

2024年度 情報通信工学プログラム卒業研究論文

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

学籍番号 60212047

谷山 こはる

指導教員 椋木 雅之 教授

2025年2月7日

# 目次

<b>1</b>	<b>はじめに</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>牛顔個体識別と悪条件画像</b>	<b>5</b>
2.1	牛顔個体識別 . . . . .	5
2.2	悪条件画像 . . . . .	5
2.3	動物の顔画像の顔の向きに着目した先行研究 . . . . .	6
2.4	牛顔画像のボケに着目した先行研究 . . . . .	7
<b>3</b>	<b>悪条件画像の除去による精度向上の調査</b>	<b>9</b>
3.1	悪条件画像を除去したデータセットによる牛個体識別 . . . . .	9
3.2	顔向き判定器の学習 . . . . .	9
3.3	ラプラシアン分散値によるボケ検出 . . . . .	10
3.4	個体識別のための特徴抽出器の学習用データセットの作成 . . . . .	11
3.5	個体識別のための評価用データセットの作成 . . . . .	12
3.6	個体識別 . . . . .	13
<b>4</b>	<b>実験</b>	<b>14</b>
4.1	評価方法 . . . . .	14
4.2	実験結果 . . . . .	14
4.3	考察 . . . . .	16
<b>5</b>	<b>おわりに</b>	<b>18</b>
	<b>謝辞</b>	<b>19</b>
	<b>参考文献</b>	<b>20</b>

# 1 はじめに

畜牛管理の自動化技術の中で、畜舎内の個体識別は重要な課題の1つである。個体識別は牛の健康管理や繁殖管理などさまざまな場面で行われている。従来は耳標やRFIDタグなどが用いられることが多かった。しかし、耳標は破損や欠落によって利用できない場合や汚れによって即座の判読が難しい場合がある。また、RFIDタグでは、タグの埋め込みで牛にストレスを与える上、タグ自体や読み取り装置のコストが問題になる。この問題の解決のために深層学習による画像認識技術を用いて顔認識により個体識別する研究が行われている。顔認識を行うことで、耳標の汚れや牛のストレスに関係なく個体識別が可能になる。しかし、学習や登録・識別の過程で、悪条件の画像を含めると個体識別の精度が低下する。

牛顔個体識別の精度に影響を与える悪条件とは、画像内の被写体の検出や特徴量の抽出を困難にする要因である。例えば、過度な明るさや暗さ、ノイズ、ボケなどが挙げられる。これらの影響を軽減し他の画像と条件を統一するために、一般的にヒストグラム平坦化や平滑化、鮮鋭化といった補正処理が施される [1]。

牛顔個体識別においては、顔の向きやボケなどが識別精度を低下させる悪条件画像になり得る。牛の顔の向きに関して、藏田 [2] の研究では、ResNet34 を用いて牛の顔の向きを正面・右・左の3方向に判定する顔向き判定器を作成して2つの実験を行った。1つ目は3方に分けたデータセットごとで登録・分類を行う実験で、2つ目は登録・分類に利用する特徴抽出器の学習から3方に分けて行う実験である。この2つの実験から、特徴量の登録時と分類時で向きが一致している方が精度が高いが、向きを分けて登録枚数が減るよりは向きを分けずに多い枚数で登録を行った方がよいことが分かった。また、特徴抽出器の学習において、向きごとに学習を行った場合でも向きに特化することはなく、向きを分けずに学習した特徴抽出器が最も高い精度であることが分かった。ボケに関して、立山 [3] の研究では、CycleGAN を用いてボケ除去処理を行った画像による牛個体識別の実験を行った。この実験から、牛顔画像のボケ画像を含むデータセットで学習を行った CycleGAN でボケを除去し個体識別を行った場合、精度向上が見られた。また、登録データ・識別データのどちらかに強いボケのある画像が含まれている場合、識別の精度が低下したが、そのボケ画像に対してボケ除去を行うと識別の精度が向上することが分かった。

本研究では、牛顔画像による個体識別において、異なる顔向きの画像や大きくぼけた画像が悪条件画像に相当するとの観点から、これらを自動的に除去することで個体識別の精度向上が図れるか調査する。評価には、登録画像と識別画像において一年間の期間の開いた画像を使用する。このような期間の開いた画像による照合は、従来の牛個体識別より困難な問題であり、悪条件画像

