

令和5年度 修士論文

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

学籍番号 T2203207
藏田 芳樹

指導教員 椋木 雅之 教授

令和6年1月23日

概要

本研究では、顔認識による牛個体識別を行う際、顔の向きを考慮することで個体識別精度が向上するかの評価実験を行った。

近年、畜牛管理の分野でDX化が注目されている。効率的な畜牛管理を実現するためのシステムがいくつか存在しているが、そのようなシステムの利用のためには牛の個体識別番号を把握する必要がある。しかし、従来の手法では個体識別番号の把握に手間がかかる。

より効率的に個体識別番号を把握するための試みとして、顔認識技術を利用した牛個体識別の研究がなされている。しかし、そのような研究からは、牛の顔の向きが正面から逸れると個体識別精度が低下するという傾向が見られる。一方で、調べた範囲内で牛の顔の向きに主眼を置いた先行研究は存在しなかった。

本研究では、顔認識による牛個体識別において、深層学習時に牛の顔の向きを考慮することで個体識別精度が向上するか評価実験を行った。評価実験は、CowFindARをベースとして、個体識別において重要となる「登録および分類」と「特徴抽出」という2つの観点に着目した。

「登録および分類」に着目した評価実験では、牛の顔の向きごとにわけて登録し、同一の顔の向き同士での分類と異なる顔の向き同士の分類結果を比較した。その結果、顔の向きが同じだと個体識別精度が上がり、顔の向きが異なると個体識別精度が下がることが分かった。一方で、顔の向きごとに分けることで、各向きあたりの登録枚数が、向きを分けない場合と比べて減少する。そのため向きを分けずに登録した方が良いという結果も得られた。

「特徴抽出」に着目した評価実験では、牛の顔の向きごとに分けた牛顔画像で学習したモデルを特徴抽出に用いることで個体識別精度が向上するか確認した。ここでは顔の向きごとに学習することで、特徴抽出器が各向きに特化すると予想した。実験の結果、顔の向きごとにモデルを分けても、特徴抽出器が向きに特化することはないと分かった。また、向きを分けて特徴抽出器の学習を行うことを目的に学習データを分けたものの、向きを分けずに大量の牛顔画像で学習した特徴抽出器が最も良好な個体識別精度を示した。

これらの評価実験の結果から、牛の顔認識において個体識別精度は顔の向きの影響を受けるが、その影響以上に、顔認識に使用する画像データの数の影響の方を強く受けるということが分かった。

目次

1	はじめに	1
2	牛個体情報の管理	4
2.1	牛トレーサビリティ制度における牛個体情報管理	4
2.2	牛個体情報管理のDX化	5
2.3	デバイスによる牛個体識別手法	7
2.4	画像認識技術を用いた牛個体識別手法	7
2.4.1	CowFindAR	8
2.4.2	その他の研究例	11
2.4.3	顔の向きによる影響	14
3	牛顔の向きの変化による個体識別への影響	15
3.1	牛顔の向きによる顔認識への影響の検討	15
3.2	CowFindARを使用した牛顔向きの影響調査の手順	15
3.3	CowFindARの改良	17
4	顔の向き情報を含む牛顔画像データセットの作成	18
4.1	牛顔の向きの判定基準	18
4.2	牛顔向きの学習データの作成	20
4.3	牛顔向き判定器の作成	21
4.4	牛顔向き情報を含む牛個体ごとの牛顔画像データセットの作成	21
5	評価実験	24
5.1	実験1：顔の向きを考慮した登録および分類の評価	24
5.1.1	実験手順	24
5.1.2	実験結果	25
5.1.3	考察	29
5.2	実験2：顔の向きを考慮した特徴抽出の評価	29
5.2.1	実験手順	29
5.2.2	実験結果	32
5.2.3	考察	37

1 はじめに

畜牛管理において個体識別は不可欠な作業である。「牛の個体識別のための情報の管理及び伝達に関する特別措置法（牛トレーサビリティ制度）」[1]により、伝染病のまん延防止措置の的確な実施を目的として国内で飼育されている全ての牛に10桁の個体識別番号が割り振られている。また個体識別番号が記載された耳標を各牛個体に装着することが義務付けられている。さらにこの個体識別番号によって、個体ごとの出生年月日や農場の移動といった履歴を管理している。

加えて近年では、畜産農業分野でもDX化が盛んであり[2][3]、ロボット技術や情報通信技術を活用し作業の効率化やデータの連携を目指している。畜牛管理においてもDX化が進んでおり、例えば、株式会社ファームノートの提供するクラウド牛群管理システム「Farmnote Cloud」[4]では、個体識別番号に紐づけて牛の健康状態や繁殖情報、治療履歴といった様々な付加情報を管理することができる。

個体識別番号と紐づいた畜牛管理情報を実際の農場において利用するには、目の前にいる牛の個体識別番号を知る必要がある。牛が装着している耳標に記載されている個体識別番号を読み取る方法が一般的であるが、耳標は小さくて見づらい上に、汚れたり隠れたりすることで読み取りが困難な場合が多い。さらに、目視で読み取った10桁の個体識別番号を、手動でシステムに入力する手間がかかる。耳標以外に各牛の体にセンサデバイスを取り付けるといった手法もあるが、牛一頭一頭にデバイスを取り付けるのは導入コストが高く、誰もが利用しやすい手法というわけではない。そこで、画像認識技術を利用して、牛の生体情報から個体識別を行う手法が提案されている。

画像認識技術を用いて目の前にいる牛の個体識別を行う研究例として、兒玉[5]の提案したCowFindARがある。CowFindARは導入コストの低いモバイル端末向けに製作された牛個体識別システムであり、牛の顔画像を解析することで個体識別を行う。まず牛の顔を撮影し、その牛顔画像から特徴を数値化したデータである特徴量を抽出する。そして、得られた特徴量とその個体の個体識別番号を紐づけて登録する。その後、分類時に撮影した牛顔画像から抽出した特徴量と、登録された特徴量を比較することで、登録された牛群の内のどの個体であるか特定する。

画像認識技術により牛個体識別を行うという試みは他にもある。Ali Shojaeipourら[6]の研究では、牛の顔を固定し、正面から撮影を行い、画像中の鼻紋を解析することで96.87%の精度で個体識別を行った。Zheng Liら[7]の研究では、組み込

みシステムとしての軽量かつ高精度な牛個体識別を目指しており、牛の顔が写っていない画像や顔の向きが極端なものを除き、独自の軽量モデルを学習した結果、98.37%の個体識別精度を達成した。Zhi WENG ら [8] の研究では、牛の顔の向きに制限を設けず、農場内で飼育されている牛を自然な状態で撮影し、牛顔画像からの個体識別を行い、94.53%の個体識別精度を達成した。

以上のように顔画像認識技術を用いた牛個体識別は高い識別精度を示している。しかし、実際の農場で飼育されている牛の多くは、常に体を固定しているわけではなく、また撮影者の方向を向いてくれるとは限らない。先述した研究例より、顔の向きを制限しない状態は、制限した状態と比較して個体識別精度が低下する傾向が見られるが、牛の個体識別において、顔の向きの影響に焦点を当てた研究例は調べた限り存在しなかった。

そこで本研究では、先述した研究例の一つである CowFindAR をもとに、深層学習時に顔の向きを考慮することで個体識別精度が向上するか、個体識別において重要となる「登録および分類」と「特徴抽出」という2つの観点に着目し評価を行った。

1つ目の観点は、登録および分類時に、牛の顔を向きごとに分けることで精度向上が見込めるかの評価である。CowFindAR は登録の際、顔の向きを考慮することなく特徴量データをまとめて保管し、分類の際に登録済みの全ての特徴量と比較していた。本研究では登録時に顔の向きを判定し、分類時にも同様に顔の向きを判定する。そして、同じ顔の向きと判定された特徴量同士でのみ比較することで、精度向上が図れるか検討、評価する。

2つ目の観点は、牛顔の特徴抽出時に使用する顔認識モデルを顔の向きごとに学習することで良好な結果が得られるかの評価である。特徴抽出では、近年深層学習による手法が広く用いられている。深層学習による特徴抽出では、多数の画像を学習した畳み込みニューラルネットワーク（学習モデル）の中間層での出力を特徴量として用いる。この特徴量を利用することで、様々な物体認識処理で高い識別性能が得られている。CowFindAR では、牛顔以外の自動車や家屋、動物や果物など多様な一般物体を事前に学習した一般物体認識モデルを特徴抽出に使用していた。本研究では、顔の向きごとに分けた牛顔画像で学習したモデルを特徴抽出に使用することで、精度向上が図れるか検討、評価する。

以下、第2章では本研究の背景と先行研究について、第3章では研究目的につ

いて説明する。第4章では作成した牛顔向き情報を付加した牛個体ごとの牛顔画像データセットについて述べる。第5章では牛の顔の向きを考慮する評価実験を行う。第5.1節では登録および分類時、第5.2節では特徴抽出時に顔の向きを考慮した評価実験を実施する。第6章では研究の内容をまとめるとともに、今後の課題について述べる。

2 牛個体情報の管理

2.1 牛トレーサビリティ制度における牛個体情報管理

牛トレーサビリティ制度 [1] とは、国内で飼育されている全ての牛に 10 桁の個体識別番号を割り振り、一元管理する制度である。この制度の対象となる全ての牛は、個体識別番号が記載された耳標 (図 1) を装着する必要がある。

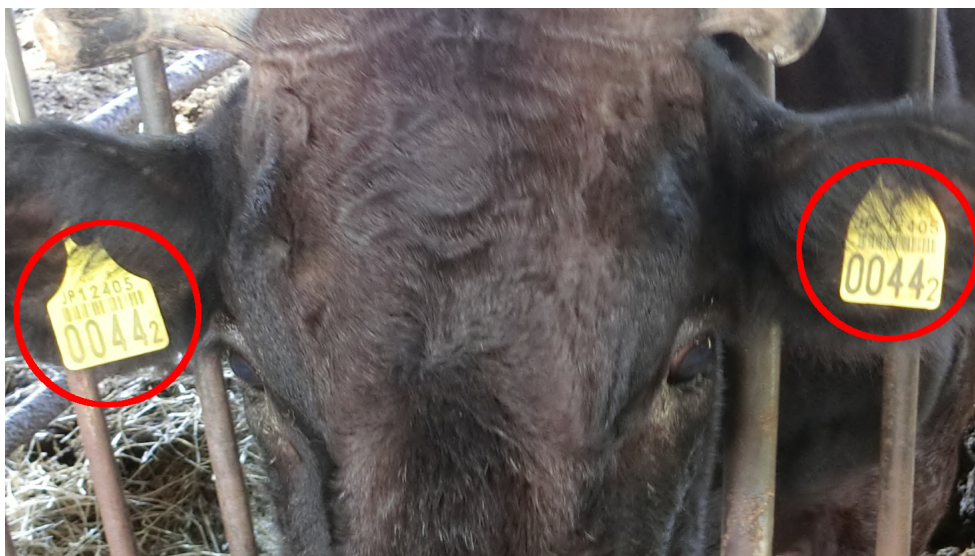


図 1: 耳標

農林水産省によると、牛トレーサビリティ制度の目的は「伝染病のまん延防止措置の的確な実施を図るため、牛を個体識別番号により一元管理するとともに、生産から流通・消費の各段階において個体識別番号を正確に伝達することにより、消費者に対して個体識別情報の提供を促進する」[1] ことである。生産者が牛の情報を把握するために、また消費者が安心感を持って牛肉の購入ができるように、個体識別番号に基づく生産履歴はインターネットで公開されている。独立行政法人家畜改良センターは、インターネットを通じ生産履歴を把握できる牛の個体識別情報検索サービス [9] を提供している。このサービス (図 2) は、10 桁の個体識別番号を検索することで個体ごとの出生年月日や農場の移動といった生産履歴を調べることができる。

