

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

藏田 芳樹¹ 兒玉 光平¹ 高塚 佳代子¹ 椋木 雅之¹ 関口 敏¹

概要：近年、畜産農業においてスマート農業への注目が集まっている。しかし、便利なシステムは導入コストが大きく、導入コストが低いものも管理作業が煩雑であるといった問題を抱えている。本研究では、画像認識を利用した牛顔画像からの個体識別による入力作業の補助や、直感的な情報の提示により牛の管理を支援するモバイル端末向けクライアントサーバシステム「CowFindAR」を実装した。実験では、サーバシステムの識別性能について評価し、その後実際の牛を対象とした実地試験を行った。その結果、識別精度を向上するためには様々な向き牛顔画像が必要であると分かった。

キーワード：画像認識・理解， モバイルアプリケーション， 仮想／人工／拡張現実

CowFindAR: Management information presentation system for mobile terminals using individual cow face identification

YOSHIKI KURATA¹ KOUHEI KODAMA¹ KAYOKO TAKATSUKA¹ MASAYUKI MUKUNOKI¹
SATOSHI SEKIGUCHI¹

Abstract: In recent years, smart agriculture has been attracting attention in livestock farming. However, convenient systems are costly to implement, and those with low implementation costs are complicated to manage. In this study, we implemented "CowFindAR", a client-server system for mobile terminals that supports cattle management by assisting input work through individual identification using cattle face image recognition and by presenting intuitive information. In the experiment, we evaluated the cow identification performance of the system in a pseudo-environment and real field. As a result, it was found that cow face images in various orientations are necessary to improve the identification accuracy.

Keywords: Image Recognition and Understanding, Mobile Applications, Virtual/Artificial/Augmented Reality

1. はじめに

近年、農業分野における様々な問題の解決に向けて、スマート農業が注目されている。農林水産省によれば、スマート農業とは、「ロボット技術や情報通信技術 (ICT) を活用して、省力化・精密化や高品質生産を実現する等を推進している新たな農業 [1]」である。畜産農業においても、スマート農業への取り組みがなされている。例えば、cntxts Inc. が提供する Smart Cattle® [2] では、牛の体に

センサデバイスを取り付け、センサデバイスから取得した情報をスマートフォン等で受け取るシステムを提供している。1頭の牛につき1つのセンサデバイスを取り付けて管理する手法は、牛の個体情報や位置情報を正確に管理できるが、導入のコストが高いため多くの畜産農業従事者が利用できる手法とは言い難い。

大きなコストがかからない手法としては、株式会社ファームノートが提供するクラウド牛群管理システム Farmnote Cloud [3] が挙げられる。Farmnote Cloud は、繁殖対象牛、ワクチン接種が必要な牛などの項目での絞り込みや、アカ

¹ 宮崎大学
University of Miyazaki



図 1 耳標
Fig. 1 Ear tag

ウントを經由した獣医師など外部の関係者とのデータのやり取りなどにより詳細な牛の情報まで管理できる。しかし、耳のタグに表記された個体識別番号を手動で入力したりと、不便を感じる部分も多い。

そこで本研究では、導入コストが低いモバイル端末向けのシステムとして、牛顔個体識別により畜産動物の管理を支援するシステム CowFindAR(Cow Face individual identification AR) を提案する。システムは深層学習を用いて、牛顔画像から牛個体を識別し、個体識別番号を取得、得られた個体識別番号をユーザ端末に提示する。

以下、第 2 章では牛個体情報を扱う従来研究について議論する。第 3 章では提起した問題を解決するための提案手法である CowFindAR について説明する。第 4 章ではシステムの性能について評価する実験を行う。第 5 章では研究の内容をまとめるとともに、今後の展望について述べる。

2. 牛個体情報を扱う従来手法

2.1 牛個体情報の管理

農林水産省によると、牛には個体識別番号が書かれた耳標 (図 1) を装着する必要がある [4]。個体識別番号とは牛トレーサビリティ法に基づき国内で飼育される牛に対して割り振られている 10 桁の番号である。牛個体情報を特別なセンサデバイスを用いずに管理するシステムとして、個体識別番号を用いた種々のシステムが存在する。

株式会社ファームノートが提供するクラウド牛群管理システム Farmnote Cloud[3] は、繁殖、治療、牛群移動といった様々な牛の活動を登録する機能や、特定の活動を行っていることを条件に牛を絞込んで、特定の病気に罹っている個体を一覧できる機能など利便性の高い様々な機能を使うことができる。