を除去して画像の条件を統一することが精度向上に有効と考えられる。具体的には、顔向きに関して、より精度の高い顔向き判定器を作成し、正面顔画像のみを抽出する。また、ボケ画像に関して、ラプラシアン分散値を用いたボケ検出手法を採用し、大きくぼけた画像を除去する。それらを利用して、特徴抽出器の学習や登録・識別の際に、データセットを顔の向きを限定しない場合、正面のみに限定した場合、ボケが特に大きい画像を除いた場合などで作成し、評価実験を行う。

以下、第2章では本研究の背景と先行研究について、第3章では作成した悪条件画像を除いたデータセットについて述べる。第4章では悪条件画像を除去したデータセットによる評価実験とその結果について述べる。第5章では本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 牛顔個体識別と悪条件画像

### 2.1 牛顔個体識別

畜牛管理の自動化技術の中で、畜舎内の個体識別は重要な課題の1つである。畜牛は10桁の個体識別番号によって管理されており、個体識別番号には性別や種類、飼養地などのさまざまな情報が結び付けられている。牛トレーサビリティ制度により、畜牛は個体識別番号の書かれた耳標(図1)を耳に付けることが義務付けられている[4]。この耳標によって個体識別番号を読み取ることができる。他の手法として、RFIDタグを耳標と同じように牛に装着し、それを読み取ることで個体識別を行う手法がある。

これらの手法には問題がある。耳標は牛の行動によって汚れたり外れたりして、読み取りが困難な場合がある。また、個体識別番号に紐づけられた情報を利用するのに、読み取った番号を手動で入力する手間がかかる。RFIDタグにおいても、タグの埋め込みで牛にストレスを与える上、タグ自体や読み取り装置のコストが問題になる。

この問題の解決のために、深層学習による画像認識技術を用いた顔認識による個体識別の手法が提案されている。顔認識を行うことで、耳標の汚れや牛のストレスに関係なく個体識別が可能になる。

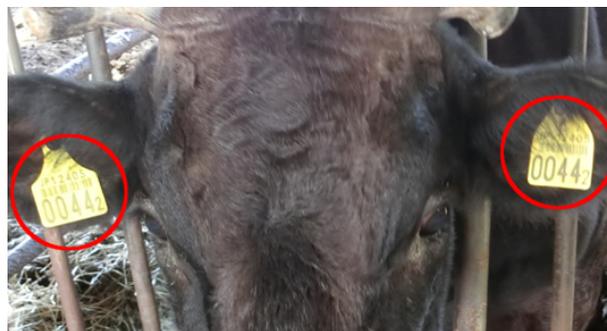


図 1: 耳標

### 2.2 悪条件画像

個体識別のための学習や登録・識別の過程で、悪条件の画像を含めると個体識別の精度が低下する。

個体識別の精度に影響を与える悪条件とは、画像内の被写体の検出や特徴量の抽出を困難にする要因である。例えば、過度な明るさや暗さ、ノイズ、ボケなどが挙げられる。これらの影響を

軽減し他の画像と条件を統一するために、一般的にヒストグラム平坦化や平滑化、鮮鋭化といった補正処理が施される [1]。

Zhi WENG ら [5] の研究では、牛の顔を固定したり画像の選定を行ったりせず、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 4,548 枚の牛顔画像から個体識別を試み、94.53%の精度を達成した。この研究では、牛の顔の毛や撮影中の牛の頻繁な姿勢変化が精度低下への影響を与えている可能性があるとして指摘している。

これらを踏まえて、本研究では、牛顔が正面を向いていないこと、画像がボケていることを悪条件画像と考える。

### 2.3 動物の顔画像の顔の向きに着目した先行研究

顔の向きに着目した先行研究について紹介する。

Ali Shojaeipour ら [6] の研究では、牛の鼻紋のパターンに着目した牛個体識別に取り組んだ。この研究では、まず YOLOv3 を鼻紋の検出用に学習させた鼻紋検出器を用意した。この鼻紋検出器により牛顔画像から鼻紋部分を検出し、改変を加えた ResNet50 で鼻紋の特徴量を抽出し牛個体識別を行う手法を提案した。実験ではさまざまな種の牛 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 2,604 枚の牛顔画像を使用した (図 2)。実験の結果、96.87%の精度を達成している。



