

乳牛の映像データベース構築と映像解析に基づく個体識別

生熊 沙絢¹ 楨原 靖¹ 大倉 史生¹ 村松 大吾^{1,2} 八木 康史¹

概要: 酪農業界において、従事者数の減少が問題となっており、ICT を用いた乳牛管理による省力化・低コスト化の必要性が高まっている。現在は、装着型のセンサで牛の状態管理をすることが行われているが、低コストで行うことができる映像解析に基づく状態管理方法が有望視されている。本研究では、牛の状態管理の第一段階として映像解析に基づく個体識別を行った。そのために、乳牛の映像データベースを構築し、さらにデータベースを用いた個体識別の初期性能評価を行った。本研究では、二組の RGB カメラと深度カメラを用いて撮影された乳牛 20 頭の歩様シーン、および対応する牛の個体識別番号からなるデータベースを構築した。また個体識別の初期性能評価のために、深度データに基づく背景差分を用いて牛のシルエットを抽出し、それぞれの牛について平均シルエットを用いて個体識別を行った。本研究では平均シルエットを生成する際に 2 次元的・3 次元的に見えの正規化を行い、性能の比較を行った。実験結果として、12 頭の牛から 2 次元の正規化で 64%、3 次元の正規化では 82% の一位認証率を得た。

キーワード: 乳牛, データベース構築, 個体識別, 歩様, シルエット

1. はじめに

近年、農業従事者の高齢化・減少 [1] に伴い、労働力軽減や生産性向上のために ICT を用いた農業の支援が注目されている。トマトやイチゴなどの農作物は、栽培しているビニールハウスにおいて各種のセンサを用いて湿度・温度・CO₂ 濃度などの栽培環境を最適に管理することで、労働負荷を抑え、収穫量を増やしている事例がある [1]。また、農作物の栽培に関する情報をデータベース化することでそれまでに培われた知識を誰でも使えるようにし、収穫量の向上や生産コストを低減し収益を向上させるという試みがある [2][3][4]。

酪農分野の乳牛を対象とした場合、病気の罹患の早期発見などの牛の状態管理が重要となる。牛は人間の接近・環境変化などの様々な要因でストレスを感じるが、病気に罹患した時にもストレスを感じるようになる。牛はストレスが要因となり免疫力が低下し、最悪死亡する場合もある。牛は蹄病などの病気にかかった際に採食量・飲水量が減り、他の病気に罹りやすくなる。また病気の罹患に伴い、搾乳量や乳質が低下することもあるために、発見が遅れると損失が大きくなる。

牛の状態管理には、躯体と体脂肪のバランスを見ることができ肥満または痩せすぎの状態を知ることができるボディーコンディションスコア、牛の左側側面にあるルーメン（第一胃）窩のへこみ度合で餌を適切に食べているかを知ることができるルーメンフィルスコア、後脚の姿勢の評価を行い牛の状態管理に使われる脚スコア、蹄病に罹患しているかを歩き方や立ち姿から調べる跛行（歩様）スコアなどが用いられる [5]。これらのスコアは酪農家の目視で行われており、獣医師が定期的に診断することもある。しかし、酪農家では病気を見落とす可能性があり、獣医師が日常的に診断することはコストの面から難しい。そのため ICT 技術を用いての日常的な観測で診断の支援をすることが牛の状態管理には望ましい。

病気の早期発見にはスコアの経過を同一の牛について日常的に観測することが必要となるため、スコアの計測に加えて、個々の牛の識別が重要となる。現在、牛の個体管理は牛に個体識別番号を振り分け、耳標にマイクロチップなどのセンサを取り付け携帯端末機で読み取りを行っている。この方法では酪農従事者が牛に近寄らなければいけないため牛にストレスがかかる上、1 頭ずつ読み取りを行うには手間がかかるという問題がある。そのため、映像解析による個体識別の必要性が高い。

映像解析で行う個体識別として、人間では指紋・虹彩・静脈などを特徴として用いた生体認証（バイオメトリクス）が行われている。また、乳牛 [6] だけでなく、シマウマ [7]・

¹ 大阪大学
Osaka University, Suita, Osaka 565-0871, Japan

² 国立研究開発法人 情報通信機構
National Institute of Information and Communications Technology, Osaka 530-0001, Japan

チーター [8]・ツキノワグマ [9] などの動物を対象として、体表の斑紋を用いた認証が研究されてきた。一般に、乳牛のホルスタインは血統登録を行う際に体の側面の斑紋を同時に登録するため、牛の個体と識別番号を結びつけることが可能である。しかし、牛舎内で体表面に汚れが付着した場合、斑紋の解析によって正確な認証を行うことは困難である。また、和牛(肉牛)では鼻紋と呼ばれる牛の鼻のしわが個体特有のものとして採取でき、これは成長によって経年変化はあるものの、個体識別が可能である [10]。しかし鼻紋を採取するには人手が必要となり、日常的な管理に使用することが難しい。