一方で、牛の登録をする際には個体識別番号などの情報を手動で入力する必要がある (図 2)。牛の登録や情報の参照のために毎回 10 桁の個体識別番号を入力するのは煩雑な作業である。

2.2 牛個体識別

Janina ら [5] の研究では、スマートフォンのカメラで取得した映像から耳標を検出することでそこに牛がいることを認識し、マーカーに応じた情報をユーザに提示している。この研究の実験結果によると、汚れやオクルージョンのた



図 2 Farmnote Cloud [3] の登録画面
Fig. 2 Farmnote Cloud [3] registration screen

め耳のタグを検出できないことが多かった。そもそもタグをあまり大きく写せないという問題もあった。

Thi Thi Zin ら [6] による研究では、画像中に含まれる耳標から個体識別番号を画像処理により文字認識することで、牛個体を識別する取り組みがされており、92.5% の精度で牛個体の識別ができた。しかし、オクルージョンが発生している画像や品質に問題のある画像のような、正しい文字認識を期待できない耳標画像は文字認識の対象から排除している。また、耳標が外れる、隠れる、汚れる場合は実際の畜産農業施設でも多く発生する問題であるため、この手法で識別できない牛も少なくない。

高宗 [7] による研究では、様々な特徴抽出器などを用いて牛顔画像から個体識別を行い、特徴抽出器の有効性を評価する実験が行われた。実験は人の顔を学習したモデルである FaceNet と VGGFace、一般物体認識用のデータセットで学習された VGG16, VGG19, ResNet50 をそれぞれ用いて牛顔画像から特徴抽出を行い、精度を比較するというものである。結果として、識別の精度が最も高い VGG16 では、27 頭の肉牛に対して 92.8%、24 頭の乳牛に対して 97.5% の高い精度を示し、牛顔画像を用いた個体識別の可能性が示された。牛顔はモバイル端末を用いて撮影する物体として十分な大きさを持っているため、VGG16 による特徴抽出を用いた個体識別機能をシステムに組み込むことで、個体識別番号の入力を効率的に行うことができると考えられる。

3. CowFindAR

3.1 システム全体の構成

本論文では、牛の管理作業を支援する手法として、牛顔個体識別の利用を提案する。また、提案手法を実装したモバイル端末向け管理情報提示システムである CowFindAR(Cow Face individual identification AR) を構築し、評価実験を行う。

CowFindAR は、カメラ映像の取得やユーザに対する情

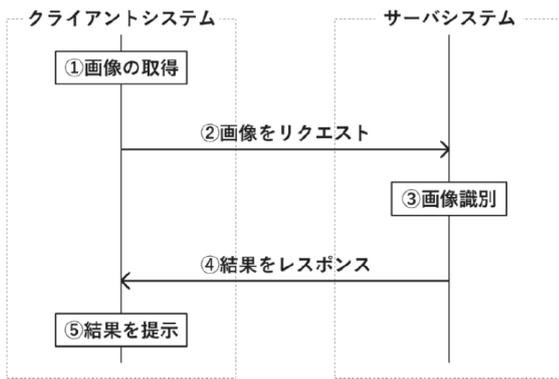


図 3 システム全体のシーケンス図

Fig. 3 Sequence diagram of the entire system

報の提示を行うためのクライアントシステムと、深層学習を用いた画像識別を行うためのサーバシステムからなる。全体の基本的な処理手順を以下に示す。

- ① クライアントシステムがモバイル端末のカメラから画像を取得する
- ② 取得した画像と共に処理のリクエストを送信する (クライアント → サーバ)
- ③ サーバシステムが画像識別を行う
- ④ 処理結果と共にレスポンスを返す (サーバ → クライアント)
- ⑤ 処理結果を用いてユーザーに情報を提示する

システム全体のシーケンス図を図 3 に示す。

サーバシステムは、クライアントシステムからリクエストされた画像に対して、深層学習を用いた画像識別を行い、処理の結果をクライアントシステムにレスポンスする。牛顔画像から牛個体を識別する識別機能と、牛顔画像の牛個体を識別の候補に追加する登録機能の 2 機能を持ち、クライアントシステムからのリクエストによって使い分ける。クライアントシステムは、取得した画像をサーバシステムへリクエストし、サーバシステムによる牛顔画像登録・識別の結果をユーザーに提示する。