牛の個体識別情報検索サービス  (独)家畜改良センター 

トップページ >> 同意確認 >> 牛の個体識別情報

牛の個体識別情報

出生の年月日・雌雄の別・母牛の個体識別番号
種別(品種)・飼養場所の履歴

牛の個体識別番号10桁(半角)を入力して検索ボタンを押してください。

【個体情報】 2024年01月15日 17時現在

個体識別番号	出生の年月日	雌雄の別	母牛の個体識別番号	種別
XXXXXXXXXX	2006.08.30	メス	XXXXXXXXXX	黒毛和種

【異動情報】

異動内容	異動年月日	飼養施設所在地		氏名または名称
		都道府県	市区町村	
1 出生	2006.08.30	宮崎県	XXXXXXXXXX	XXXXXXXXXX
2 転出	2022.12.08	宮崎県	XXXXXXXXXX	XXXXXXXXXX
3 搬入	2022.12.08	宮崎県	XXXXXXXXXX	XXXXXXXXXX
4 取引	2022.12.08	宮崎県	XXXXXXXXXX	XXXXXXXXXX
5 転入	2022.12.08	宮崎県	XXXXXXXXXX	XXXXXXXXXX
6 転出	2023.04.10	宮崎県	XXXXXXXXXX	XXXXXXXXXX
7 搬入	2023.04.10	宮崎県	XXXXXXXXXX	XXXXXXXXXX
8 と畜	2023.04.11	宮崎県	XXXXXXXXXX	XXXXXXXXXX

図 2: 牛の個体識別情報検索サービス [9] の画面の例

2.2 牛個体情報管理のDX化

畜牛管理の分野において、効率的な生産を目指し、情報技術を駆使したDX化が進んでいる。その一例として、株式会社ファームノートの提供するクラウド牛群管理システム「Farmnote Cloud」[4]がある。このシステムは個体識別番号に紐づけて、各牛個体の疾病やその治療記録、繁殖記録、牛群移動記録などといった付加情報を詳細に登録し、クラウド上に保存することができる(図3)。また、情報の登録、閲覧だけでなく、特定の条件を満たす個体の検索機能、牛の先々の予定や過去の活動日程を確認するカレンダー機能など畜牛管理を効率化する様々な機能が備わっている。

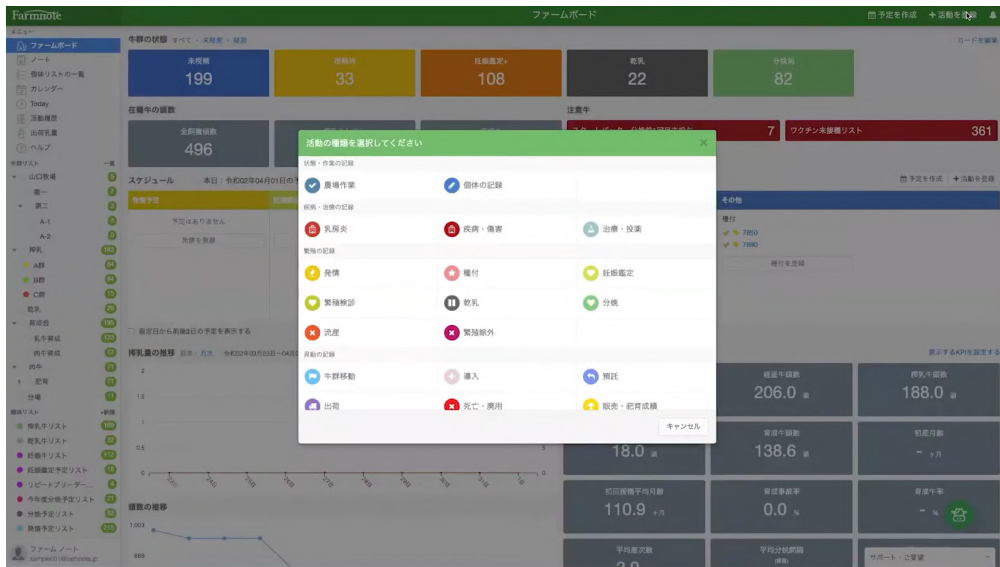


図 3: Farmnote Cloud[4] の活動登録画面

このように畜牛管理を効率化する様々な機能を提供する一方で、畜牛管理情報は個体識別番号と紐づいているため、牛個体の登録や情報の参照をする際に個体識別番号が必須となる（図 4）。

実際の農場でこのようなシステムを利用し畜牛管理情報を参照するには、目の前にいる牛の個体識別番号を知る必要がある。個体識別番号を把握する際に最も一般的な方法は、2.1 節で述べた耳標に記載されている個体識別番号を目視で読み取る方法である。しかし、耳標は小さくて見づらい上に、汚れたり隠れたりし、また首を固定していない牛はよく動くため、目視による耳標の読み取りは非常に手間どってしまう。その後さらに、畜牛管理情報の登録や参照のために、読み取った 10 桁の個体識別番号を手動で入力しなければならない。このように畜牛管理に便利なサービスがあっても、耳標から 10 桁の個体識別番号を読みとり、システムに入力するという一連の流れは労力がかかる。

牛の追加

基本情報

画像

個体識別番号* 1234560000

耳標番号 10桁個体識別番号入力

名前 太郎

耳標カラー 黄色

登記番号 12345678901

リスポンダー番号 1234567890123

図 4: Farmnote Cloud[4] の牛個体登録画面

2.3 デバイスによる牛個体識別手法

個体識別番号を知る手段は耳標以外にも存在する。情報通信技術を利用した牛個体識別手法としては、GPS や RFID タグを利用した手法がある [10]。例えば cntxts Inc. が提供する Smart Cattle®[11] は、牛に RFID タグ内蔵の耳標を装着し、RFID タグリーダーとアプリケーションを使用することで確実に効率的な牛個体識別を実現する。ただし、このように牛の体にデバイスをつけるという手法は脱落や破損の可能性がある [12]。また、各牛にデバイスを装着する必要があるため導入コストが高く、多くの畜産農業従事者が使用できる技術ではない。

2.4 画像認識技術を用いた牛個体識別手法

個体識別情報検索サービスや Farmnote Cloud といった畜牛管理を行うシステムを利用するには、10 桁の個体識別番号を知る必要がある。しかし、目視による耳

標の読み取りは手間がかかり、デバイスを装着する手法は脱落や破損といったリスク、導入コストの高さがネックになる。そこで、牛の顔や鼻紋といった生体情報を画像として撮影し、画像認識技術を利用して個体識別する手法が提案されている。以下、画像認識技術を用いた牛個体識別の先行研究について説明する。

2.4.1 CowFindAR

実際の農場内で、目の前にいる牛の個体識別を行う研究例として、兒玉 [5] の提案した CowFindAR がある。CowFindAR はモバイル端末向けに製作された牛個体識別システムであり、スマートフォンで撮影した牛の顔画像を解析することで個体識別を行う (図 5、図 6)。そのため導入コストが低いという利点がある。

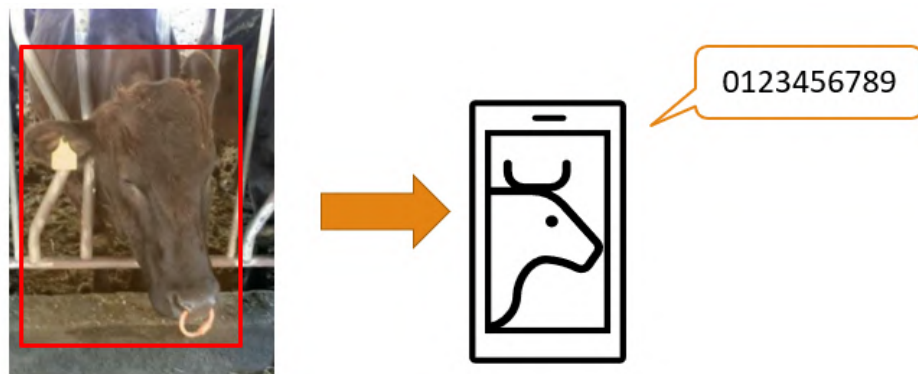


図 5: CowFindAR の概要

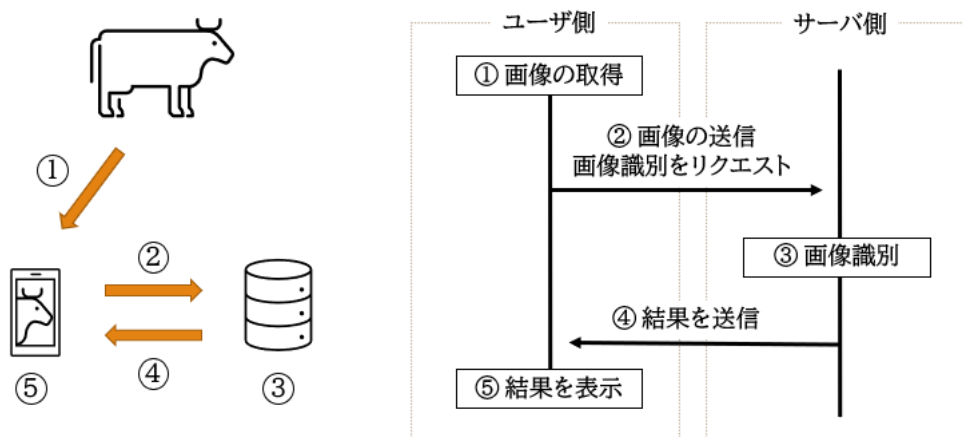


図 6: CowFindAR の全体構成

ユーザの使用手順としては、最初にスマートフォンで牛の顔を撮影し、撮影した画像をサーバに送付し、結果を受け取る。CowFindARには牛個体を登録する機能と、目の前の牛が登録された個体の内、どの個体であるか分類する機能がある。登録機能を利用する場合は、まず撮影した画像から牛が検出されたかどうかの判定がサーバから返ってくる（図7(a)）。検出された際は、撮影した牛の個体識別番号をスマートフォンに入力し、サーバに送付することで、その牛個体の登録が完了する（図7(b)）。分類機能を利用する場合は、撮影し検出された牛の予想される個体識別番号がスマートフォンに表示される（図7(c)）。