映像解析による自動認証において、体表面の汚れなどに頑強な手法として歩様や体形による認証が挙げられる。歩様や体形による認証は、人間を対象とした認証方法として幅広く研究されており [11]、犯罪捜査支援などへの応用が広がりつつある [12][13]。また、性能評価の映像データベースも数多く存在する [14][15][16]。一方、牛の歩様や体形の行うためのデータベースが存在しないため、これらの特徴を含むデータベースの構築が必要となる。

このような目的に対して、本論文の貢献は、次の2つの点にまとめられる。

1. 乳牛の歩行映像データベースの作成

実際の牛舎の環境に合わせ、自動搾乳機牛舎で、RGBカメラ・深度カメラで乳牛の歩行映像を撮影し、個体識別番号と対応付けることで乳牛の歩行映像のデータベースを作成する。

2. 乳牛の歩様の初期解析と性能評価

構築されたデータベースに含まれる、深度カメラで得られた歩行映像から、シルエット画像を抽出し、個体識別を行う。本研究では、シルエット画像生成のために2次元画像上および3次元点群を用いたシルエットの正規化手法を提案する。実際に、提案手法を用いて歩行映像から抽出した特徴から1対1認証と1対N認証の性能評価を行い、個体識別における問題点を考察する。

2. 乳牛の歩行映像データベースの構築

乳牛の映像データベースを構築するために、2014年9月4日から9月6日の期間、酪農学園大学の自動搾乳機牛舎で歩様解析を行うために牛の歩行を撮影した。

2.1 歩行の撮影方法

自動搾乳機では Kinect for Windows v2 (以降、Kinect と呼ぶ) 及び、Kinect で撮影ができない場合を想定し、補助として AXIS M1114-L ネットワークカメラ (以降、ネットワークカメラと呼ぶ) を用いて撮影を行った。Kinect は深度データを用いて体の凹凸を得ることができ、この凹凸は乳牛のコンディションを把握することに用いることができる。また深度データと RGB データの対応づけを行うこと

表 1: Kinect の性能

撮影データ	画像サイズ [画素]	フレームレート
RGB	512 × 424	30 fps
深度	1920 × 1080	30 fps

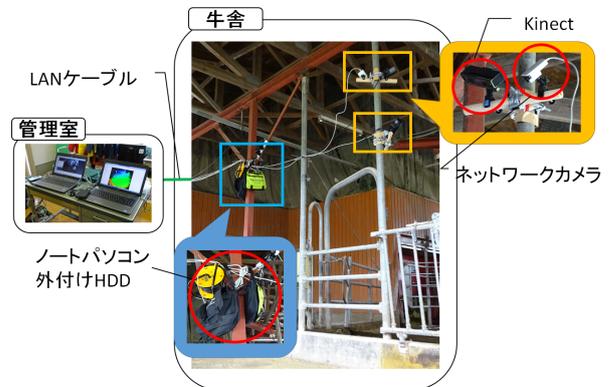


図 1: 撮影機材

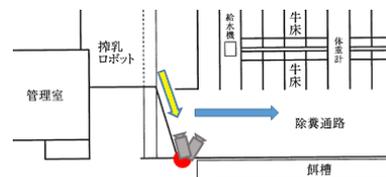


図 2: 牛舎内見取り図。矢印は牛の進行方向を示しており、高い位置のカメラが黄色い矢印方向に歩行する牛を撮影し、低い位置のカメラが青い矢印方向に歩行する牛を撮影している。

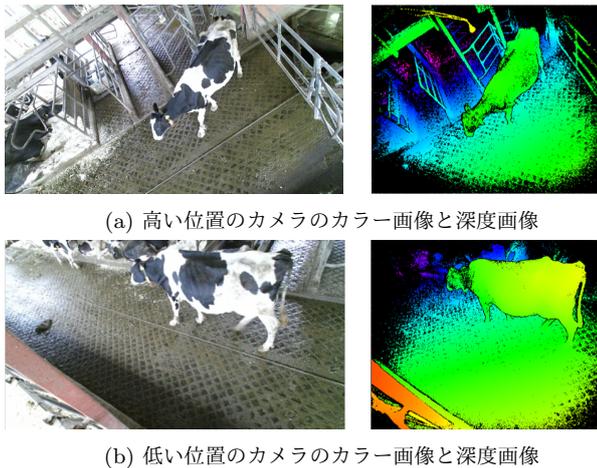
により、将来的にカラー画像で得ることができる体表の斑紋の情報を組み合わせることに用いることができる。表 1 に Kinect の性能を示す。