図 2: Ali Shojaeipour らの実験で用いられた牛顔画像 [6]

Mark ら [7] の研究では、人間の顔認識に関する文献を参考に、Fisherfaces、VGG-Face の事前学習済み畳み込みニューラルネットワーク (CNN) モデル、および人工的に拡張したデータセットを用いて学習させた独自の CNN モデルという 3 つの手法を用い、農場環境における 10 頭の豚

の識別を試みた。実験に使用した豚の顔画像は、給水器に取り付けたカメラで撮影した。左右に柵のある給水器に豚が近づいたタイミングで撮影を行い、得られた 1553 枚の画像を実験に使用した (図 3)。実験の結果、96.7%の精度を達成している。



図 3: Mark らの実験で用いられた豚顔画像 [7]

これらの実験では、あらかじめ牛や豚の顔が正面を向くように固定した状態で撮影した画像で実験を行っていた。

藏田 [2] の研究では、ResNet34 を用いて、牛の顔の向きを正面・右・左の 3 方に判定する顔向き判定器を作成して 2 つの実験を行った。1 つ目は 3 方に分けたデータセットごとで登録・分類を行う実験で、2 つ目は登録・分類に利用する特徴抽出器の学習から 3 方に分けて行う実験である。1 つ目の実験の結果は、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よりも個体識別の精度が高いことを示した。また、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、向きごとに分けた場合の方が個体識別の精度が高いことを示した。しかし、向きを分けた場合では  $n$  枚を 3 方向分で全体で  $3n$  枚登録していることになるので、向きを分けない場合も同じ枚数の  $3n$  枚登録すると、向きを分けない方が個体識別の精度が高いことを示した。2 つ目の実験の結果は、特徴抽出器において、向きごとに分けたデータセットで学習を行った場合よりも、向きを分けないデータセットで学習を行った場合の方が個体識別の精度が高いことを示した。この 2 つの実験から、特徴量の登録時と分類時で顔の向きが一致している方が精度が高いが、向きを分けて登録枚数が減るよりは向きを分けずに多い枚数で登録を行った方がよいことが分かった。また、特徴抽出器の学習において、向きごとに学習を行った場合でも向きに特化することはなく、向きを分けずに学習した特徴抽出器が最も高い精度であることが分かった。

## 2.4 牛顔画像のボケに着目した先行研究

画像のボケに着目した研究例として、立山 [3] の研究では、CycleGAN を用いてボケ除去処理を行った画像による牛個体認識の実験を行った。街中風景のボケ画像を含む GoPro データセットで

学習を行った CycleGAN でボケを除去し個体識別を行った場合、精度は低下した。一方で、牛顔画像のボケ画像を含むデータセットで学習を行った CycleGAN でボケを除去し個体識別を行った場合、精度向上が見られた。また、登録データ・識別データのどちらかに強いボケのある画像が含まれている場合、識別の精度が低下したが、そのボケ画像に対してボケ除去を行うと識別の精度が向上することが分かった。

### 3 悪条件画像の除去による精度向上の調査

#### 3.1 悪条件画像を除去したデータセットによる牛個体識別

本研究では、牛顔画像による個体識別において、異なる顔向きの画像や大きくぼけた画像が悪条件画像に相当するとの観点から、これらを自動的に除去することで個体識別の精度向上が図れるか調査する。評価には、登録画像と識別画像において一年間の期間の開いた画像を使用する。このような期間の開いた画像による照合は、従来の牛個体識別より困難な問題であり、悪条件画像を除去して画像の条件を統一することが精度向上に有効と考えられる。具体的には、顔向きに関して、より精度の高い顔向き判定器を作成し、正面顔画像のみを抽出する。また、ボケ画像に関して、ラプラシアン分散値を用いたボケ検出手法を採用し、大きくぼけた画像を除去する。それらを利用して、特徴抽出器の学習や登録・識別の際に、データセットを顔の向きを限定しない場合、正面のみに限定した場合、ボケが特に大きい画像を除いた場合などで作成し、評価実験を行う。