図 7: CowFindAR 使用時のユーザ側スマートフォン画面例

サーバ側では、ユーザから送られてきた撮影画像と個体識別のリクエストを受け取った後、まず牛の顔を検出する作業を行う。検出された際は、画像中の牛顔の部分だけを切り出し、そこから特徴量を抽出する。登録機能を利用する場合（図8）は、抽出された特徴量とユーザから送られてきた個体識別番号を紐づけてデータベースのファイルに保存することで、その牛個体の登録を完了する。分類機能を利用する場合（図9）は、抽出された特徴量とファイルに保存済みの特徴量全て

で比較を行い、最も類似している特徴量と紐づいた個体識別番号を分類の結果としてユーザ側に送信する。

サーバ内で具体的に実行される処理において、最初に行われる牛顔検出時にはYOLOv5[13]を用いている。ここで使用している牛顔検出モデルは、牛が映り込んでいる画像中の牛顔部分をアノテーションした大量の画像データで学習しているため、牛顔の検出に特化している。牛顔検出後、検出された牛顔画像は 224×224 画素の大きさに正規化する。正規化した後、正規化された牛顔画像から特徴を数値化したデータである特徴量の抽出を行う。抽出の際にはVGG16[14] (図10)を用いている。通常のVGG16は物体検出を目的としているため、ここでは特徴抽出器として使用するために、3層の全結合層のうち最後の1層を取り除き4096次元の特徴ベクトルを出力するようにしている。このような手順で抽出された特徴量を使用して、CowFindARは牛個体識別を実現する。登録機能を利用する場合、ユーザから送られた個体識別番号と抽出された4096次元の特徴量を一つのリストとしてまとめ、単一のcsvファイルに保存し、登録する(図8)。分類機能を利用する場合、分類時に撮影された牛顔画像から抽出した特徴量と、登録時にcsvファイルに保存された全ての特徴量でSVM(Support Vector Machine)による比較をすることで、登録された牛群の内のどの個体であるか特定する(図9)。

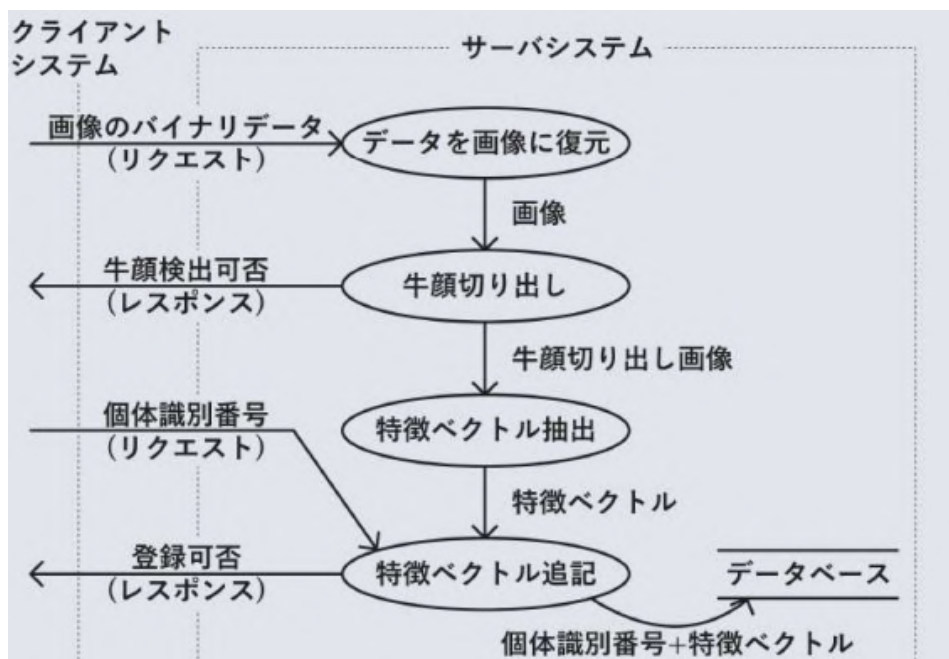


図 8: CowFindAR の登録時 [5]

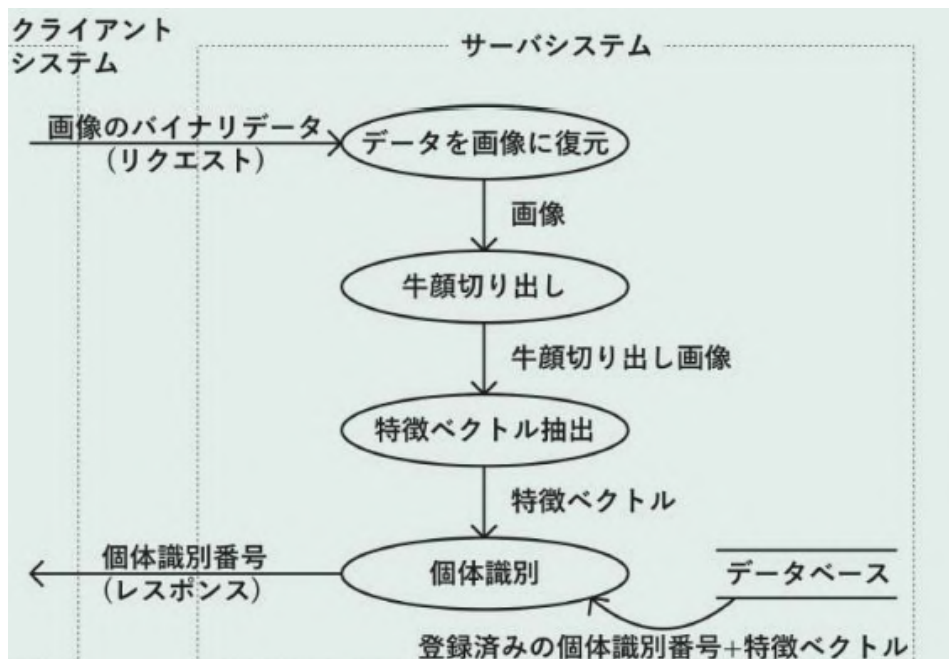


図 9: CowFindAR の分類時 [5]

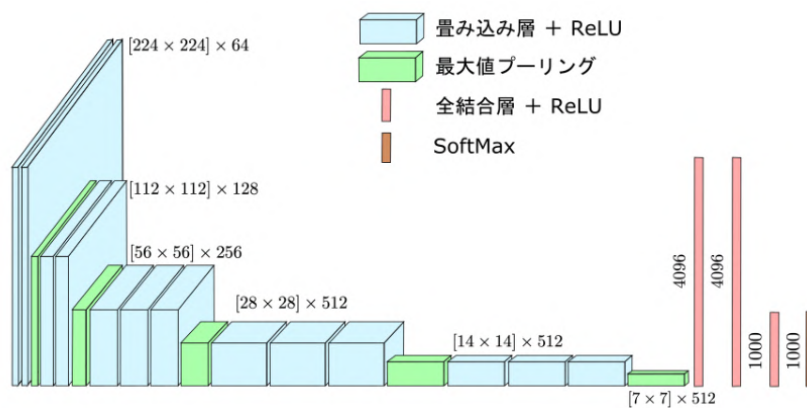


図 10: VGG16 の構造 [15]

2.4.2 その他の研究例

Ali Shojaeipour ら [6] の研究では、牛の鼻紋のパターンに着目した牛个体識別に取り組んでいた。牛の鼻紋は人間の指紋と同じように、個体ごとにシワのパターンが異なる [16]。この研究では、まず YOLOv3 [17] を鼻紋の検出用に学習させた鼻紋検出器を用意した。この鼻紋検出器で牛顔画像から鼻紋部分を検出し、改変

を加えた ResNet50[18] で鼻紋の特徴量を抽出し、牛個体を識別するという手法を提案していた。実験では、様々な種の牛 300 頭に対し顔を固定し、正面から撮影を行い、鼻紋の見切れや不鮮明な画像を除いた合計 2604 枚の牛顔画像を使用した (図 11)。実験の結果、96.87% という個体識別精度を達成した。



図 11: Ali Shojaeipour ら [6] の研究で使用された画像データ例

Zheng Li ら [7] の研究では、組み込みシステムとしての軽量かつ高精度な牛個体識別を目指したモデルの提案がなされていた。リソースに限りのある組み込みシステムで、従来の畳み込みニューラルネットワークを前提とした牛顔認識による個体識別手法を実装するのは難しいとし、軽量と高精度を両立した牛個体識別モデルの研究を行った。実験の際には、シンメンタール種の牛 103 頭を撮影した動画を画像へ分割し、牛顔が写っていないものや顔の向きが極端なものを取り除き、さらに類似画像を除去した合計 10239 枚の牛顔画像を使用した (図 12)。6 層からなる独自の軽量モデルを用いて実験した結果、98.37% の個体識別精度を達成した。



図 12: Zheng Li ら [7] の研究で使用された画像データ例

Zhi WENG ら [8] の研究では、牛の顔を固定したり画像の厳選を行わず、自然な状態の牛の顔画像から個体識別をする試みが行われた。実験の際には、牛の顔の向きに制限を設けず、農場内で飼育されているホルスタイン牛 50 頭を自然な状態で撮影した合計 4548 枚の牛顔画像データを使用した (図 13)。実験の結果、94.53% の個体識別精度を達成した。



図 13: Zhi WENG ら [8] の研究で使用された画像データ例

2.4.3 顔の向きによる影響

以上のように顔画像認識技術を用いた牛個体識別は現段階でも高い識別精度を示している。しかし、実際の農場で飼育されている牛の多くは、常に体を固定しているわけではなく、また撮影時に牛が撮影者の方向を向いてくれるとは限らない。先述した研究例より、顔の向きを制約しない状態では、制約がある場合と比較して個体識別精度が低下する傾向が見られる。Zhi WENGら [8]の研究でも、撮影中の牛の頻繁な姿勢変化による個体識別精度の低下の可能性を指摘している。実際の農場での運用を想定した2.4.1節のCowFindARでもその傾向は見られている [19]。例えば真正面の画像（図14）を登録し、真横の画像（図15）を分類しようとする、同じ向き同士と比較して個体識別精度が低下することが確認されている。一方で牛の個体識別において、顔の向きの影響に焦点を当てた研究例は、現時点で調べた範囲では確認できなかった。