クライアントシステムとサーバシステム間の通信は、HTTP でやり取りされる。HTTP は多くの場合 Web ブラウザと Web サーバのやり取りに使われる通信プロトコルで、クライアントシステムのリクエストに対してサーバシステムのレスポンスでデータのやり取りを行う。HTTP によるリクエストにはいくつかの種類が存在するが、今回はクライアントシステムからサーバシステムへ画像を送る必要があるため POST によりリクエストする。

画像識別は深層学習を用いた比較的計算量のかかる処理である。クライアントとなるモバイル端末に負担をかけないように、画像識別は計算資源を導入しやすいサーバシステムで処理する。

3.2 サーバシステム

サーバシステムは、クライアントシステムからのリクエストと画像を受け取って画像識別を行う役割を持つ。リクエストによって登録機能と識別機能の 2 機能を使い分ける。登録機能では、牛個体を識別の候補に追加する。リクエストされた画像から牛顔の検出を行い、牛顔画像を切り出す。切り出した牛顔画像から特徴ベクトルを抽出し、個体識別番号とともにデータベースに登録する。

識別機能では、牛個体を識別する。リクエストされた画像から牛顔の検出を行い、牛顔画像を切り出すとともに、牛顔領域を示す座標を取得する。切り出した牛顔画像から特徴ベクトルを抽出し、登録済みの牛個体と比較する。最も類似している牛個体の個体識別番号と切り出した牛顔領域を示す座標をレスポンスする。

サーバシステムは、Python と Flask で構築している。Python は高い汎用性と拡張性を持つプログラミング言語で、様々な用途にわたって利用されている。Flask は、Python 向け Web アプリケーションフレームワークで、他のフレームワークと比較して導入が容易で、学習コストも低いことが特徴である。

3.2.1 牛個体登録機能

登録機能は、牛個体を識別の候補に追加するために、リクエストされた画像から抽出した牛顔画像の特徴ベクトルをデータベースに追加する機能である。牛個体登録機能は以下に示す 2 段階のリクエストを受け付ける。

- ① リクエストとして画像を受け取り、レスポンスとして牛顔検出の成否を返す。
- ② リクエストとして個体識別番号を受け取り、レスポンスとして登録の成否を返す。

第 1 段階では、リクエストされた画像中に牛顔切り出しを利用して牛顔が含まれるか検出する。牛顔を検出した場合は、登録リクエストの第 2 段階で特徴ベクトルの抽出に用いるために、牛顔画像を切り出して保持し、検出成功メッセージをレスポンスする。牛顔が検出されなかった場合は、検出失敗メッセージをレスポンスする。

第 2 段階では、リクエストとして画像ではなく個体識別番号を受け取る。リクエストを受けたサーバは保持した画像から特徴ベクトルを抽出し、リクエストされた個体識別番号と共にデータベースに追加する。

データベースの 1 レコードには、牛個体 1 件分のデータである個体識別番号と 4096 次元の特徴ベクトルを含む。同じ牛個体について、複数のレコードを登録することで、複数枚の牛顔画像データを保持できる。データベースには CSV ファイルを用いる。

牛個体登録時のサーバのプロセスを表した DFD(Data Flow Diagram) を図 4 に示す。

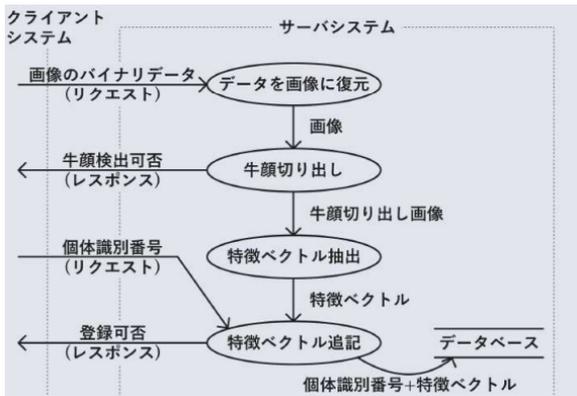


図 4 牛個体登録時の DFD
 Fig. 4 DFD (cow registration)