カメラは図 1 のようにクランプで木の棒に固定し、その木の棒を牛舎のポールに更に別のクランプを使用し固定している。別のポールにノートパソコンと外付けの HDD を鞆に入れて吊り下げており、そのパソコンと Kinect が接続されている。このノートパソコンとネットワークカメラを LAN ケーブルを延ばし、管理室に置いてあるノートパソコンと接続し、撮影映像をリアルタイムに監視できるようにしている。

図 2 に、自動搾乳機牛舎の見取り図と牛の移動方向を示す。牛が自動搾乳機から出てくる際に背中側から撮影することができるように高い位置に一組の Kinect とネットワークカメラを設置し、また牛が自動搾乳機から出て去っていく際に脚全体が画像に映る比較的低い位置に一組の Kinect とネットワークカメラを設置した。図 3 は Kinect の撮影データである。

2.2 収集結果

歩行映像の収集結果を表 2 に示す。個体識別番号は搾乳



(a) 高い位置のカメラのカラー画像と深度画像

(b) 低い位置のカメラのカラー画像と深度画像

図 3: Kinect の撮影画像. 深度画像は近接を赤で表し, 遠方になるほど紫になるように表示されており, 黒くなっている部分は測定不能であった画素を表している. また, 撮影画像は左右反転となっている.

表 2: 歩行データの収集結果. 通過回数の括弧内は障害物が無く, 他の牛に重ならず 1 周期以上観測できた歩行を対象として計数したものである.

個体識別番号	通過回数	個体識別番号	撮影通過回数
723	4(-)	971	4(1)
745	4(-)	9366	7(3)
810	3(-)	9370	3(-)
835	4(-)	9385	2(-)
867	2(-)	9401	5(-)
895	14(8)	9402	2(-)
923	3(1)	9410	4(2)
933	3(1)	9412	3(1)
945	2(-)	9413	3(-)
970	3(1)	9415	2(-)
撮影頭数	計 20 頭	合計通過回数	計 77(23) 回

ロボットが自動で記録したものを映像と対応付けている. 牛は 4 足歩行であるため, 4 歩分を 1 周期として定義する.

3. 歩様解析

3.1 処理の流れ

人間に対する歩容認証で最も幅広く使われているシルエットベースの歩様特徴である平均シルエット (Gait energy image: GEI)[17][18] を利用する. そのために, カラー画像に比ベシルエット抽出が容易な深度データを用いて, シルエットノイズ除去や牛の進行方向に対する補正をしつつ, 特徴抽出を行う. 図 4 に処理の流れを示す. ここで, 画面内回転を用いて 2 次元的に, また視点変換を用いて 3 次元的にシルエットの正規化を行った. 以下では各々の詳細を説明する.

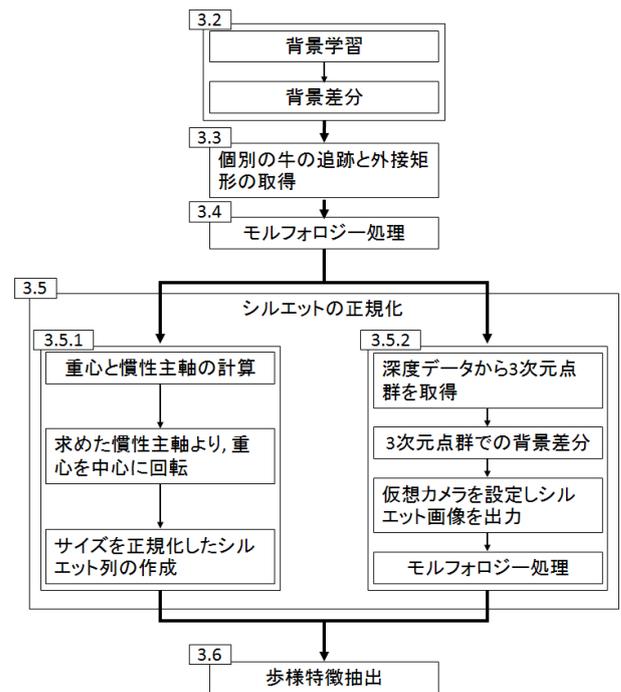


図 4: 処理の流れ

3.2 背景差分

Kinect は投光した赤外線パルスが反射して戻ってくるまでの時間を計算することで深度情報を取得する. 赤外線パルスが乱反射した場合などは未観測となることがあるため, それぞれの画素について

