model1	160 × 160画素	あり
model2	90 × 90画素	あり
model3	90 × 90画素	なし(center crop)

FaceNetを用いた牛顔画像からの個体識別

1. 牛顔画像データセットの準備
2. 個体識別のモデル構築
3. 識別率の評価実験

実験1 正解率・適合率・再現率・特異度による評価

正解率: 全ての牛顔ペアのうち、予測が正しかったペアの割合

適合率: 同じ牛顔と予測したペアのうち、実際に同じ牛顔だったペアの割合

再現率: 実際に同じ牛顔のペアのうち、同じ牛顔と予測したペアの割合

特異度: 実際に異なる牛顔のペアのうち、異なる牛顔と予測したペアの割合

評価用データ

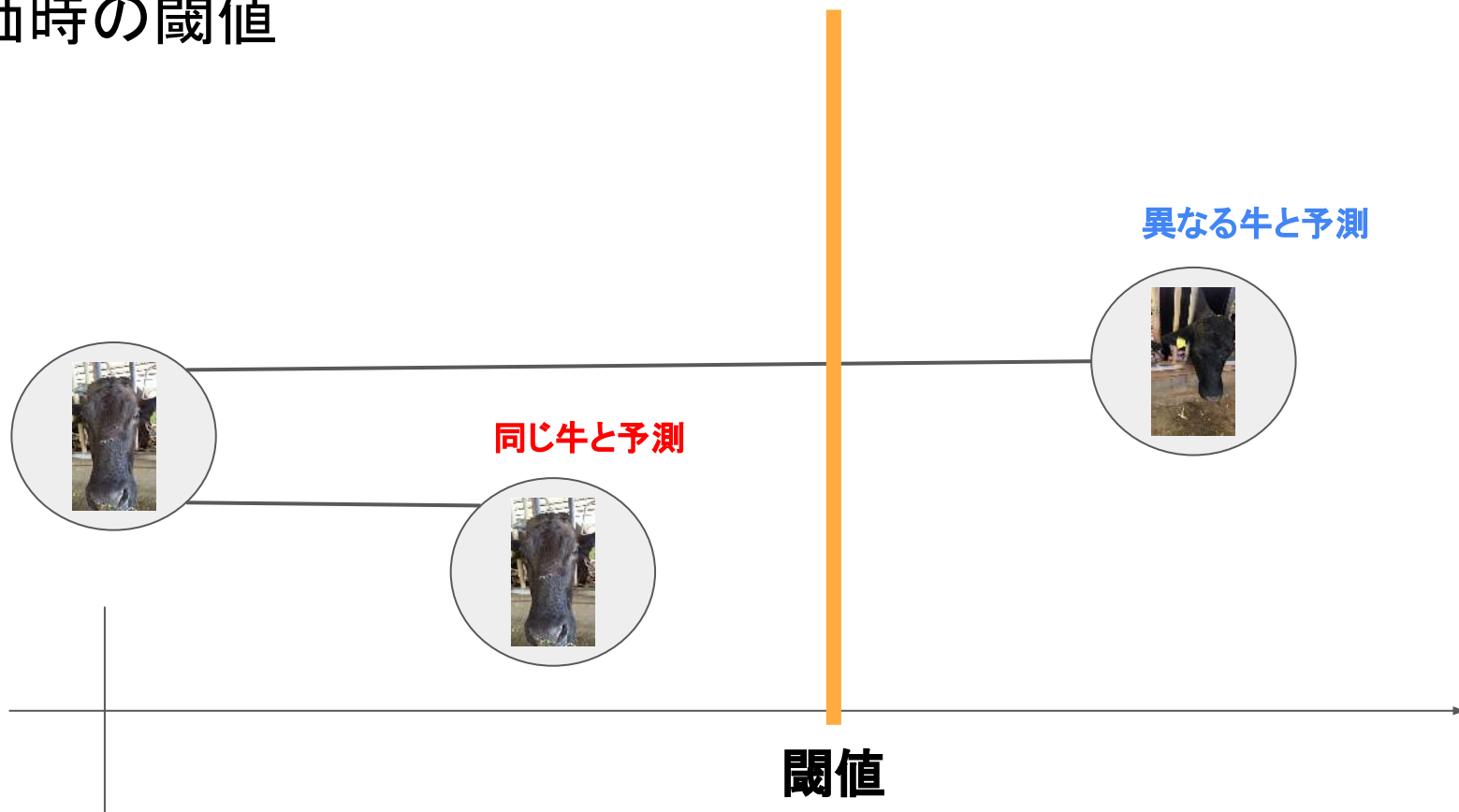
学習に使用しなかった、63頭、6241枚の牛顔画像

→未知の画像に対する識別精度を評価する

評価用データの例



評価時の閾値



閾値の決定方法

学習用データに対するF1スコアが最大となる値を閾値として設定

$$(F1スコア) = \frac{2 \times (\text{適合率}) \times (\text{再現率})}{(\text{適合率}) + (\text{再現率})}$$