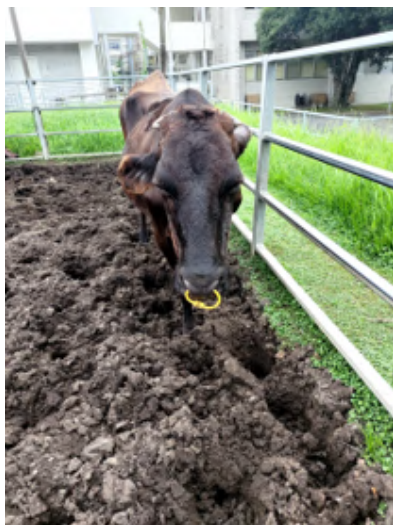


図 14: CowFindAR 登録時の画像例 [19]



図 15: CowFindAR 分類時の画像例 [19]

3 牛顔の向きの変化による個体識別への影響

3.1 牛顔の向きによる顔認識への影響の検討

2章より、牛の顔の向きが個体識別精度に影響を及ぼしている傾向が見られる。

顔の向きの変化が顔認識に影響を及ぼす可能性については様々な研究で触れられている。Mingjie He ら [20] の研究によると、条件を設けない人間の顔認識は顔の向き、表情、照明、オクルージョンなどの要因から困難であると言及している。加えて、そのような顔認識を困難にする要因の中でも、特に顔の向きの変化が深刻な性能低下をもたらすと指摘している。また、Ling Sun ら [21] の研究では、動物は顔の撮影に非協力的であるため、人間よりもさらに顔認識が困難であると指摘している。

このことから、本研究では、牛の顔認識において顔の向きの変化が個体識別精度の低下に影響していると予想した。そこで、本研究では牛顔の向きが個体識別にどの程度影響するか、評価実験により検討する。具体的には、牛顔の向きを認識し、同じ向き同士の牛顔で個体識別する手法と牛顔の向きを考慮せず全ての牛顔同士で個体識別する手法を比較する。牛顔の向きを考慮しない場合、牛顔画像上では個体差に起因する違いより、牛顔の向きに起因する違いの方が大きく現れる。一方、同じ向きの牛顔同士で個体識別することで、識別対象の牛顔の画像上での見かけが類似し、個体差に起因する違いをより明確に検出でき、個体識別精度が向上すると考えられる。一方で、牛顔の向きごとに分けると、それぞれの向きで利用できる画像データ数が、全ての顔向きデータを使う場合より少なくなる。一般に、深層学習を利用した手法では、利用できるデータ数が認識結果に大きく影響するので、この点は識別精度を引き下げる要因となる。また、実応用を想定した場合、牛顔の向きを自動判定する必要があるが、個体識別精度に影響する可能性もある。これらの点を考慮しながら、本研究では、牛顔の向きが個体識別に与える影響について検討する。

3.2 CowFindAR を使用した牛顔向きの影響調査の手順

本研究では 2.4.1 節で紹介した CowFindAR をもとに、深層学習時に顔の向きを考慮することで個体識別精度が向上するか、CowFindAR の個体識別において重要

となる「登録および分類」と「特徴抽出」という2つの観点に着目し評価を行う。

CowFindAR は以下の手順で個体識別を行う。

1. 撮影画像中に牛の顔が含まれるか検出を行った後、撮影画像中から牛顔部分を切り取る。
2. 切り取った牛顔画像を 224×224 画素の大きさに正規化する。
3. 正規化した牛顔画像を VGG16 をベースにした特徴抽出器に入力し、特徴抽出を行う。
4. 抽出された特徴量を使用し、牛個体の登録や分類を行う。

1つ目の観点は、手順4.の際に、牛の顔の向きごとに分けて登録および分類することで精度向上が見込めるかの評価である。CowFindAR は登録の際、個体識別番号と特徴量を組で登録する。この際、顔の向きを考慮することなく全ての組を区別なく登録していた。分類の際には、抽出した特徴量を登録済みの全ての特徴量と比較し、最も近い特徴量をもつ個体識別番号を分類結果として出力する。本研究では登録時に顔の向きを判定し、向きごとに分けて登録する。分類時にも同様に顔の向きを判定し、同じ顔の向きと判定された登録済みの特徴量とのみ比較することで、精度向上が図れるか検討、評価する。

2つ目の観点は、手順3.の際に使用する特徴抽出器のベースとなる顔認識モデルを牛顔の向きごとに学習することで良好な結果が得られるかの評価である。特徴抽出に深層学習を利用する手法は、昨今広く用いられるようになっている。多数の画像を利用した畳み込みニューラルネットワーク（学習モデル）はそのまま使った場合、最終層で特徴量をもとにした推論の答えを出力するため特徴抽出に使用することはできない。そこで最終層ではなく、推論中の中間層での出力を特徴量として用いる。この特徴量を利用することで、様々な物体認識処理で高い識別性能が得られている。CowFindAR では、牛以外にも自動車や家屋、動物や果物など多様な一般物体を含む大規模なデータセットである ImageNet[22] で事前に学習した VGG16（一般物体認識モデル）を用意し、その最後の1層を省くことで特徴抽出に使用していた。本研究では、さらに顔の向きごとに分けた牛顔画像でモデルを学習する。この牛顔学習モデルを特徴抽出に使用することで、精度向上が図れるか検討、評価する。また、モデルを牛顔で学習することに加え、1つ目の観点であった登録、分類時の向き分けも組み合わせて検証する。

3.3 CowFindAR の改良

事前に CowFindAR を使用し一部の機能を変更したところ、より良好な結果が得られることが分かった。そのため、本研究では元々の CowFindAR から以下のように特徴抽出時に使用するモデルと特徴量比較の手法を変更する。

特徴抽出に関して、CowFindAR では特徴抽出器に VGG16 を用いていたが、本研究では ResNet34[18] を用いる。通常の ResNet34 は物体認識を目的としているため、ここでは特徴抽出器として使用するために、最終層を取り除き 512 次元の特徴量を出力するようにしている (図 16)。



図 16: ResNet34[18] の構造

分類時の特徴量の比較は、SVMではなく最近傍で行う。CowFindARでのSVMによる比較は、1対他分類法 (One-vs-Rest) による多クラス分類で特徴量の比較を行い、個体識別番号を推測する。ただし、SVMは計算量が多く、兒玉 [5] の研究でも特徴量の登録数の増加に伴い、処理時間が指数関数的に増加することが示されている。そのため、大規模なデータセットを用いた実験をSVMによる比較のまま行うのは時間がかかる。そこで大規模なデータセットで軽量に実験を行うために、SVMではなく最近傍による比較を行うこととした。

4 顔の向き情報を含む牛顔画像データセットの作成

本研究では牛顔の向きが個体識別に与える影響を調査する。そこで、牛顔の向き情報を含む牛個体ごとの牛顔画像データセットを作成した。

牛個体ごとに複数の顔向きの画像を手作業でアノテーションするのは、作業効率が悪い。また、牛顔向きを利用する場面では、牛顔の向き判定も自動で行う必要がある。そこで、以下の手順で牛顔の向き情報を付加した牛個体ごとの牛顔画像データセットを作成する。

1. 任意の牛顔画像について牛顔向きを手作業でアノテーションした後、それを学習データとして深層学習による牛顔の向き判定器を作成する
2. 牛顔向き判定器を用いて、性能評価用の牛顔画像データセットを作成する
3. 牛顔向き判定器を用いて、特徴学習用の牛顔画像データセットを作成する

4.1 牛顔の向きの判定基準

まず、牛の顔の向きのパターン数とその基準を定める。本研究では牛の顔の向きを、左側、右側、正面の3パターンに分類する（図17）。顔の向きを判定する基準を以下に示す。

- 左側：「右目が半分以上隠れている」または「右側の鼻筋が隠れている」
- 右側：「左目が半分以上隠れている」または「左側の鼻筋が隠れている」
- 正面：「左側、右側の両方に該当しない」

牛は個体ごと、品種ごとに顔の凹凸差が大きいため、一律に単純な条件ではなく複数の条件を設け、これを本研究における牛の顔の向きの判断基準とした。本研究における「顔の向き」とは牛から見た3次元上の方向ではなく、画像上で牛顔のどの面が見えているかによって決めるものとする。例えば図18(a)は、牛から見た顔の向きは右向きであるが、画像上では牛顔の左側が見えているため「左側」に分類する。図18(b)は、牛は首を右回りに捻りつつ正面に向かって首を伸ばしているが、画像上では牛顔の左側が見えているため「左側」に分類する。



(a): 左側の例

(b): 右側の例

(c): 正側の例

図 17: 向きごとに分けた牛顔画像の例



(a): 例 1



(b): 例 2

図 18: 牛顔画像の向きの例

4.2 牛顔向き学習データの作成

次に、兒玉 [5] の研究で使われた画像データに対して手動で3パターンの顔の向きのアノテーションを行った。この画像には、Web上から取得した乳牛や肉牛の画像をデータ拡張したものと、実際の農場で撮影した動画から牛の写っているフレームを抽出した画像が含まれる。元々はCowFindARの牛の顔の位置を特定する機能を学習するために使用されていた画像データであるため、牛个体ごとの情報は含まれておらず、牛の全身と顔のバウンディングボックス位置情報があった。この顔のバウンディングボックス情報を手動で顔の向きごとの3パターンに分け、画像中の牛の部分のみを牛顔画像として切り出す。最後に、この牛顔画像を224×224画素の大きさに正規化した(図19)。その結果、学習用に5,199枚(左側1,853枚、右側2,214枚、正面1,132枚)、検証用に1,372枚(左側217枚、右側862枚、正面293枚)、合計6,571枚となった(表1)。これを牛顔向き判定器の学習に用いる。

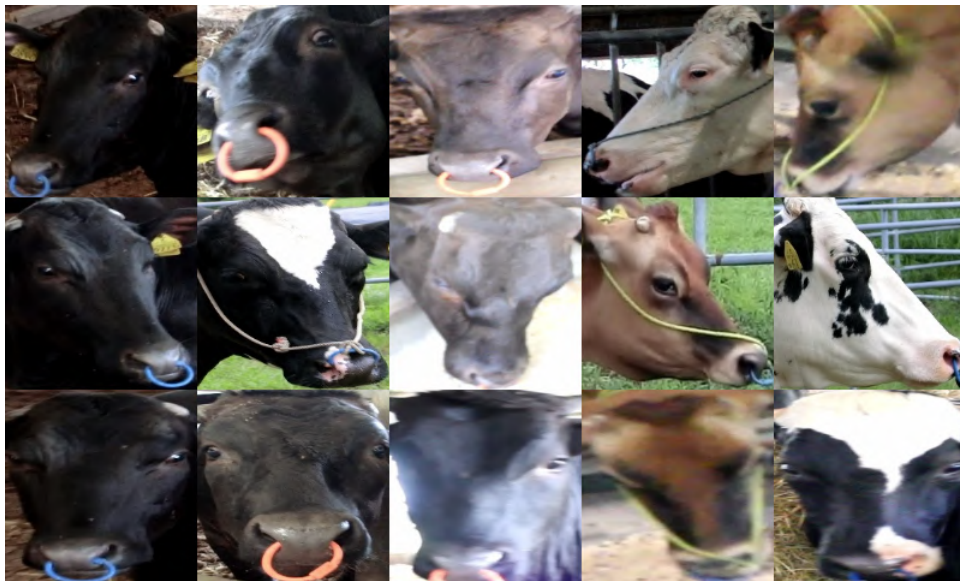


図 19: 224 × 224 画素の大きさに正規化した画像データ例

表 1: 牛顔の向き判定器の学習に使用した画像の内訳 (枚)