- 深度データが観測される確率 $P(O=1, X=B)$
- 画素値 (深度データ) の平均 μ
- 画素値の分散 σ^2

を背景学習のデータとした. 深度データが観測される確率は, 入力画像の数を N , それぞれの画素の観測された回数を M とおくと,

$$P(O=1, X=B) = \frac{M}{N} \quad (1)$$

と表せる. ここで, 観測・未観測を表す事象を $O = \{0, 1\}$ とする. $O = 1$ が観測の事象, $O = 0$ が未観測の事象を表す. X は $X = \{F, B\}$ としており, $X = F$ が前景である事象, $X = B$ が背景である事象を表す. 画素の平均および分散はそれぞれの画素の観測されたデータについて計算したものである. 具体的には, 平均値 μ と分散 σ^2 はそれぞれ以下のように計算される.

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M d_m \quad (2)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (d_m - \mu)^2 \quad (3)$$

ここで d_m は対象画素における m 番目に観測された深度データである. また, 対象画素において一度も深度データが観測されなかった場合は計算されないことに注意されたい.

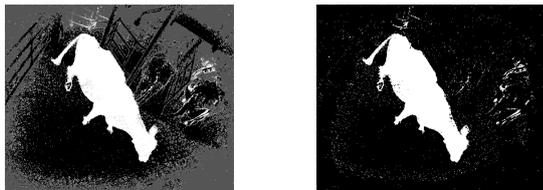


図 5: 前景の事後確率画像. 図 6: 二値化画像. 閾値より確率が高いところを白く, 閾値より低いところを黒く表示している.

差分は以下の式を用いて各画素の前景である事後確率をベイズの定理を用いて求めた. ここで, $P(X=F)$, $P(X=B)$ は 0.5 と定義する. 入力画像において深度値が未観測の場合は,

$$P(X=F|O=0) = \frac{P(O=0|X=F)}{P(O=0|X=B) + P(O=0|X=F)} \quad (4)$$

深度値が観測できた場合は

$$P(X=F|O=1, d) = \frac{p(d|X=F)P(O=1|X=F)}{p(d|X=B)P(O=1|X=B) + p(d|X=F)P(O=1|X=F)} \quad (5)$$

として計算する. d は入力深度値である. 前景が計測できる確率 $P(O=1|X=F)$ は, 観測・未観測どちらになる確率が高くなるのかは不明なので, 観測できる場合と未観測になる確率を同等であるととし,

$$P(O=1|X=F) = 0.5 \quad (6)$$

と仮定している. 背景でデータが計測できた確率 $P(O=1|X=B)$ は背景学習で求めた値である. 背景学習の際に d が計測できる確率 $P(d|X=B)$ は確率密度関数を用いて計算する.

$$p(d|X=B) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{(d-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (7)$$

μ は背景学習で得たそれぞれの画素における画素の平均, σ^2 は分散を表す.

入力画像で d が計測できる確率 $p(d|X=F)$ を

$$p(d|X=F) = \frac{1}{N_d} \quad (8)$$

と定義する. Kinect の場合は, 階調値が 8,000 であるため $N_d = 8000$ とする.

また, 前景である事後確率 (図 5) を閾値を設けて二値化 (図 6) したものを, これ以降シルエット画像として扱う.

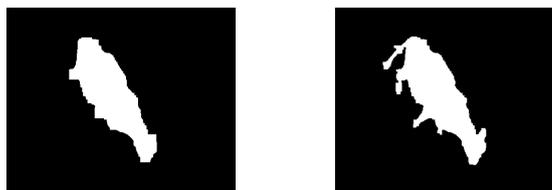
3.3 外接矩形の設定

画像中に, 複数の牛が写っている場合や, 牛の領域外がノ



(a) 入力画像 (b) 出力画像

図 7: 外接矩形の設定



(a) 脚を消した画像 (b) 脚を残した画像

図 8: モルフォロジー処理

イズとして映っている場合を考慮し, 対象の牛のみからなるシルエット領域を抽出する. そのために, 本研究の初期性能評価においては, 対象となる牛の大まかな外接矩形を人手により設定するものとする. 具体的には, 入力画像列の最初と最後の画像から対象とする牛の大まかな外接矩形を与え, 左上の頂点座標と矩形の幅 w と高さ h を取得する. 次に線形補間により全ての画像に対する外接矩形の左上の座標・幅・高さを求める. 最後に, 求めた外接矩形の範囲外を背景として設定することで, 図 7 対象の牛のシルエットのみからなる画像を生成する.