#### 3.2 顔向き判定器の学習

正面のみの顔画像を選定するために、藏田 [2] が実験で使用していた顔向き判定器を基に、より精度の高い顔向き判定器を作成した。

学習・検証用データの画像は、顔部分のみ切り取り、 $224 \times 224$  画素の大きさに正規化したものを使用する。顔向き判定における向きの定義は以下の通りである。

- 左向き：「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」
- 右向き：「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、右側のどちらにも該当しない」

図4にそれぞれ左向き、右向き、正面の牛顔の例を示す。



図4: 牛顔の向き

顔向き判定器作成用データセットの内訳を表 1 に示す。藏田は、学習用に 5,199 枚、検証用に 1,372 枚のデータセットを使用していた。本研究では、学習用は新たに作成した 135,404 枚のデータセット、検証用は藏田の検証用データセットを使用する。

表 1: 顔向き判定器作成用データセットの画像の内訳

データセット	左向き (枚)	右向き (枚)	正面 (枚)	計 (枚)
藏田 学習用	1,853	2,214	1,132	5,199
藏田 検証用	217	862	293	1,372
作成した学習用	45,665	41,179	48,560	135,404

このデータセットを利用して顔向き判定器の学習を行う。藏田の実験では、顔向き判定器に ResNet34 を使用していたが、ネットワークモデルを EfficientNetb0 に変更し、100 エポックで学習を行った。

藏田の実験では、学習データに対する精度は 99.9%、検証データに対する精度は 92.2% だったが、本研究の実験では、学習データに対する精度は 100%、検証データに対する精度は 93.1% となった。ここで作成した顔向き判定器を、今後のデータセット作成のための顔向き判定に使用する。

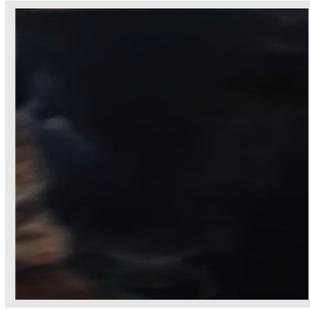
### 3.3 ラプラシアン分散値によるボケ検出

ボケ画像を除去するには、ラプラシアン分散値によってボケ画像の検出を行う [8]。ボケを検出したい画像を濃淡画像に変換し、次の  $3 \times 3$  カーネル (ラプラシアンフィルタ) で畳み込む。

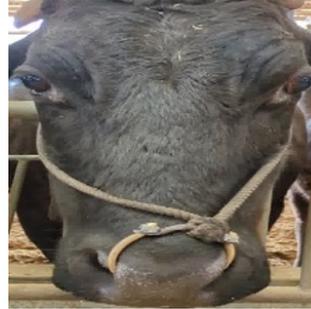
$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

得られたラプラシアン画像の画素値の標準偏差の二乗 (ラプラシアン分散値) を取得する。ラプラシアンフィルタは、画像のエッジ部分に大きく反応する。画像がボケている場合、画像内に明確なエッジが存在せず、ラプラシアン画像の画素値の変動は小さい。そのため、ラプラシアン分散値が小さくなる。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。

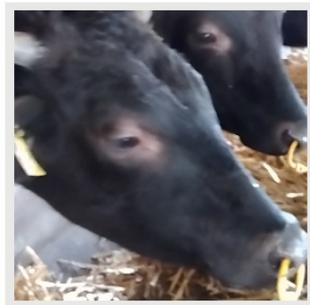
図 5 に牛顔画像とそのラプラシアン分散値の例を示す。図 5(a) のボケた画像ではラプラシアン分散値は 2.84 と非常に小さくなっている。一方、図 5(b) の画像はボケておらず、ラプラシアン分散値も 1385.62 と大きな値となっている。



(a) ラプラシアン分散値：2.84



(b) ラプラシアン分散値：1385.62



(c) ラプラシアン分散値：300.07



(d) ラプラシアン分散値：500.01

図 5: ボケ画像とラプラシアン分散値

本研究では、ボケ画像とボけていない画像を判別するラプラシアン分散値の閾値を、300 と 500 の 2 つの場合で実験を行う。それぞれの閾値に近い牛顔画像の例を図 5(c)、図 5(d) に示す。ラプラシアン分散値は、画像内の被写体の細かさにも影響を受ける。本研究では、被写体はすべて牛の顔であり、被写体の違いの影響は小さいとみなす。