	左側	右側	正面	合計
学習	1,853	2,214	1,132	5,199
検証	217	862	293	1,372

4.3 牛顔向き判定器の作成

4.2 節で作成した牛顔向きの学習データを使用して、牛の顔の向きを 3 パターンに分類する牛顔向き判定器を学習した。深層学習ネットワークとして ResNet34 を使い、学習は 50 エポックで行った。

学習データに対する総合的な精度は 99.9%、検証データに対する総合的な精度は 92.2% となった。各向きに対する精度を表 2 に示す。この表は横軸が予測した顔の向き、縦軸が真の顔の向きとなっている。この表より、学習した牛顔向き判定器は高い精度で向きの判別ができていることが分かる。また、誤った判定をしているものも、ほとんどは隣り合った向き（左側に対する正面など）となっており、反対の向き（左側に対する右側など）だと誤っているものは 1% 未満となっている。ここで作成した牛顔向き判定器を、今後顔の向きの判定に使用する。

表 2: 牛顔向き判定器の各向きのデータに対する精度 (%)

(a) 学習データに対する精度

(b) 検証データに対する精度

		Predicted Labels					Predicted Labels		
		左側	右側	正面			左側	右側	正面
True Labels	左側	99.95	0.00	0.05	True Labels	左側	87.10	0.46	12.44
	右側	0.00	100.00	0.00		右側	0.58	95.36	4.06
	正面	0.00	0.00	100.00		正面	5.46	7.85	86.69

4.4 牛顔向き情報を含む牛個体ごとの牛顔画像データセットの作成

4.3 節で作成した牛顔向き判定器を使って、牛顔向き情報を含む牛個体ごとの牛顔画像データセットを 2 つ作成する。一つは、牛顔向きごとの牛個体識別性能を

評価するための「性能評価用データセット」、もう一つは、牛顔向きごとに特徴抽出器を学習するための「特徴学習用データセット」である。

性能評価用データセットは、2021年8月にみらいグローバルファームで撮影した肉牛316頭の動画から作成する。動画は様々な機器で各牛を一頭ごとに撮影したものである。この動画から牛の顔が写っているフレームを画像として抽出し、牛顔検出器（YOLOv5）で牛顔部分を自動で切り出し、得られた牛顔画像を224×224画素の大きさに正規化したものを牛個体ごとの牛顔画像データセットとした。これらの牛顔画像は個体識別番号を情報として持っている。先述した牛顔向き判定器にこれらの牛顔画像をかけ、顔の向き3パターンがそれぞれ20枚以上あると判定された203頭を牛顔向き情報を含む牛個体ごとの牛顔画像データセットとする。この牛顔画像データセットの内訳は、左側17,646枚、右側15,670枚、正面47,663枚、合計80,979枚である（表3）。これを本研究の性能評価用データセットとする。

表 3: 性能評価用データセットの内訳（枚）

左側	右側	正面	合計
17,646	15,670	47,663	80,979

特徴学習用データセットは、2023年11月に宮崎県木城町のJA宮崎経済連肉用牛実証農場で牛一頭ずつ撮影した肉牛350頭の動画から作成する。先述した性能評価用データセットと同じく、動画から牛の顔が写っている画像を抽出し、その画像から牛顔部分を自動で切り出し、224×224画素の大きさに正規化したものを牛個体ごとの牛顔画像データセットとする。こちらの牛顔画像データセットも個体識別番号を情報として持っている。これらの牛顔画像を牛顔向き判定器で3パターンの顔の向きごとに分けた。この牛顔画像データセットの内訳は、学習に84,427枚（左側29,790枚、右側26,112枚、正面28,525枚）、検証に82,746枚（左側27,897枚、右側24,472枚、正面30,377枚）、合計167,173枚である（表4）。これを本研究の特徴学習用データセットとする。

表 4: 特徴学習用データセットの内訳 (枚)

	左側	右側	正面	合計
学習	29,790	26,112	28,525	84,427
検証	27,897	24,472	30,377	82,746

5 評価実験

5.1 実験1：顔の向きを考慮した登録および分類の評価

5.1.1 実験手順

実験1では、3.2節で述べた1つ目の観点である「登録および分類」に着目し、牛顔の向きごとに分けて登録および分類することで個体識別精度が向上するか評価実験を行う。4.4節で述べた性能評価用データセットを用いて、以下の手順で実験を行う。

1. 性能評価用データセットの牛個体ごとに各顔向きの画像をランダムに20枚選び10枚を登録用画像、10枚を分類用画像とする。
2. 登録用画像からランダムに n 枚 ($n=1\sim 10$) 選び、特徴抽出器で特徴量を算出して登録する。
3. 分類用画像の分類を行い、個体識別精度を記録する。
4. 1. から 3. を5回実施し、その平均値を結果とする。

本実験では向きを分ける場合（図20）と、向きを分けない場合（図21）を比較する。向きを分ける場合、各向きの登録用画像10枚からランダムに n 枚登録し、向きを分けない場合、各向きの登録用画像10枚を合わせた30枚からランダムに n 枚登録する。なお、特徴抽出器には3.3節で述べたResNet34に、ImageNet[22]の1000クラスの画像を事前に学習したResNet34（一般物体認識モデル）を使用する。

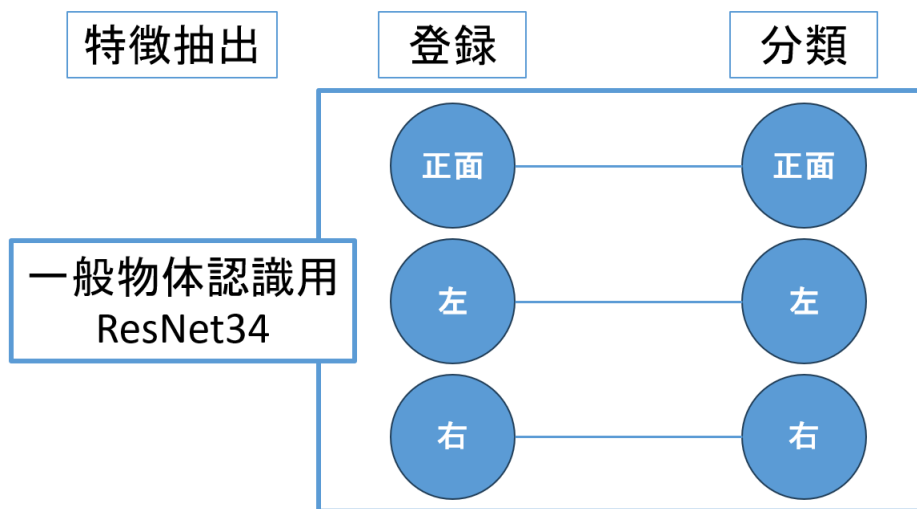


図 20: 向きを分ける場合

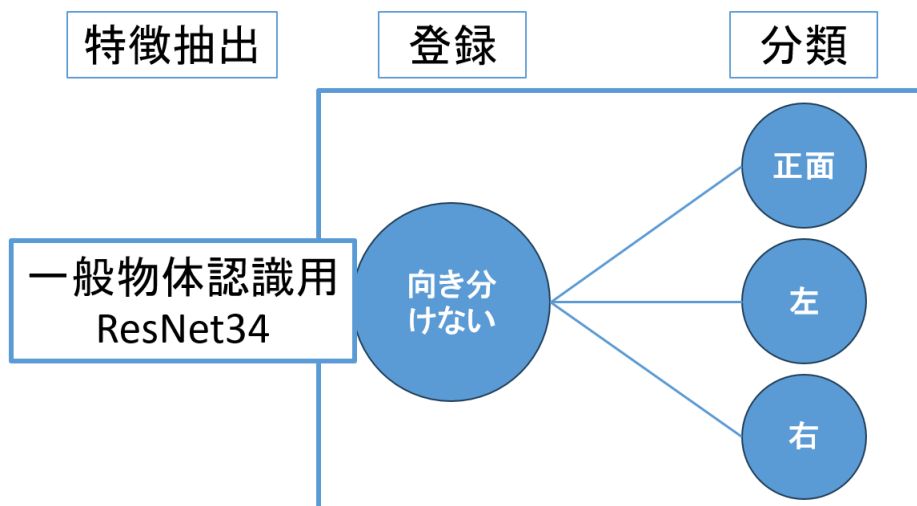


図 21: 向きを分けない場合

5.1.2 実験結果

表 5 に、向きを分けた場合の、各登録枚数 $n=1\sim 10$ 枚での向きごとの個体識別精度を示す。表は横軸が登録時の顔の向き、縦軸が分類時の顔の向きであり、対角線上の値が登録時と分類時で顔の向きが同一の場合である。この表より、登録時と分類時で向きが一致している場合は、向きが異なる場合と比べて高い個体識別精度を示していることが確認できる。

表 5: 各向きごとの登録および分類の個体識別精度 (%)

(a) 登録枚数 1 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	42.20	12.52	18.87
	右側	12.03	44.02	18.11
	正面	18.44	18.69	31.53

(b) 登録枚数 2 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	56.79	15.50	25.23
	右側	14.67	58.50	24.01
	正面	23.67	22.98	43.21

(c) 登録枚数 3 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	65.25	17.38	28.88
	右側	17.05	66.05	28.31
	正面	28.16	26.80	51.27

(d) 登録枚数 4 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	70.96	19.22	32.16
	右側	18.76	70.93	31.18
	正面	30.60	28.97	56.78

(e) 登録枚数 5 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	75.29	20.52	34.34
	右側	20.34	75.60	33.58
	正面	33.11	31.16	60.98

(f) 登録枚数 6 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	78.16	21.37	36.33
	右側	21.47	79.09	35.23
	正面	35.16	32.62	64.86

(g) 登録枚数 7 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	80.77	22.40	38.68
	右側	22.47	81.58	37.24
	正面	37.02	34.21	68.00

(h) 登録枚数 8 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	82.60	23.00	40.41
	右側	23.25	83.32	38.66
	正面	38.26	35.57	70.65

表 5: 各向きごとの登録および分類の個体識別精度 (%) (続き)

(i) 登録枚数 9 枚

(j) 登録枚数 10 枚

		Registration					Registration		
Classification		左側	右側	正面	Classification		左側	右側	正面
	左側	84.49	23.73	41.62		左側	85.99	24.21	43.02
	右側	23.84	85.07	40.34		右側	24.24	86.24	41.67
	正面	39.26	36.49	73.27		正面	40.08	37.60	75.07