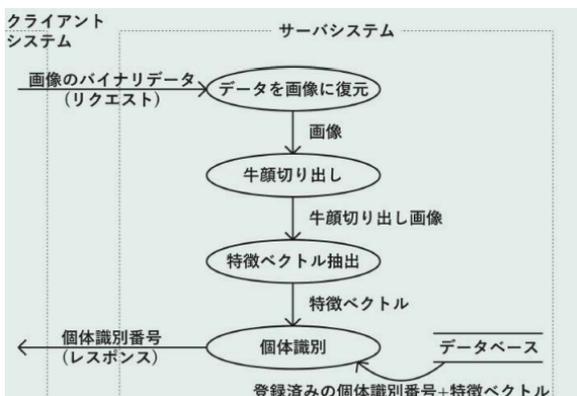


図 5 牛個体識別時の DFD
 Fig. 5 DFD (cow identification)

3.2.2 牛個体識別機能

識別機能は、牛個体を識別するために、リクエストされた画像の特徴ベクトルとデータベースの特徴ベクトルを比較する機能である。牛個体識別は以下の手順で処理される。

- ① リクエストされた画像から牛顔を切り出す
- ② 得られた牛顔切り出し画像から特徴ベクトルを抽出する
- ③ 牛個体を識別する
- ④ 識別結果と検出座標をレスポンスする

牛顔切り出しに失敗した場合は、検出失敗メッセージをレスポンスする。牛顔切り出しに成功した場合は、牛顔切り出し画像から特徴ベクトルを抽出する。抽出された特徴ベクトルを SVM(Support Vector Machine) によってデータベースに記録されたデータと比較し、牛個体の識別を行う。識別結果は個体識別番号として出力し、牛顔検出座標と共にクライアントシステムへレスポンスされる。

牛個体識別時のサーバーのプロセスを表した DFD を図 5 に示す。



図 6 牛顔切り出し前



図 7 牛顔切り出し後

Fig. 6 Before cow face cutout Fig. 7 After cow face cutout

3.2.3 牛顔切り出し

牛顔切り出しは特徴ベクトル抽出に向けた前処理である。リクエストされた画像を受け取り、その画像内の牛の顔を囲む矩形領域の上下左右を示す 4 つの検出座標を返す。特徴ベクトル抽出にあたってリクエストされた画像から不要な背景を取り除くために実行される。切り出し前の画像を図 6、切り出し後の画像を図 7 に示す。

牛顔切り出しを行うために、リクエストされた画像中から牛顔が含まれる矩形領域を検出する。矩形領域の検出は YOLOv5[8] によって行う。YOLO[9] は高速かつ正確な物体検出アルゴリズムの一つである。

検出のためのスタンダードな学習済みモデルでは牛顔を検出できないため、オリジナルのデータセットと事前学習済みモデルを用いて、牛顔検出のための学習済みモデルを作成する。データセットには過去の研究 [10] に用いた「牛全体」と「牛顔」の 2 クラスでラベル付けした 5921 枚の画像を含むデータセットを用いる。クラス数に対してデータが豊富にある点や高速である点とある点を鑑みて、事前学習済みモデルには高速な「YOLOv5s」を用いる。学習はバッチサイズ 32 で 50 エポック行った。

検出時は正確な検出のために、YOLOv5 が検出した結果に信頼度での閾値を設ける。閾値は 0.9 に設定し、0.9 を下回る信頼度の検出結果は無効として破棄する。画像中に複数体の牛顔が含まれる場合は、YOLOv5 が最初に検出した牛顔を採用する。

牛顔を検出した場合は、次の処理に向けて上下左右を示す 4 つの検出座標を返す。牛顔を検出しなかった場合は、空の値 (None) を返す。

3.2.4 特徴ベクトル抽出

特徴ベクトルは牛顔切り出し画像から抽出され、特徴ベクトル同士を比較して牛の個体を識別するために使われる。高宗 [7] によれば、牛個体識別に向けた特徴ベクトルの抽出には VGG16 が有効であるとされているため、提案手法においても VGG16 を採用する。

VGG16[11][12] は、図 8 に示す CNN(Convolutional Neural Network / 畳み込みニューラルネットワーク) で、13

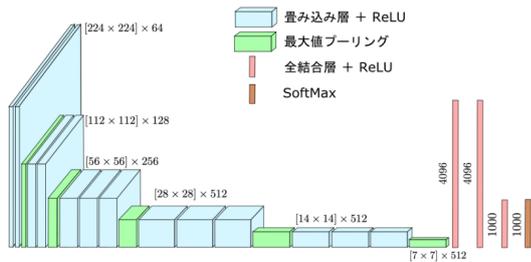


図 8 VGG16[11] のネットワーク構成
 Fig. 8 Network configuration of VGG16[12]