### 3.4 個体識別のための特徴抽出器の学習用データセットの作成

特徴抽出器の学習用データセットとして、以下の 4 種類を作成した。

#### 1. データセット BASE

2021 年から 2024 年に、みらいグローバルファーム、木城、綾、酪農公社、住吉の 5 つの農場で撮影された牛顔画像データから作成。

#### 2. データセット FRONT

データセット BASE のうち、3.2 節で作成した顔向き判定器によって選定した正面のみのデータから作成。

#### 3. データセット BD300

データセット BASE のうち、ラプラシアン分散値が 300 以下の画像を除いて作成。

#### 4. データセット BD500

データセット BASE のうち、ラプラシアン分散値が 500 以下の画像を除いて作成。

表 2 に特徴抽出器の学習用データセットを示す。それぞれのデータセットで学習用と検証用に 7:3 の比率で分けている。BASE に対して、FRONT は約  $\frac{1}{4}$ 、BD300 は約  $\frac{2}{3}$ 、BD500 は約  $\frac{1}{2}$  の画像数となっている。これらを用いて特徴抽出器の学習を行う。

表 2: 特徴抽出器の学習用データセットの画像の内訳

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

### 3.5 個体識別のための評価用データセットの作成

評価用データセットは、登録用と識別用の 2 つのデータセットを作成した。小林の農場で、2023 年 11 月 15 日と 2024 年 11 月 21 日に撮影したデータのうち、両日に共通してデータのある牛 39 頭の画像データを利用する。登録用データセットは 2023 年撮影のもの、識別用データセットは 2024 年撮影のもので作成した。こちらは、学習用データセットと同じ観点で、登録用・識別用それぞれ 4 種類ずつのデータセットに加え、正面のみのデータセットに閾値 300・500 でボケ画像を除去したデータセット 2 種類ずつの計 6 種類ずつのデータセットを作成した (表 3)。条件を加えるほど、使用する画像枚数は減っている。これらのデータセットにより評価の際の登録・識別を行う。

表 3: 個体識別の登録用・識別用データセットの画像の内訳

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

### 3.6 個体識別

個体識別には、ArcFace[9]を用いる。ArcFaceは、畳み込みニューラルネットワークにより入力画像から特徴量ベクトルを抽出し、同じクラスの特徴量ベクトル同士の角度がより近くなり、異なるクラスの特徴量ベクトル同士の角度がより離れるように学習を行う。損失関数は、以下の式で表される。

$$L_{AMP} = -\frac{1}{N} \log \frac{e^{s \cos(\theta_{y_i} + m)}}{e^{s \cos(\theta_{y_i} + m)} + \sum_{j=1, j \neq y_i}^N e^{s \cos \theta_j}} \quad (1)$$

代表ベクトルと入力画像から得られる特徴ベクトルをそれぞれ正規化すると、 $i$ 番目の学習サンプルの特徴ベクトルと  $j$ 番目のクラスの代表ベクトルの内積を  $\cos \theta_j$  と表せる。ただし、正解クラス  $y_i$  に対してはマージン  $m$  を加えることで、正解クラスとの角度を大きくし、マージンなしの場合よりも同じクラス内の特徴をより密接に、異なるクラス間の特徴をより分離しやすくする。

ArcFaceは、特徴ベクトルを生成するバックボーン (backbone) と、学習時に個体を分類するヘッド (head) で構成される。本研究では、バックボーンとして EfficientNet-B0 を採用し、ヘッドには 前述した ArcFace の損失関数 (式 (1)) を用いる。個体識別の際は、学習データセット (表 2) で事前学習されたモデルのバックボーンの重みを活用し、登録用・識別用データセット (表 3) から抽出した特徴量のコサイン類似度をもとに識別を行う。

## 4 実験

### 4.1 評価方法

本実験では、牛顔個体識別の特徴抽出器の学習や登録・識別において、悪条件画像を除くことで個体識別精度が向上するか評価する。3.4節で述べた学習用データセット4種類及び、3.5節で述べた評価用データセット6種類を用いて、以下の手順で実験を行う。