3.4 モルフォロジー処理

牛のシルエット内部に穴がある場合および, 牛のシルエット外にノイズがある場合を考慮し, オープニングやクロージングからなるモルフォロジー処理によるノイズ削減を行う.

本研究では, 図 8(a) のように, 牛の胴体部分のみを抽出し, 牛の歩行の向きと体の大きさを取得できるように脚を消した画像列と, 図 8(b) のように牛の歩様シルエットを抽出するために, モルフォロジー処理を行い脚を残した画像列をそれぞれ作成した.

3.5 シルエットの正規化

牛は様々な距離・進行方向で観測されているため, 生成されたシルエットに対して見えの正規化を行う. 本研究では, 画像回転を用いた 2 次元的なシルエットの正規化と, 深度データから得られた 3 次元点群の位置合わせに基づく正規化手法を提案する. 画像回転を用いた正規化は 2 次元シルエットのみを入力とする. これは原理的には深度データの入力を必要としない汎用性の高い手法である. 一方で 3 次元的な正規化手法は幾何的に正確な見えの変換が可能

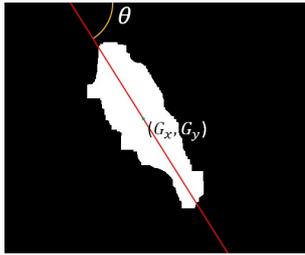


図 9: 重心と慣性主軸



(a) 回転前画像

(b) 回転後画像

図 10: 画像の回転結果

になるため、認証精度の向上に寄与することが知られている [19].

3.5.1 画像回転を用いたシルエットの正規化

牛の進行方向を正規化し、体の向きを画像内で水平にするために、それぞれの画像における慣性主軸 θ と重心 (G_x, G_y) を求める (図 9 参照). モルフォロジー処理によって胴体部分のみを残したシルエット画像を $g(x, y) \in \{0, 1\}$ (0: 背景, 1: 前景) とすると、重心は次のように求められる.

$$G_x = \frac{\sum_{x,y} g(x, y)x}{\sum_{x,y} g(x, y)} \quad (9)$$

$$G_y = \frac{\sum_{x,y} g(x, y)y}{\sum_{x,y} g(x, y)} \quad (10)$$

また、慣性主軸 θ は以下の式で求める.

$$\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}} \right) \quad (11)$$

ここで、 μ_{11} は、シルエット画像における x 座標と y 座標の共分散、 μ_{20} は、シルエット画像における x 座標の分散、 μ_{02} は、シルエット画像における y 座標の分散であり、以下のように計算する.

$$\mu_{11} = \frac{1}{\sum_{x,y} g(x, y)} \sum_{x,y} g(x, y)(x - G_x)(y - G_y) \quad (12)$$

$$\mu_{20} = \frac{1}{\sum_{x,y} g(x, y)} \sum_{x,y} g(x, y)(x - G_x)^2 \quad (13)$$

$$\mu_{02} = \frac{1}{\sum_{x,y} g(x, y)} \sum_{x,y} g(x, y)(y - G_y)^2 \quad (14)$$

計算した慣性主軸 θ , 重心 (G_x, G_y) に基づき並進・回転による変換を以下の式により行う.

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta & G_x(1 - \cos \theta) - G_y \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta & G_x \sin \theta - G_y(1 - \cos \theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (15)$$

この変換を用いて回転を行った画像が図 10 である. 歩様のシルエットを安定して得るために、まずモルフォロジー処理により脚を消した画像から、牛のシルエットの外接矩形

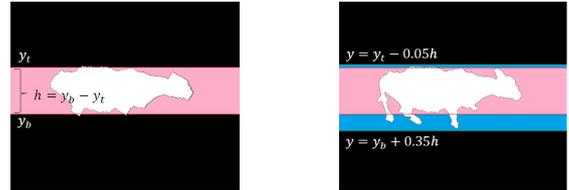


図 11: 脚を消した画像の外
接矩形の高さ

図 12: 脚を残した画像の外
接矩形の高さ



図 13: GSV

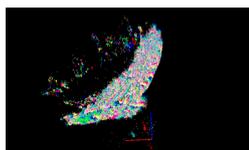
を定める. 図 11 ように外接矩形の上部の y 座標 y_t と下部の y 座標 y_b から高さ h を $h = y_b - y_t$ で求める. また、脚を残した牛のシルエット画像の外接矩形を、図 12 のように矩形の上部の y 座標を $y_t - 0.05h$, 矩形の下部の y 座標を $y_b + 0.35h$ と設定する. この外接矩形の高さを基準に正規化したシルエット画像を幅 192 ピクセル、高さ 64 ピクセルのサイズを正規化したシルエット (Gait silhouette volume: GSV) として出力する (図 13).