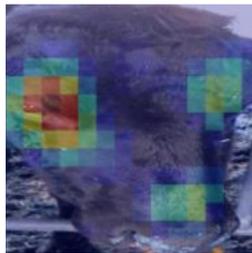


図 9 高宗 [7] によるヒートマップ
 Fig. 9 Heatmap[7]

層の畳み込み層と 3 層の全結合層を持つ。

VGG16 は物体認識を目的として開発された CNN であるため、特徴ベクトル抽出器として用いるためには、ネットワークの下層を取り除くことで処理を中断する必要がある。本システムでは 3 層の全結合層のうち最後の 1 層のみを取り除くことで 4096 次元の特徴ベクトルを抽出する。

VGG16 に入力する画像サイズは $224 \times 224 \times 3$ であるため、画像をネットワークに入力する前に、リサイズなどの前処理を行う必要がある。しかし、入力する牛顔切り出し画像は縦に長い画像であるため、正方形にリサイズした場合、情報の損失が大きいと考えられる。高宗の研究では、ヒートマップを用いて VGG16 が特徴として重要であると捉えている領域を分析する実験も行っている。実験によると、VGG16 が重要であると捉えている領域は画像の上半分に集中することが多かった (図 9)。

そこで本システムでは、リサイズの前に牛顔切り出し画像から上半分をさらに切り出すことで、正方形に近い形状に整形し、重要な情報の損失を避ける処理を追加した。これらの前処理の結果、図 10 に示すような画像から特徴ベクトルを抽出することになる。

3.3 クライアントシステム

クライアントシステムは、取得した画像をサーバシステムへリクエストし、サーバシステムによる画像識別の結果をユーザに提示する。

カメラから画像を取得する処理、画像と共にサーバに対してリクエストを送る処理、レスポンスを受けて結果をユーザに提示する処理を段階的に行う。画面を図 11 に示す。「HOME」と書かれたボタンはホーム画面に戻るため



図 10 前処理後
 Fig. 10 After preprocessing



図 11 撮影画面
 Fig. 11 Shooting screen



図 12 登録画面
 Fig. 12 Registration Screen



図 13 登録画面 2 段階目
 Fig. 13 Registration, 2nd step



図 14 識別画面
 Fig. 14 Identification screen

のボタン、「C」と書かれたボタンは撮影ボタン、「登録」の文字が添えられたチェックボックスは登録機能と識別機能を使い分けるためのボタンである。

撮影ボタンを押すと、その時点でのカメラ映像を画像として取得し、画像と共にサーバへのリクエストを行う。使う機能によってリクエストは 2 種類に大別される。リクエストした画像中の牛から個体識別番号を判定してもらう識別リクエストと、画像中の牛を判定の候補に追加してもらう登録リクエストである。出力は機能によって若干異なるが、基本的には画面に個体識別番号と牛の画像が静止した状態で出力される。

クライアントシステムは、Unity を用いてスマートフォンに実装した。

3.3.1 登録機能

「登録」をチェックした状態で撮影ボタンを押すと、登録機能を使うことができる。登録機能は2段階のリクエストを行う。第1段階ではカメラから取得した画像をリクエストに含めてサーバに送信し、牛顔の検出可否についてレスポンスを受け取る(図12)。検出に成功した場合のみ第2段階のリクエストを行うことができる。第2段階では、ユーザが、検出された牛顔に対応する牛の個体識別番号を入力する。その後、「Send」ボタンを押すと、入力した個体識別番号をリクエストと共にサーバへ送信し、登録の成否を表示する(図13)。

3.3.2 識別機能

「登録」をチェックせずに撮影ボタンを押すと、識別機能を使うことができる。カメラから取得した画像をリクエストし、レスポンスとして識別結果である個体識別番号を受け取る(図14)。

サーバシステムで牛顔を検出できた場合、登録済みの牛の中で、最も類似した牛の個体識別番号がレスポンスされる。個体識別番号は画面上部に表示される。右の「Copy」ボタンを押すことでクリップボードにコピーできるため、既存のシステムと CowFindAR を組み合わせて使うことができる。

4. サーバ性能の評価

4.1 評価実験

4.1.1 基本的な性能について

まずサーバの基本的な性能を知るために、サーバ性能の評価実験を行う。システムの精度を評価する一連のシナリオを設定し、牛顔検出と個体識別の性能について測定し、評価する。評価実験に用いるクライアントシステムは、Android スマートフォン Zenfone8[13] に実装した。