1. 学習用データセットを選び、特徴抽出器の学習を行う。
2. 登録用データセットを選び、特徴抽出器により特徴量を算出する。
3. 識別用データセットを選び、特徴抽出器により特徴量を算出する。
4. 識別用データセットの各データセットについて、登録用データセットのデータと特徴量のコサイン類似度を求める。
5. コサイン類似度が最大となった登録用データの牛個体に、その識別用データを分類する。
6. 識別用データセットの中で、正しく分類できたデータの割合を識別精度とする。

学習用データセットと登録用・識別用データセットの組み合わせで個体識別の精度を比較していく。

特徴抽出器の学習は、マージン  $m = 0.15$ 、スケールパラメータ  $s = 60.0$  とし、エポック数 50、バッチサイズ 1500、学習率は初期値を 0.005 とし、10 エポック毎に 0.5 倍した。

### 4.2 実験結果

表4に、各組み合わせによる個体識別の精度を示す。それぞれの組み合わせを実験1～13とする。

表 4: 個体識別の精度

実験	学習用データセット	登録用データセット	識別用データセット	精度 (%)
1	BASE	BASE	BASE	0.383
2	FRONT	FRONT	FRONT	0.442
3	BASE	FRONT	FRONT	<b>0.445</b>
4	BASE	BASE	FRONT	0.436
5	FRONT	BASE	FRONT	0.442
6	BD300	BD300	BD300	0.361
7	BASE	BD300	BD300	0.347
8	BASE	BASE	BD300	<b>0.367</b>
9	BD500	BD500	BD500	0.266
10	BASE	BD500	BD500	0.233
11	BASE	BASE	BD500	0.352
12	BASE	BASE	FrBd300	0.393
13	BASE	BASE	FrBd500	0.369

実験 1 は、学習用データセットと登録用・識別用データセットともに、すべてのデータ (BASE) を利用して特徴抽出器の学習と個体識別を行った結果である。これが評価の基準となる。

実験 2～5 は、顔向きに関する実験結果で、識別用に FRONT を使用している。

実験 2～5 のいずれにおいても、実験 1 より識別精度が向上している。このことから、識別画像の顔向きを正面に限定し、他の顔向きの画像を悪条件画像として除去することは、識別精度の向上に有効だと言える。実験 2～5 の中では、実験 3 が最良の識別精度を示している。実験 3 は、学習用は BASE、登録用は FRONT という組み合わせである。同じく学習用に BASE を使って、登録用を BASE とした実験 4 は、実験 2～5 の中では最も精度が低かった。一方、学習用に FRONT を使った実験 2 と実験 5 は、同程度の精度であった。このことから、学習用画像の顔向きを正面に限定することは識別精度の向上に有効な可能性があるが、登録用画像との組み合わせの影響を受けると言える。

実験 6～11 は、ボケに関する実験である。

全体として、識別用に BD300 を使用している実験 6～8 の方が、BD500 を使用している実験 9～11 よりも精度が高かった。ボケの程度の小さい画像を除去すると識別精度に悪影響があると言える。同じ識別用データセット (実験 6～8、実験 9～11) の中では、学習用・登録用共に BASE とした場合 (実験 8、実験 11) が最も精度が良く、次が学習用・登録用共にボケ画像を除去した場

合（実験6、実験9）で、学習用をBASEとして登録用からボケ画像を除去した場合（実験7、実験10）が最も精度が低かった。また、実験6～11のいずれでも、実験1より精度が低かった。

実験12～13は、顔向き限定とボケ除去を行った実験結果である。

これらの実験では、実験6～11の実験結果より、学習用・登録用共にBASEとして、識別用データセットのみ変更した。結果は、ボケ除去のみのデータセットを用いた実験6～11よりも精度は向上したが、正面画像を使った実験2～5よりは精度が低く、実験1と大きく違いはなかった。