次に、登録時に顔の向きごとに分けて特徴量を登録し、分類時に同一の向き同士で比較することで、向きごとに分けない場合に比べて個体識別精度が向上するか確認する。

図 22 に向きを分けた場合の個体識別精度、図 23 に向きを分けない場合の個体識別精度を示す。横軸が登録枚数、縦軸が個体識別率を表している。図 22、23 より登録枚数が増えるほど個体識別精度も上がることが分かる。

向きを分けた場合と分けない場合を比較するために、それぞれの場合について、分類用画像に対する個体識別精度の平均を図 24 に示す。ここで、向きを分けた場合、各向き n 枚登録すると全部で 3 方向 \times n 枚登録されることになる。一方、向きを分けない場合は、そのまま n 枚登録されるので、登録枚数全体では向きを分けないほうが少なくなる。同じ登録枚数での比較をするために、図 24 では、「向きを分けた場合 (3 方向 \times n 枚)」、「向きを分けない場合 (n 枚)」に加えて、「向きを分けない場合 (3 \times n 枚)」での結果も示している。

図 24 より、向きを分けて向きごとに n 枚登録した場合と、向きを分けずに n 枚登録した場合では、向きを分けた場合の方が平均個体識別精度が高いことが分かる。一方、全体の登録枚数が同じになるよう向きを分けずに 3 \times n 枚登録した場合では、向きを分けないほうが平均個体識別精度が高くなった。

本研究の予想では、向きを分けて登録と分類を行うことで、向きを分けずに登録するよりも個体識別精度が向上すると考えていた。本実験の結果から、牛の顔の向きごとに登録と分類を行うことで、向きを分けない場合よりも各向きごとの個体識別精度は向上することが確認できた。しかし、各向きごとに登録するよりも、向きを分けずにまとめてより多い枚数を登録する方が有効であることが分かった。

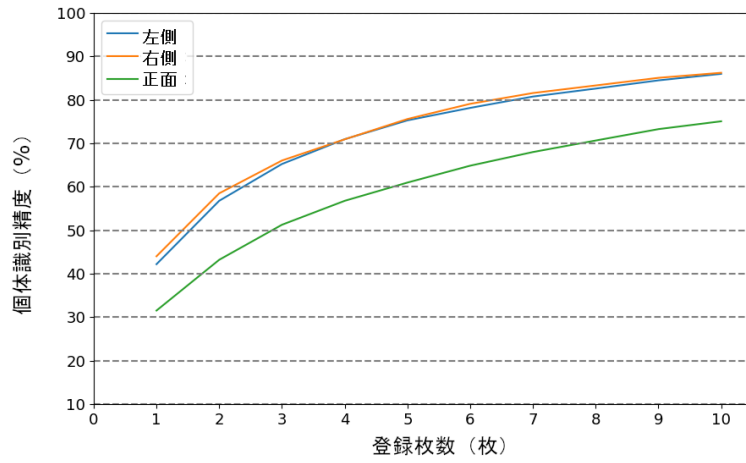


図 22: 個体識別精度 (向きを分ける場合)

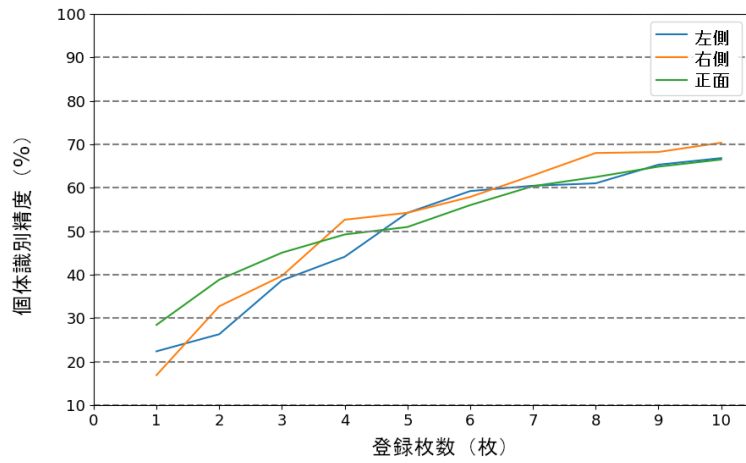


図 23: 個体識別精度 (向きを分けない場合)

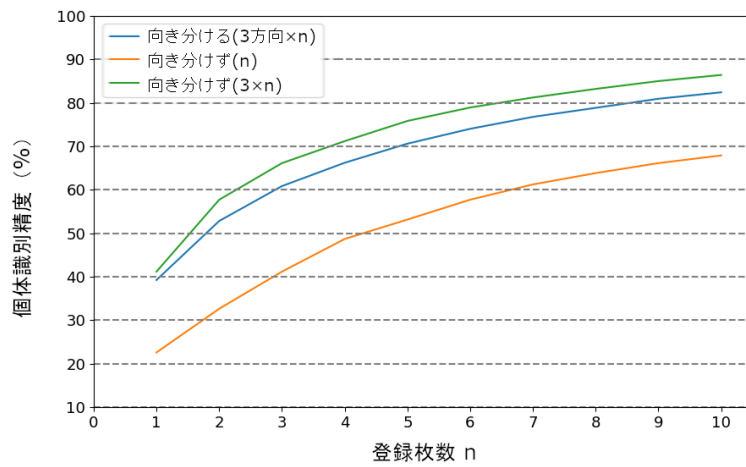


図 24: 個体識別精度 (向きを分ける場合と分けない場合) の平均の比較

5.1.3 考察

本実験の結果から、全体の登録枚数が同じ時、向きを分けない方が良好な結果を得られると示された。

この原因として、各向きごとに比較を行うことによる実質的な登録枚数の低下が考えられる。向きを分けない場合は各個体3枚登録すると、そのまま3枚分の特徴量で分類時の比較を行う。一方で、向きを分けた場合は各個体各向き1枚ずつ登録し合計3枚となっても、比較する際は向きごとに行うため実質1枚登録による比較を行っていることになる。そのため図24で示されたように、向きを分けた際の各向きの登録枚数と、向きを分けない場合の登録枚数が等しいならば、前者の方が個体識別精度は高くなる。一方で、向きを分ける場合と分けない場合で合計登録枚数が等しいならば、後者の方が個体識別精度は高くなる。このことから、牛個体識別の際に、顔の向きを考慮することで考慮しない場合より各向きごとの個体識別精度は向上するものの、それは登録枚数の増加により補えるものであると考えられる。

ただし、この評価実験において、向きを分けない場合ランダムに登録画像を選ぶ際の母集団は、3方向に分ける場合の画像データを足し合わせた30枚から選ぶようにしている。すなわち、3方向中どの画像が選ばれるかは $1/3$ の確率である。表2では異なる向き同士で登録と分類を行った際の個体識別精度は、同じ向き同士での登録と分類による個体識別精度より低くなることが示されている。このことから、システム側で高い個体識別精度を確保するためには、画像登録時に牛顔の向きを判定し、各向きの牛顔画像が満遍なく登録されるようにする必要があると考えられる。

5.2 実験2：顔の向きを考慮した特徴抽出の評価

5.2.1 実験手順

実験2では、3.2節で述べた2つ目の観点である「特徴抽出」に着目し、牛顔の向きごとに分けた牛顔画像で学習した特徴抽出器を用いて、登録および分類することで個体識別精度が向上するか評価実験を行う。

5.1節の実験1で特徴抽出に使用したモデルは、ImageNetで学習したResNet34（一般物体認識モデル）を使用している。本実験では、牛顔画像でResNet34を一

から学習し、牛顔識別に特化させた特徴抽出器を使用する。

本研究では、特徴抽出器自体を3パターンの顔の向きごとに ArcFace[23] で学習し、これを用いて各向きごとの登録および分類時の特徴量抽出を行うことで、5.1 節の実験 1 よりも個体識別精度が向上するのではないかと予想した。学習に際しては、4.4 節で用意した特徴学習用データセットを使用する。比較対象として向きを分けずに学習したモデルも用意する。この時学習する画像データは3パターンに分けた画像データ全てを合わせたものである。特徴抽出器を作成するために特徴学習用データセットを用いて50エポックで学習を行い、正面のみ学習、左側のみ学習、右側のみ学習、向きを分けずに学習した計4つのモデルを作成した。特徴学習用データセットの検証データに対する各モデルの個体識別精度を表6に示す。正面と向きを分けていないモデルに比べて、左側と右側を学習させたモデルの個体識別精度が低い結果となった。これは検証データ中の全ての個体が各向きに対して十分な枚数を持っているとは限らず、個体ごとの枚数に大きなバラツキがあるためであると考えられる。例えば、左側のみ学習したモデルのテスト時、個体1は100枚あるが個体2は1枚のみというような事もあった。学習終了後、各モデルを特徴抽出器として使用するために、最終層を取り除き512次元の特徴量を出力するようにした。

表 6: 各モデルの検証データに対する精度 (%)

左側のみ学習	右側のみ学習	正面のみ学習	向きを分けずに学習
65.51	64.45	88.94	84.71

以降の実験の流れは5.1節の実験1と同じく以下の手順で行う。

1. 性能評価用データセットの牛個体ごとに各顔向きの画像をランダムに20枚選び10枚を登録用画像、10枚を分類用画像とする。
2. 登録用画像からランダムにn枚 (n=1~10) 選び、特徴抽出器で特徴量を算出して登録する。
3. 分類用画像の分類を行い、個体識別精度を記録する。
4. 1. から 3. を5回実施し、その平均値を結果とする。

本実験での比較は、向きごとに分けた牛顔画像で学習した特徴抽出器を使用する場合（図 25）、向きを分けていない牛顔画像で学習した特徴抽出器を使用する場合（図 26）、向きを分けていない牛顔画像で学習した特徴抽出器を使用し、かつ登録時に向きを分けない場合（図 27）の 3 通りで行った。向きを分ける場合、各向きの登録用画像 10 枚からランダムに n 枚登録し、向きを分けない場合、各向きの登録用画像 10 枚を統合した 30 枚からランダムに n 枚登録する。