この評価実験には、高宗 [7] の研究で使われた画像データの一部を利用する。高宗の画像データは27頭の肉牛に関して、それぞれ10枚の牛顔画像を含んでいる。本研究では、27頭の牛に関して、登録用に1枚、識別用に1枚を重複することなく取り出し、紙にプリントアウトしたものをスマートフォンで撮影する。牛顔画像には00~26の番号を割り当て、これを個体識別番号とする。

評価実験のシナリオを以下に示す。

- ① 登録用の牛顔画像27頭×1枚に関して、すべてを1回ずつ登録する。
- ② 識別用の牛顔画像27枚×1枚に関して、すべてを1回ずつ識別する。

4.1.2 検出実験

実験での撮影は、1枚の画像に関してそれぞれ牛顔の検

表1 検出結果(登録時)

Table 1 Detection results (at registration)

個体番号	00	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	13
正面1	o	o	o	o	o	o	o	o	o	x	o	x	o	
正面2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	x	-	
見下ろし1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	o	-	o	-	
見下ろし2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
様々な角度	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	

個体番号	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26
正面1	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
正面2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
見下ろし1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
見下ろし2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
様々な角度	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

表2 検出結果(識別時)

Table 2 Detection results (at identification)

個体番号	00	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	13
正面1	o	o	o	o	o	x	o	o	o	x	o	x	o	x
正面2	-	-	-	-	-	o	-	-	-	x	-	x	-	x
見下ろし1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	x	-	x
見下ろし2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	x	-	x	-	x
様々な角度	-	-	-	-	-	-	-	-	-	o	-	o	-	x

個体番号	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26
正面1	o	o	o	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o
正面2	-	-	-	-	o	-	-	-	-	-	-	-	-
見下ろし1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
見下ろし2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
様々な角度	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

出に成功するまで行う。正面からの撮影を2回行っても検出しない場合は、牛顔画像をやや見下ろす形での撮影を2回まで行い、それでも検出しない場合は様々な角度での撮影を試す。

登録時の検出結果を表1に、識別時の検出結果を表2に示す。検出性能の評価は、どのような特徴や特性を持った画像の検出が困難であるかという観点で行う。

実験の結果、画像54枚中48枚について正面からの撮影2回以内で牛顔検出に成功した。

登録時09, 11, 13に関しては、牛顔が暗く映っていることが原因として考えられる。逆光も影響していると考えられるが、逆光が発生している画像は他にもあるためそれが直接的な原因ではなく、逆光により牛顔に含まれる情報のほとんどが欠落していることが原因であると考えられる。

4.1.3 識別性能

識別性能は、27頭×1枚登録したのち、同一個体の別画像27枚の識別が正しく行えるかを評価する。なお、個体番号13の牛顔検出ができなかったことにより、13は識別

表 3 識別精度評価実験の結果

Table 3 Results of Identification Accuracy Evaluation Experiments

個体番号	00	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12
CowFindAR	14	14	04	20	08	o	o	o	06	o	o	17	24
直接	o	o	18	02	o	o	o	o	06	o	06	23	o

個体番号	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26
CowFindAR	o	o	o	o	02	o	o	05	o	o	o	19	14
直接	o	o	o	00	05	o	o	25	o	01	o	o	14

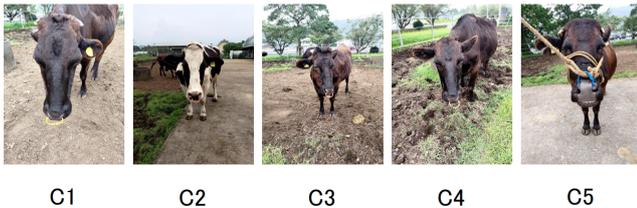


図 15 実地試験で対象とした牛

Fig. 15 Cattle targeted in the field test

性能の評価対象から除外した。

実験は、CowFindAR による撮影での実験に加えて、高宗の研究で行われた実験を模した、手作業により切り出された牛顔画像を識別器に直接与えた実験も行う。特徴ベクトルの抽出を行う上で入力画像の状態が最も良好である結果と比較して、CowFindAR での識別がどの程度劣化するかという観点で評価する。

結果を表 3 に示す。o と表記された項目は正しく識別できたことを、数字が書かれた項目は誤った識別を識別結果とともに示している。CowFindAR は 26 枚の画像のうち 14 枚 (53.8%) を、直接与えた場合は 26 枚のうち 16 枚 (61.5%) を正しく識別した。この結果から、画像の品質は識別精度に大きな影響は及ぼさないと考えられる。