3.5.2 3次元点群の位置合わせを用いたシルエットの正規化

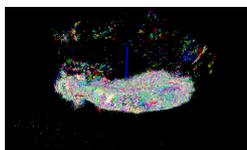
Kinect で撮影した深度データ中の各画素の 3 次元座標を求め、3 次元点群に変換し、3.4 で得られたシルエットを用いてマスクすることにより、牛部分の 3 次元点群を抽出する. 次に、点群の重心の位置が一致するように平行移動したもの (図 14(b)) を初期値として、剛体を仮定する ICP (Iterative closest point) [20] アルゴリズムによる点群の位置合わせを行う (図 14(c)). さらに、位置合わせされた 3 次元点群を、牛の歩行を常に同じ位置・角度から観測するように設定された仮想カメラから撮影する. このとき、点群を画像内で一定の大きさをもつ白い点としてレンダリングする. 最後に、仮想カメラから撮影された画像に 3.4 における脚を残したシルエット生成時と同様のモルフォロジー処理を行い、出力画像列を GSV とする.

3.6 歩様特徴抽出

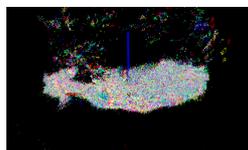
GSV を歩行周期で平均化した歩様特徴 GEI を求める. 歩行周期は N_{gait} は GSV の時間軸方向の正規化自己相関を最大にする周期とする. 歩行周期 N_{gait} は以下のように



(a) 位置合わせ前の 3 次元点群



(b) 平行移動による重心の位置合わせ



(c) ICP アルゴリズムを用いた位置合わせ

図 14: 3 次元点群の位置合わせ結果. 点群を真上から撮影し, フレームごとに色を変えて示している.



図 15: GEI

求める.

$$N_{gait} = \underset{N \in N_{min}, N_{max}}{\operatorname{argmax}} C(N) \quad (16)$$

ここで $C(N)$ は N フレーム分シフトしたときの GSV の正規化自己相関であり, 以下の式で求める.

$$C(N) = \frac{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x,y,n)g(x,y,n+N)}{\sqrt{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x,y,n)^2} \sqrt{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x,y,n+N)^2}} \quad (17)$$

$$T(N) = N_{total} - N - 1 \quad (18)$$

$g(x,y,n)$ は n フレーム目の空間位置 (x,y) における GSV の値, N_{total} は GSV に含まれる総フレーム数である.

全体のシーケンスから 1 歩行周期 (N_{gait} フレーム) を取り出し, 平均シルエット GEI $E_i(x,y)$ を求める. i 周期目の $E_i(x,y)$ は以下の式で求める.

$$E_i(x,y) = \frac{1}{N_{gait}} \left| \sum_{n=iN_{gait}}^{(i+1)N_{gait}-1} g(x,y,n) \right| \quad (19)$$

出力した GEI を図 15 に示す.

3.7 照合

GEI を特徴ベクトルとして, 二つの特徴ベクトル間のユークリッド距離を相違度スコア D とする. 相違度スコアは入力データであるプローブ, 登録データであるギャラリの特徴ベクトルをそれぞれ $\mathbf{v}_p, \mathbf{v}_g$ とおくと次のように計算する.

$$D = \|\mathbf{v}_p - \mathbf{v}_g\|_2 \quad (20)$$

ここで, $\|\cdot\|_2$ は L2 ノルムを表す.

複数の周期の GEI が抽出できた場合, プローブとギャラリのそれぞれの GEI を $\mathbf{v}_{p_i} (i = 1, 2, \dots), \mathbf{v}_{g_j} (j = 1, 2, \dots)$ とおくと相違度スコアは以下のように定義される.

$$D = \operatorname{Median}_i \left[\min_j \|\mathbf{v}_{p_i} - \mathbf{v}_{g_j}\|_2 \right] \quad (21)$$

4. 実験

4.1 実験設定

設置した二組のカメラのうち, 高い位置のカメラの歩行映像から抽出した GEI を用いて, 個体識別の実験を行った. 今回の実験では, 背景差分で求めた前景の事後確率の閾値を 0.8 に設定した. モルフォロジー処理を脚を消したもの (図 8(a)) はオープニング処理を 10 回, クロージング処理を 2 回行い, 脚を残したもの (図 8(b)) はオープニング処理とクロージング処理をそれぞれ 2 回行った. 3 次元での正規化の際に仮想カメラの仰角を 50 度, 点群の重心から仮想カメラまでの距離を 10m, 画角を 30 度に設定した. 点群を投影したシルエット画像に対してモルフォロジー処理をオープニング処理, クロージング処理をそれぞれ 2 回ずつ行った.