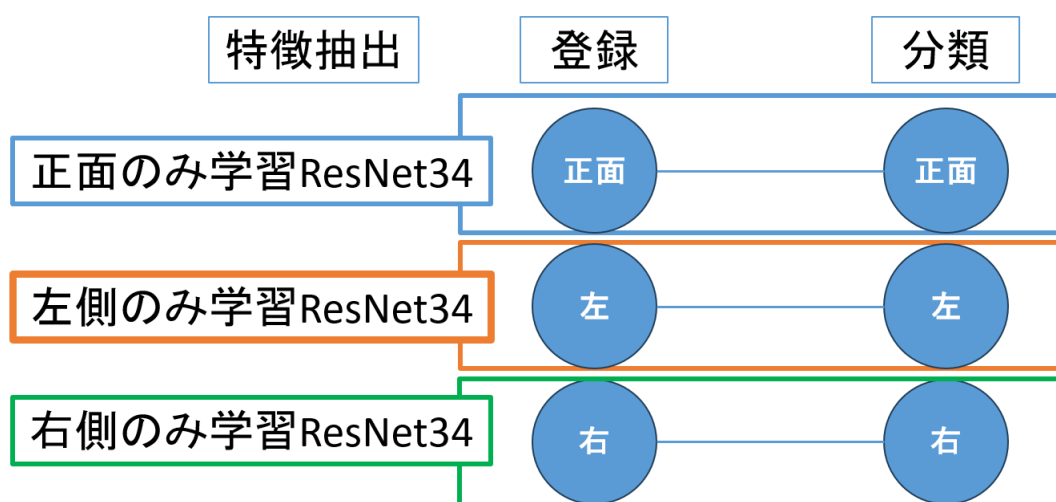


図 25: 向きごとに学習した特徴抽出器を使用する場合

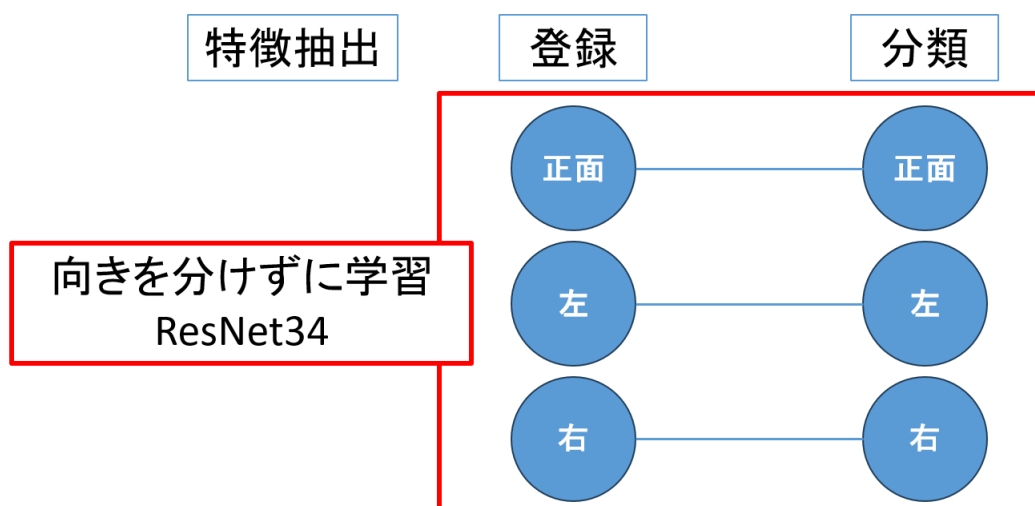


図 26: 向きを分けずに学習した特徴抽出器を使用する場合

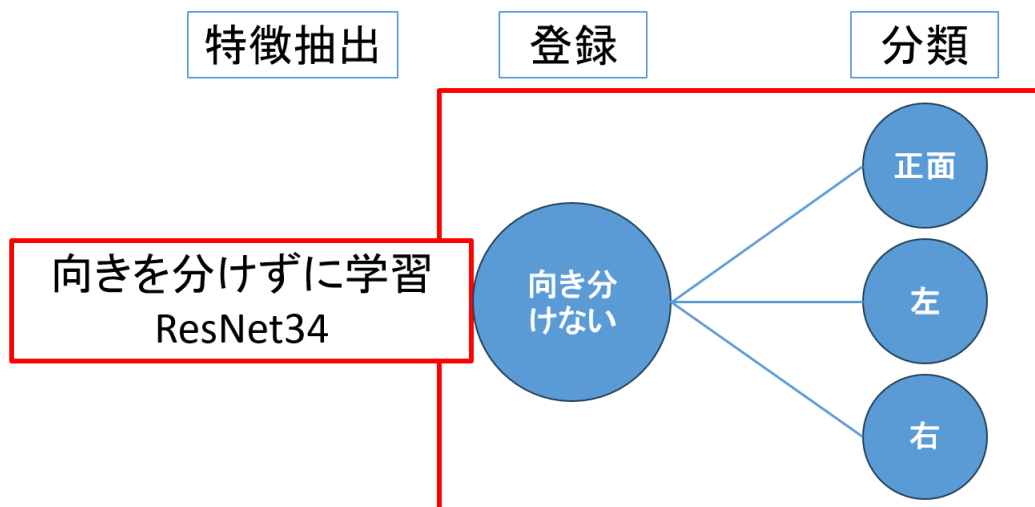


図 27: 向きを分けずに学習した特徴抽出器を使用し、かつ登録時に向きを分けない場合

5.2.2 実験結果

まず、顔の向きごとに特徴抽出器を学習することで効果があるかを確認する。向きごとに学習した特徴抽出器を使用する場合（図 25）と、向きを分けずに学習した特徴抽出器を使用する場合（図 26）を、それぞれ各向き各個体 10 枚登録で比較した結果が表 7 である。

表 7: 学習した特徴抽出器による個体識別精度（各向き各個体 10 枚登録）（%）

	左側	右側	正面
左側のみ学習	92.53	92.21	85.20
右側のみ学習	90.75	93.45	85.28
正面のみ学習	92.57	93.75	88.80
向き分けず学習	93.50	94.39	90.18

向きごとに学習した特徴抽出器を対応する向きの分類時に使用することで、個体識別精度が向上すると予想した。表 7 より、左側のみ学習した特徴抽出器では左側の評価用画像が、右側のみ学習した特徴抽出器では右側の評価用画像が最良となったが、他方向の評価用画像との精度の差は大きくなかった。正面のみ学習し

た特徴抽出器では方向が異なる右側、左側の評価用画像のほうが、正面の評価用画像より精度が高かった。更に、全ての方向の評価用画像に対して、向きを分けずに学習した特徴抽出器を適用したほうが、精度が高かった。この結果から、向きごとに特徴抽出器を学習することは効果が低いと分かった。

次に、牛顔画像を学習した特徴抽出器について、5.1節の実験1と同様の手順で評価する。上記の結果より、特徴抽出器としては、向きを分けずに学習したモデルを使用する。5.1節の実験1ではImageNetで学習したResNet34（一般物体認識モデル）で特徴抽出を行っていた。牛顔画像で学習した特徴抽出器でも同様に、登録と分類で向きが一致した時に高い個体識別精度を示し、向きが異なるときに個体識別精度が低下するか確認する。また、ResNet34（一般物体認識モデル）による特徴抽出と差が生まれるのかどうかの確認も行う。

牛顔学習済み特徴抽出器による、各向きごとの個体識別精度を表8に示す。表は横軸が登録時の顔の向き、縦軸が分類時の顔の向き、対角線上の値が登録時と分類時で顔の向きが一致する場合を表す。この表より、登録時と分類時で向きが一致している場合は、向きが異なる場合と比べて高い個体識別精度を示していることが確認できた。また、実験1で特徴抽出時にResNet34（一般物体認識モデル）を使用した場合（表5）と比べて、全体の平均個体識別精度が13.5%向上した。

表 8: 各向きごとの登録および分類の個体識別精度 (%)
(牛顔学習済みの特徴抽出器を使用)

(a) 登録枚数 1 枚

(b) 登録枚数 2 枚

		Registration					Registration		
		左側	右側	正面			左側	右側	正面
Classification	左側	59.25	18.04	30.05	Classification	左側	71.83	22.63	40.09
	右側	18.17	61.15	30.41		右側	21.47	74.38	38.88
	正面	30.76	30.01	47.47		正面	37.29	37.39	61.92

表 8: 各向きごとの登録および分類の個体識別精度 (%)

(牛顔学習済みの特徴抽出器を使用) (続き)

(c) 登録枚数 3 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	78.88	25.10	45.83
	右側	24.50	80.90	44.41
	正面	43.14	40.99	70.28

(d) 登録枚数 4 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	83.25	27.06	49.63
	右側	27.21	85.37	47.45
	正面	47.08	44.23	75.02

(e) 登録枚数 5 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	86.60	28.23	52.55
	右側	28.73	88.34	51.25
	正面	49.77	46.76	78.82

(f) 登録枚数 6 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	88.98	28.95	54.83
	右側	29.80	90.41	53.89
	正面	52.21	48.55	82.33

(g) 登録枚数 7 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	90.43	30.15	57.27
	右側	30.58	91.99	56.32
	正面	53.66	50.33	84.95

(h) 登録枚数 8 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	91.59	31.43	58.94
	右側	31.23	93.01	58.11
	正面	55.00	51.92	86.95

(i) 登録枚数 9 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	92.65	32.25	60.41
	右側	31.80	93.87	59.43
	正面	55.78	53.00	88.69

(j) 登録枚数 10 枚

		Registration		
		左側	右側	正面
Classification	左側	93.50	32.98	61.46
	右側	32.73	94.39	60.55
	正面	56.70	53.92	90.18

最後に、牛顔を学習した特徴抽出器を使用し、登録時に顔の向きごとに分けて特徴量を登録し、分類時に同一の向き同士の比較を行うことで個体識別精度が向上するかどうかを確認する。図 28 に向きを分けた場合の個体識別精度、図 29 に向きを分けない場合の個体識別精度、図 30 に分類用牛顔画像に対する個体識別精度の平均を示す。横軸が登録枚数、縦軸が個体識別率を表している。図 28、29 より登録枚数が増えるほど個体識別精度も上がるのが分かる。また、向きを分けず牛顔画像を学習した特徴抽出器を使用していることから、それぞれ図 22、23 より個体識別精度が高いことが確認できる。図 24 と同様に、図 30 からは、向きを分けて n 枚登録は向きを分けず n 枚登録より良い結果となるが、向きを分けず $3 \times n$ 枚登録には劣るため、分けないほうが良いことが示された。

これらの実験の結果から以下のことが分かった。まず特徴抽出器の学習は顔の向きごとに分けるよりも、向きを分けず様々な向きの画像を混ぜてより多くの枚数で学習を行う方が良いということが確認された。次に、特徴抽出に使用するモデルが一般物体認識モデルか牛顔で学習しているかに関わらず、牛の顔の向きが登録時と分類時で一致しているか否かで個体識別精度が大きく変わることが示された。加えて、牛顔で学習した特徴抽出器の方が全体的に高い個体識別精度となった。その上で、牛顔で学習した特徴抽出器を用いても、向きごとに登録するのではなく、あらゆる向きの牛顔画像を大量に登録する方が良いということが分かった。