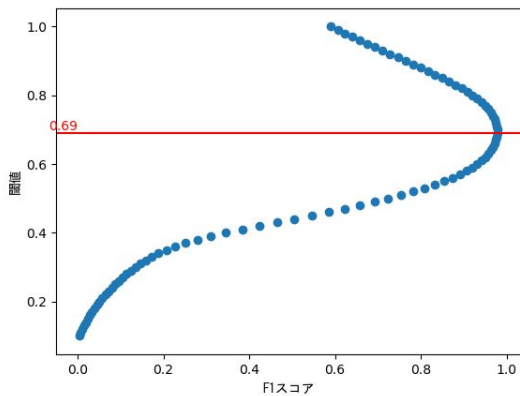
F1スコアは、適合率と再現率の調和平均

適合率と再現率はトレードオフの関係

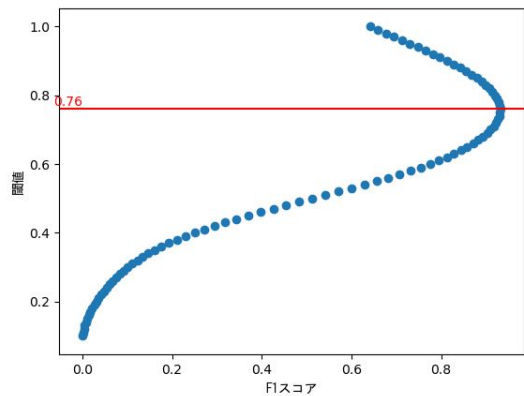
→適合率と再現率のバランスを取りつつ、**個体識別の精度を最大化する**

各モデルの閾値

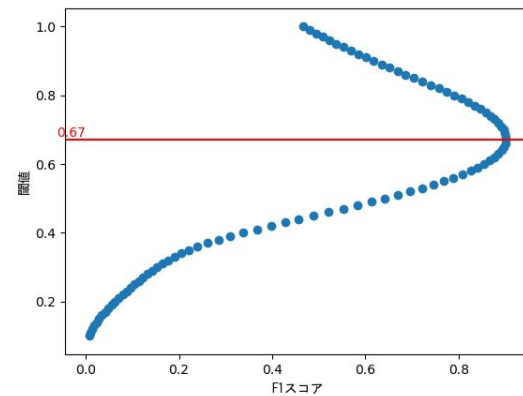
model1



model2



model3



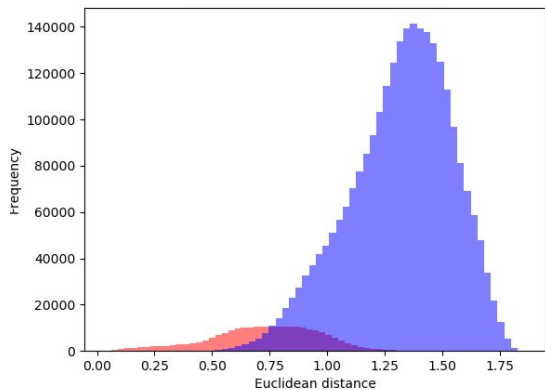
各モデルの評価結果

	model1	model2	model3
正解率(%)	94.8	94.6	93.6
適合率(%)	87.6	87.9	72.3
再現率(%)	42.7	38.7	34.6
特異度(%)	99.4	99.5	98.8