4.2 照合結果の例

2 次元の正規化を用いた歩様特徴の照合結果例を図 16 に示す. 2 つの GEI の位置合わせをしてから重ね合わせ, 一致しない部分を赤く表示している. 図 16(a) がプローブの牛の GEI である. 図 16(b) がランクが 1 位, 図 16(c) が 2 位, 図 16(d) が 3 位となったギャラリの牛の GEI である. ここで, 図 16(a), 図 16(b) は同じ個体である. 異なる個体に比べ, 同じ個体同士の照合時に, GEI の差が小さいことがわかる. これより同じ牛の歩様特徴で個体識別の可能性が示せた.

4.3 性能評価

本論文では, 同一の牛の GEI であるかを判定する 1 対 1 認証, 入力とする牛の GEI と登録された牛の GEI すべてと比較し一致するものを示す 1 対 N 認証の 2 通りについて結果を示す.

まず, 他人受入誤り率 (False acceptance rate: FAR) と本人拒否誤り率 (False rejection rate: FRR) のトレードオフを示した受信者操作特性 (Receiver operating characteristics: ROC) を用いて 1 対 1 認証の結果を表す (図 17). ROC 曲線は原点に近くなるほど認証精度が高いことを示す. またこの ROC 曲線から他人受入誤り率と本人拒否誤りの等価誤り率 (Equal error rate: EER) を算出した. 結果として, 2 次元の正規化に対しては, EER が 19.0%, 3 次元の正規化に対しては EER が 14.8% となった. この EER は小さいほうが認証精度が高い. 人間の歩容認証の場合,

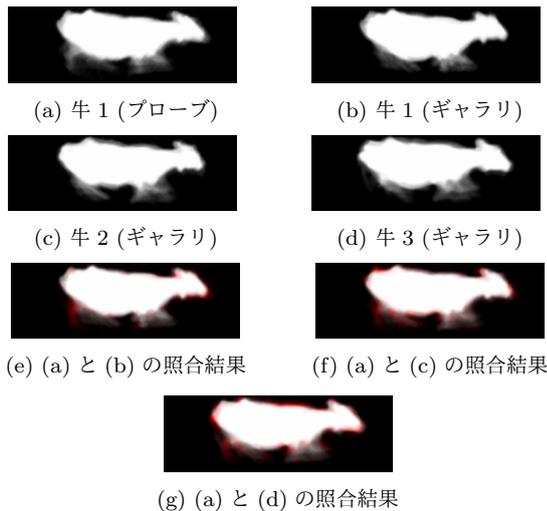


図 16: 照合結果. 牛 1 のギャラリーとプローブは異なる時間に撮影された同じ個体を示す.

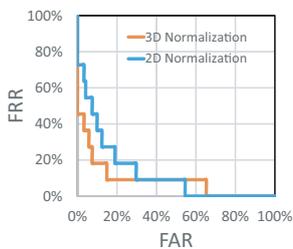


図 17: ROC 曲線

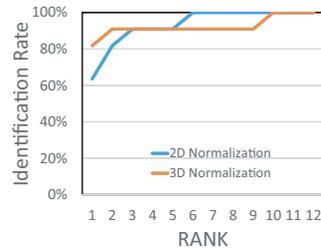


図 18: CMC 曲線

4000 人を超える大規模データベース [16] に対する性能評価において, El-Elfy らの手法 [21] により, 1%未満の EER が達成されていることから, 人間における歩様での個体認証に比べると精度が低いことがわかる.

1 対 N 認証として, 1 頭のプローブに対し, 12 頭のギャラリーとのスコアを計算し, 同一個体のスコア順位を計算した. 今回はプローブに複数回撮影した牛の映像を用いたのでプローブの数は 11 頭とする. プローブに対する正解が何位までに含まれるか, その割合を表した累積識別精度特性 (Cumulative matching characteristics: CMC) 曲線で性能を評価する (図 18). CMC 曲線はプローブがどのギャラリーに類似しているのかについて照合結果を順位付けし, 各順位までに正しいギャラリーが選ばれた割合を示したものである. CMC 曲線より, 1 位認証率について着目すると, 2 次元の正規化を行った場合は 64%, 3 次元の正規化を行った場合は 82%となった.