また、識別に成功した個体の多くは共通して成功している。高宗の研究では、肉牛 1 頭につき 6 枚の画像を登録して 92.8% の精度を示していたため、CowFindAR においても 1 頭あたりの登録数を増やすことでより高い識別精度を期待できる。

4.2 実際の牛を対象とした識別性能

4.2.1 実地試験

次に CowFindAR が実際に利用されるような状況を想定し、宮崎大学農学部所有する牧場で識別性能の実験を行った。実験では農学部管轄の牛 5 頭 (肉牛 4 頭、乳牛 1 頭) を対象とし、牛舎に繋がず撮影した。ここでは各個体を C1~C5 と呼称する (図 15)。

各個体 3 回ずつ登録する。5 頭の牛を 1 回登録した後、1 回の識別を行う。これを 3 回繰り返す。識別回数ごとの識別精度を表 4 に示す。

各個体ごとに識別結果にばらつきがあり、特に特徴量

表 4 実地試験の識別結果

Table 4 Identification results of the field test

	C1	C2	C3	C4	C5	平均
1回目	57.1%	83.3%	84.6%	39.1%	44.0%	61.6%
2回目	64.3%	88.9%	88.5%	92.0%	92.0%	85.1%
3回目	71.4%	100%	84.6%	88.5%	96.0%	88.1%

表 5 枚数の検証結果

Table 5 Verification results for the number of registered images

	c1	c2	c3	c4	c5
1枚	57.9	85.0	82.9	62.1	63.6
2枚	63.1	90.8	86.9	81.5	80.8
3枚	72.5	94.2	95.0	86.7	85.8
4枚	73.6	95.5	95.0	94.5	90.0
5枚	76.0	97.0	97.0	94.0	90.0
6枚	83.0	98.9	96.7	94.4	90.0
7枚	85.0	98.8	97.5	93.8	97.5
8枚	94.3	98.6	98.6	95.7	97.1
9枚	95.0	98.3	100	98.3	98.3
10枚	98.0	98.0	100	100	100
11枚	95.0	100	100	100	100
12枚	100	100	100	100	100
13枚	100	100	100	100	100
14枚	100	100	100	100	100

データの数が少ない登録 1 回目直後の識別は個体ごとの差が大きい。これはデータ上の牛と異なり、実際の牛は「首を振る頻度」「移動する頻度」「近寄りやすさ」といった顔のパターン以外の個体ごとの特徴・撮影難度が存在するためである。

4.2.2 必要枚数の検証

ここでは CowFindAR が十分な識別精度を獲得するのに必要な枚数・条件について検証する。実験は以下の手順で実施した。

- ① 4.2.1 節の実地試験で撮影した写真から各個体ごとに 15 枚ずつランダムに選択する。
- ② 登録枚数 x 枚の識別精度が知りたい場合、その 15 枚から各個体ごとにランダムに x 枚選び登録する。
- ③ 各個体ごとの識別精度 (識別正当率) を算出する。
- ④ ②③を 10 周実行し、その平均を登録枚数 x 枚での識別精度とする。

例えば登録枚数 1 枚の識別精度が知りたい場合、ランダムに 1 枚選び登録・識別という作業を 10 回行い、その平均を登録枚数 1 枚での識別精度とする。登録枚数 2 枚の場合も同様に、ランダムに 2 枚選び同じ手順を踏む。

実験の結果を表 5、図 16 に示す。

c2, c3, c4 はおよそ 5 枚前後で十分な識別精度を獲得し、c5 についても精度 90% に達している。しかし、c1 は

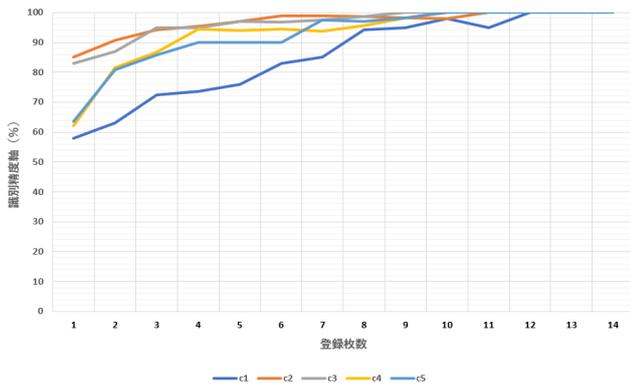


図 16 枚数の検証結果 (グラフ)