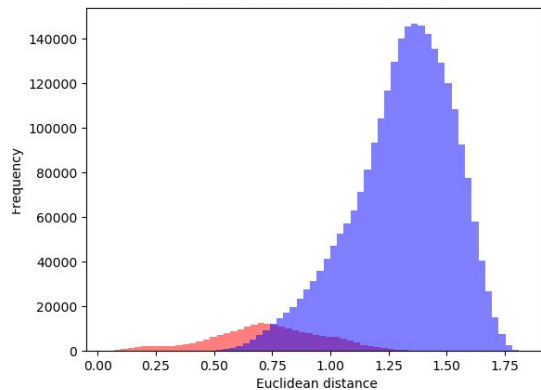
各モデルの識別結果

同じ牛顔間のユークリッド距離の分布(赤色)と異なる牛顔間のユークリッド距離の分布(青色)を比較

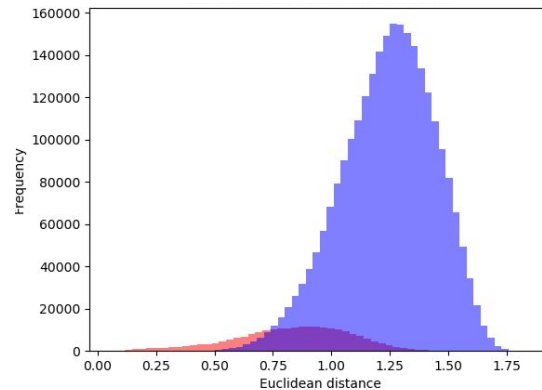
model1



model2



model3



実験2 CMC曲線による評価

CMC曲線

特徴量間の照合によって得られた類似度をもとに順位付けを行い、正解クラスが各順位までに含まれる割合をグラフに表したもの

この実験では高宗による研究[3]で用いられた人の顔画像で学習したFaceNetモデルとの比較も行う

評価用データ

実験1と同様に、学習に使用しなかった、63頭、6241枚の画像を使用

実験方法

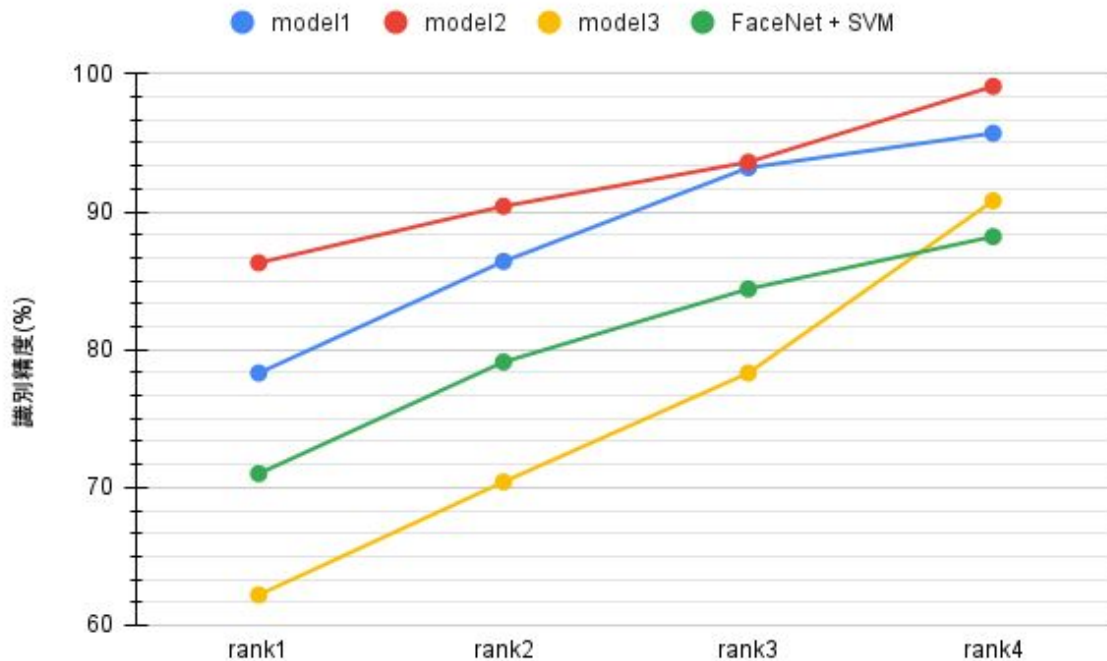
5分割交差検証により行う

各牛顔画像を5分割し、4つを既知の牛顔画像、残り1つを未知の牛顔画像

全ての既知の牛の顔画像と特徴量のユークリッド距離を求める

距離が近いものから順にRank1からRank4とし、正解率を求める

実験2 モデル評価(CMC曲線)



まとめ

FaceNetの牛への適用可能性について調査

- 異なる牛を正しく異なると判定することはできたが、同じ牛を同じと判定する性能はやや低かった
- 人の顔を学習したFaceNetのモデルと比較して高い精度が得られた

今後の課題

- 本研究の条件下で、高宗の研究で用いられた深層学習ネットワークのGG16を使った手法と、本研究で行った牛顔画像を学習したFaceNetによる個体識別を比較する
- 評価に同一の動画内の画像を使っていたため、違う環境下で撮影した画像を使った評価が必要である

参考文献

[1]Schroff Florian, et al. “FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering” Computer Vision and Pattern Recognition, 2015, pp 815-823.

[2]Melanie Clapham, et al. “Automated facial recognition for wildlife that lack unique markings: A deep learning approach for brown bears” Ecology and Evolution, 10, 2020, pp. 12883–12892.

[3]高宗 伸幸, “牛の正面顔画像による個体識別における転移学習の有効性評価”, 宮崎大学工学部情報システム工学科 卒業論文, 2020