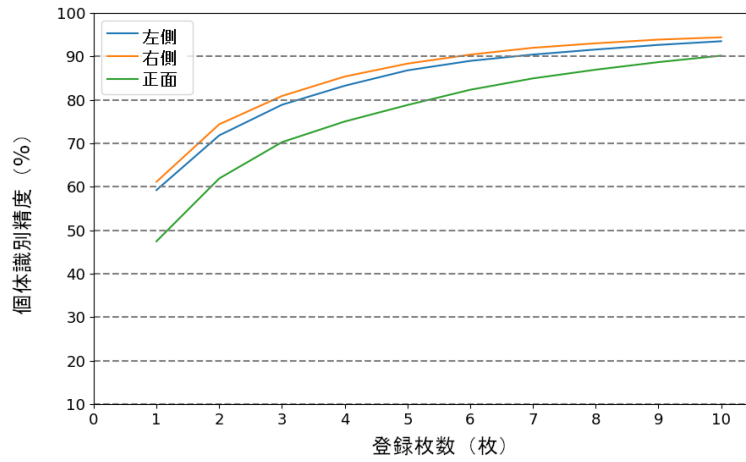


図 28: 個体識別精度 (向きを分ける場合、牛顔画像を学習した特徴抽出器使用)

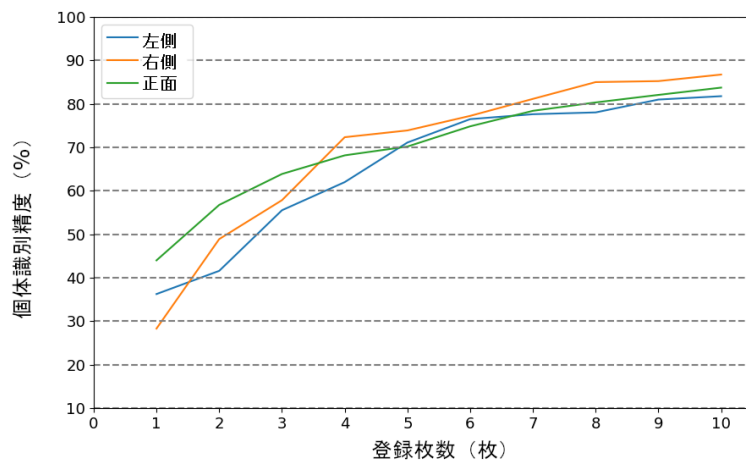


図 29: 個体識別精度 (向きを分けない場合、牛顔画像を学習した特徴抽出器使用)

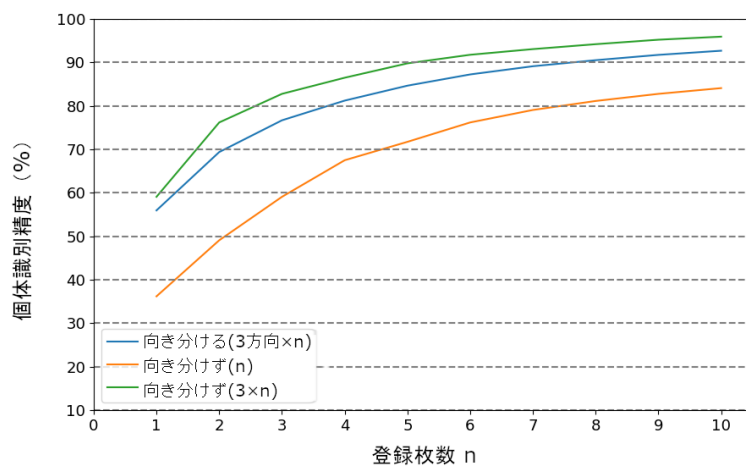


図 30: 個体識別精度 (向きを分ける場合と分けない場合、牛顔画像を学習した特徴抽出器使用) の平均の比較

5.2.3 考察

本実験の結果から以下のことが分かった。

まず、本実験では特徴抽出器に使用するモデルを向きごとに分けた牛顔画像で学習した。これにより、各向きごとに特化した特徴抽出器を用意し、特徴抽出の際に各向きに対応する特徴抽出器を使用することで個体識別精度が向上すると予想した。しかし、表7で示されたように、向きごとに特徴抽出用のモデルを学習しても、各顔の向きに特化することはなく、また向きを分けず学習した特徴抽出器がどの向きに対しても最も高い個体識別精度を示した。これは特徴抽出器を向きを分けずに学習する際に使用した画像が左側、右側、正面の各モデルの学習に使用した画像を全て足し合わせたものであったため、学習に使用する枚数が他モデルより非常に増えたことが理由と考えられる。

次に、この結果を踏まえた上で、向きを分けずに学習した特徴抽出器を使用して5.1節の実験1と同様の比較を行った。比較した結果、登録時と分類時で顔の向きが一致する場合は、異なる場合よりも個体識別精度が向上した。登録を向きごとに分けることに関しては、「各向きごとの枚数と全体の枚数が同じなら向きを分けた方が良い。全ての向きの合計枚数と全体の枚数が同じなら、向きを分けない方が良好な個体識別精度を得られる。」という実験1の結論を裏付ける結果となった。このようになった原因もやはり実験1と同じく、各向きごとに比較を行うことによる実質的な登録枚数の低下であると考えられる。

以上のことから、本研究では「牛の顔認識に際して顔の向きは影響がある。しかし、顔の向きごとに分けて比較すると、学習枚数や登録枚数を各向きごとに分割し減らすことになる。向きごとに比較するメリットより枚数を減らすデメリットの方が大きいため、向きを分けずに様々な画像をまとめて学習する方が有効である。」と結論づけた。

6 おわりに

本研究では牛顔認識における顔の向きの影響に着目し、顔の向きごとに分けた牛顔画像データセットの作成と顔の向きによる牛個体識別への影響の調査、そして顔の向きごとに比較することによる個体識別精度の向上を目的とした評価実験を行った。

顔の向きごとに分けた牛顔画像データセットについては、3パターンの顔の向きの基準を設け、 224×224 画素に正規化済みの画像を性能評価用に80,979枚、特徴抽出器の学習用に167,173枚作成した。

顔の向きによる牛個体識別への影響に関しては、特徴量の登録時と分類時で向きが一致しているかどうかで個体識別精度が大きく変化していることから、確かに影響があると考えた。

顔の向きを考慮した個体識別については、顔の向きごとに比較することによる効果はあるが、全体で見れば向きごとに画像データ数が分割され減ることになるため、向きごとに分けない方が良いという結果となった。

さらに、高い個体識別精度を出すためには、特徴抽出器の学習やシステムの登録時に、各向きの牛顔画像を満遍なく使用する必要があることが分かった。そのためには牛顔向き判定器の役割が重要となる。本研究では牛顔向き判定器の学習に、兒玉[5]の研究で使用された画像データセットをそのままアノテーションし直したものを使用した。この時、顔の向きごとのバラツキが大きくなってしまったことで、顔の向きの判定の精度が低下したことが考えられる。今後、牛顔向き判定器の精度向上のために学習データの改善が必要である。

また、本研究では顔の向きを3パターンとしたがこれを更に細かくした場合、どのような結果となるかも今後の課題となる。

謝辞

本研究を行うにあたり、ご指導・ご協力いただいた椋木雅之教授、高塚佳代子技術職員、関口敏教授に心より感謝申し上げます。

指導教員の椋木雅之教授には、非常に多くの丁寧かつ熱心なご指導をいただきました。また、お忙しい中、丁寧かつ迅速なご指導をいただき大変感謝しております。

高塚佳代子技術職員には、ゼミや研究室内発表におけるご助言を通じ、自身の考えを整理する多くの機会をいただきました。

関口敏教授には、本研究において使用した沢山の牛画像データの収集や、実際の農場における CowFindAR の試用にご協力いただきました。

最後に、共に研究に励んだ椋木研究室のメンバーの皆様に感謝を申し上げるとともに、皆様の今後ますますのご活躍を心よりお祈りしております。

参考文献

- [1] 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/>
- [2] 独立行政法人農畜産業振興機構, “スマート畜産の現状と展開”, https://www.alic.go.jp/joho-c/joho05_002309.html
- [3] 農林水産省, “スマート農業”, <https://www.maff.go.jp/j/heya/sodan/17009/02.html>
- [4] 株式会社ファームノート, “クラウド牛群管理システム「Farmnote Cloud」”, <https://farmnote.jp/cloud/>
- [5] 兒玉光平, “CowFindAR: 牛顔個体識別を用いたモバイル端末向け管理情報提示システム”, 宮崎大学大学院 工学研究科 工学専攻 機械・情報系コース 修士論文, 2022
- [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] Zheng Li, Xuemei Lei, and Shuang Li, “A lightweight deep learning model for cattle face recognition”, *Computers and Electronics in Agriculture, Volume 195, 106848*, 2022
- [8] 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
- [9] 独立行政法人家畜改良センター, “牛の個体識別情報検索サービス”, <https://www.id.nlbc.go.jp/top.html?pc>
- [10] 農林水産省, “ICT技術の活用を検討している方へ”, <https://www.maff.go.jp/j/chikusan/sinko/shiryo/houboku/ict.html>

- [11] cntxts Inc, “Smart Cattle®”, <https://smartcattle.net/home/index>
- [12] 家畜改良事業団, “電子標識による個体識別システム有効活用事業に係る電子標識導入に向けた海外調査報告”, http://liaj.lin.gr.jp/japanese/kentei/ID/RFID_RES.pdf
- [13] Glenn Jocher, “YOLOv5”, <https://github.com/ultralytics/yolov5>
- [14] Karen Simonyan and Andrew Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition”, *arXiv:1409.1556*, 2015
- [15] CVML エキスパートガイド, “VGGNet: 初期の定番”, <https://cvml-expertguide.net/terms/dl/cnn/cnn-backbone/vggnet/>
- [16] 独立行政法人 家畜改良センター鳥取牧場, “子牛の鼻紋採取”, <http://www.nlbc.go.jp/tottori/shortstory/bimon/>
- [17] Joseph Redmon and Ali Farhadi, “YOLOv3: An Incremental Improvement”, *arXiv:1804.02767*, 2018
- [18] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 770–778, 2016
- [19] 藏田芳樹, 兒玉光平, 高塚佳代子, 椋木雅之, 関口敏, “CowFindAR: 牛顔個体識別を用いたモバイル端末向け管理 情報提示システム”, 火の国情報シンポジウム A3-1, 2023
- [20] Mingjie He, Jie Zhang, Shiguang Shan, Meina Kan, and Xilin Chen, “Deformable face net for pose invariant face recognition”, *Pattern Recognition, Volume 100, 107113*, 2020
- [21] Ling Sun, Guiqiong Liu, Xunping Jiang, Junrui Liu, Xu Wang, Han Yang, and Shiping Yang, “LAD-RCNN:A Powerful Tool for Livestock Face Detection and Normalization”, *Animals, Volume 13, Issue 9, 1446*, 2023

- [22] Jia Deng, Wei Dong, Richard Socher, Li-Jia Li, Kai Li, and Li Fei-Fei, “ ImageNet: A large-scale hierarchical image database ”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 248–255, 2009
- [23] Jiankang Deng, Jia Guo, Niannan Xue, and Stefanos Zafeiriou, “ ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition ”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 4685–4694, 2019