Fig. 16 Verification results for the number of registered images (Graph)



図 17 ランダムに選ばれた c1 の画像の例

Fig. 17 Example of a randomly selected c1 images

他個体と比べて識別精度の上昇が遅い。ランダムに選ばれた 15 枚の画像をそれぞれ比較したところ、c1 は他個体と比べて顔の向きの変異が少なく、逆に識別精度の上昇が早い個体は画像の変異が多いことが分かった。例えば他個体は顔の向きが「正面 → 右斜め 30 度 → 右斜め 60 度 → 右向き 90 度」と正面から右向きの間を補間するような牛顔画像があるのに対して、c1 は「正面 → 右向き 90 度」といったように間を補間する画像がないため両極端な特徴量データになり、その結果同一個体と判定されづらくなっていた (図 17)。

これらの結果から、CowFindAR は枚数よりも牛顔画像のバリエーションのほうが重要であると考えられる。

4.3 考察

これらの実験から、識別精度を上げるためには登録データ数を増やす必要以外にも、様々な角度から撮影・登録し特徴量の幅を広げることが重要であると判明した。

また、放牧されている牛は個体ごとに撮影のしやすさが違うことが分かった。

このサーバシステムは、牛顔切り出しをしている YOLOv5 のネットワークを他の畜産動物用に学習したものに換えることで、牛以外の畜産動物への利用も可能であるが、他の畜産動物では特徴ベクトル抽出器が捉える特徴も異なる可能性がある。

5. おわりに

本論文では、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「CowFindAR」を提案した。

提案手法は、スマートフォンで撮影した牛顔画像から、深層学習を用いて牛個体を識別し、ユーザに対する情報の提示に成功した。

サーバ性能の評価実験では、サーバで行う重要な処理である、牛顔切り出しと牛個体識別に関して、正しい出力を行う入力の傾向を分析した。また、実際の牛を対象とした実験では、実際の牛ならではの問題点や、識別精度を向上させる要素を調査した。

今後の課題としては、顔の向きの影響を受けづらい検出・識別方法の開発、顔以外での個体識別のアプローチ、識別精度の向上を目的とした牛専用の特徴ベクトル抽出ネットワークの開発、などが挙げられる。

参考文献

- [1] 農林水産省:スマート農業 (online), 入手先 <<https://www.maff.go.jp/j/heyasodan/17009/02.html>>.
- [2] cntxts Inc.: Smart Cattle®(online), 入手先 <<https://smartcattle.net/home/index>>.
- [3] 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」(online), 入手先 <<https://farmnote.jp/cloud/>>.
- [4] 農林水産省:牛・牛肉のトレーサビリティ (online), 入手先 <<https://www.maff.go.jp/j/syoutan/tikusui/trace/>>.
- [5] Janina RUDOWICZ-NAWROCKA, Kornelia KUDLINSKA, Gniewko NIEDBALA, Magdalena PIEKUTOWSKA.: APPLICATION OF AUGMENTED REALITY IN DAIRY CATTLE MONITORING, Journal of Research and Applications in Agricultural Engineering, vol.63, pp.181-183 (2018).
- [6] Thi Thi Zin, Moe Zet Pwint, Pann Thinzar Seint, Shin Thant, Shuhei Misawa, Kosuke Sumi, Kyohiro Yoshida.: Automatic Cow Location Tracking System Using Ear Tag Visual Analysis, Sensors, 20(12), 3564 (2020).
- [7] 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).
- [8] Glenn Jocher:YOLOv5(online), 入手先 <<https://github.com/ultralytics/yolov5>>.
- [9] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi: You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, arXiv:1506.02640 (2015).
- [10] 兒玉 光平:一般物体認識による AR を用いた牛に対する情報の重畳表示, 宮崎大学工学部情報システム工学科卒業論文 (2020).
- [11] Karen Simonyan, Andrew Zisserman: Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, arXiv:1409.1556 (2014).
- [12] CVML エキスパートガイド:VGGNet: 初期の定番 CNN(online), 入手先 <<https://cvml-expertguide.net/terms/dl/cnn-backbone/vggnet/>>.
- [13] ASUS: Zenfone8(online), 入手先 <<https://www.asus.com/jp/Mobile/Phones/ZenFone/Zenfone-8/>>.