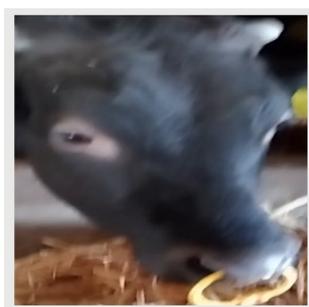
### 4.3 考察

本実験の結果から以下のことが分かった。

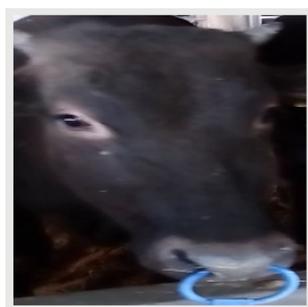
顔の向きに関して、特徴抽出器の学習データや個体識別の登録・識別のデータを正面のみに限定した場合、向上した。正面のみのデータは左右のデータよりも顔の位置変化が小さく、条件がそろっているため、特徴量を抽出しやすかったのではないかと考える。

ボケの除去に関しては、学習用、登録用データセットはすべてのデータを使う方が精度が高かった。学習時にはより多彩な学習データを使うことが識別精度向上の上で有利と考えられる。また、登録用データも多い方が識別精度が高くなると言える。一方、ボケ除去の閾値は、500の場合よりも300の場合の方が精度が高かった。

そこでボケ除去の閾値を小さくすることでより精度向上が図れるのではないかと考え、閾値100・200の場合でも実験を行った。図6(a)、図6(b)にそれぞれの閾値付近のラプラスian分散値を持つ画像の例を示す。



(a) ラプラスian分散値：100.10



(b) ラプラスian分散値：200.00

図6: ボケ画像とラプラスian分散値2

学習用データセットと登録用・識別用データセットの組み合わせは、実験6～11で最も精度の高かった実験8の組み合わせで行った。それぞれ実験14、実験15とし、その結果を表5に示す。

表 5: 個体識別の精度 2

実験	学習用データセット	登録用データセット	識別用データセット	精度 (%)
14	BASE	BASE	BD100	0.379
15	BASE	BASE	BD200	0.375

結果として、実験 6～11 の中で最も精度が高かった実験 8 よりも高い精度を示した。しかし、実験 6～11 と同様に、実験 1 よりも高い精度は示せなかった。

結論として、半個体識別において、顔の向きを正面に限定することは精度向上に有効であるが、ボケ画像の除去に関して精度向上することはできないことが分かった。

## 5 おわりに

本研究では、深層学習を用いた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について検討した。本研究では、牛の顔の向きとボケという2点の悪条件に着目して実験を行った。

特徴抽出器の学習用データセットについては、5つの農場で撮影された牛顔画像から4種類作成した。個体識別の評価用データセットについては、小林の農場で約1年の期間開けて撮影された牛顔画像から6種類作成した。

顔の向きに関して、識別用データを正面のみに限定することで、精度が向上した。

ボケの除去に関して、ボケ画像を判定する閾値を下げ、ボケの程度が大きい画像のみを除去した方が識別精度が高い傾向が見られた。しかし、ボケ除去を全く行わなかった場合よりは、精度が低下した。

結論として、牛個体識別において、顔の向きを正面に限定することは精度向上に有効であるが、ボケ画像の除去に関して精度向上することはできないことが分かった。

本研究の結果は、個体識別の精度としては全体的に高いとは言えないが、これは登録用データセットと識別用データセットの時間軸として一年間の期間が開いていることが原因だと考える。一年のうちの成長や、牛の行動により日によって顔の毛流れや付着した汚れが異なることから生じる牛顔の変化が、個体識別に影響を与えていると考えられる。

今後の課題としては、期間の開いた画像を用いての牛顔個体識別の精度向上や、その条件において少数の画像データでの精度向上が挙げられる。

## 謝辞

本研究を行うにあたり、多くの方々にご協力いただきました。

お忙しい中、丁寧かつ迅速にご指導いただいた椋木雅之教授に心より感謝申し上げます。さまざまなご助言とともに優しいお言葉をかけていただき、安心して研究に取り組むことができました。本当にありがとうございました。

また、参考にさせていただいた諸先輩方、実験に利用した画像データを撮影させていただいた農家の方々や撮影者の方々、牛顔画像に向きのアノテーションを付けていただいたデンサンの方々に、深く感謝申し上げます。

最後に、多くの知識や示唆をいただいた椋木研究室の皆様へ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お祈りしております。

## 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
- [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