4.4 考察

シルエットの 3 次元正規化による手法は, 画像回転による 2 次元正規化と比較し高い認証精度を示した. しかし人間の歩容認証精度と比較すると依然低い. 本章では精度低下の原因及び改善策を考察する

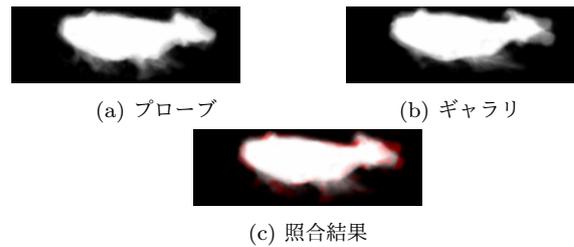


図 19: 2 次元で正規化したシルエットの照合結果

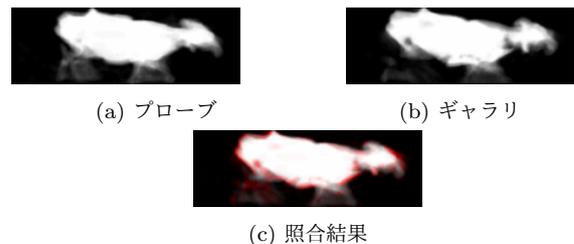


図 20: 3 次元で正規化したシルエットの照合結果

4.4.1 3 次元正規化による誤差

図 19,20 は 2 次元の正規化では認証が正しく行われず, 3 次元で認証が正しく行われた牛の GEI の照合結果である. 3 次元正規化の照合結果は 2 次元正規化の照合結果に比べ, 誤差が大きいことがわかる. 図 20 に示されるように, 3 次元正規化によるシルエットの誤差は牛の体の周囲を取り囲むように分布している. この誤差の原因として, 剛体を仮定する ICP による 3 次元点群位置合わせによるものが挙げられる. また本研究では, 基準となるフレームから逐次的に位置合わせを行ったため, フレーム間の蓄積誤差が生じる. 剛体位置合わせによる問題の解決策として, 3 次元点群の非剛体位置合わせ (Coherent Point Drift 法 [22] など) を適用することが考えられる. また, 3 次元点群の重心が一致するように平行移動する大まかな位置合わせの後 2 次元シルエットの回転による位置合わせを行うような 2 次元と 3 次元の併用手法により, 蓄積誤差が生じない位置合わせを行うことが考えられる.

4.4.2 頭部・尾部の動きによる誤差

牛は歩行時にその位相と独立に頭部および尾部を大きく動かすことがある. 例えば, 図 21 に示すようにシルエット照合時に頭部に大きな誤差がでることが, 認証精度低下の原因となる. これは人間の歩容認証時では顕著に生じることがない牛の認証特有の問題である. 改善方法として, 頭部・尾部の動きによる影響を除去するためにシルエットから牛の当該領域を認証対象から取り除くことが挙げられる.

5. おわりに

本論文では実際の牛舎の環境を踏まえた乳牛の映像データベースの構築と映像による牛の個体識別について述べた. 最初に, Kinect およびネットワークカメラでの乳牛の歩行

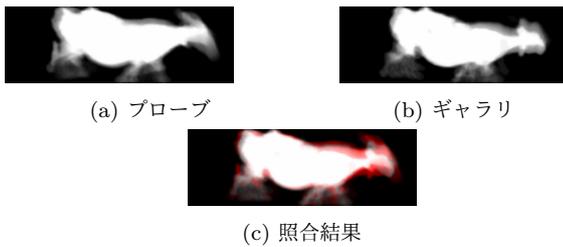


図 21: 頭部領域で誤差の大きい照合結果

映像の撮影による、乳牛の映像データベースの構築について説明した。次に、撮影した映像データを用いて、深度データから背景差分を計算し、2次元または3次元に正規化されたシルエットに基づく認証を行う手法について述べた。そして最後に抽出した歩様特徴を用いた1対1認証、1対N認証での個体識別の性能の評価を行った。結果として歩様特徴を用いた乳牛の個体識別の可能性が示された。

今後の課題として、(1)3次元の正規化したシルエットの位置合わせの精度の向上、(2)マルチモーダル特徴による認証精度の向上、(3)実験頭数を増やす、等があげられる。

まず、課題(1)について、剛体と仮定して行った3次元点群の位置合わせを、非剛体の3次元点群の位置合わせを用いて行う。また、頭部・尾部などの領域を除去することにより位置合わせの精度の向上を図る。

次に、課題(2)について、本研究では歩様特徴のみを用いて個体識別を行ったが、斑紋のパターンによる識別との組み合わせを行うことで認証精度を向上することが考えられる。

最後に、課題(3)について牛は人と違い4歩で1周期のため1周期歩く途中で止まることが多い。歩行が2歩だけの映像を用いた個体識別について検討する。また、現在は歩行映像のデータが20頭分しか存在しないため、データベースに登録する乳牛を増やすことが必要となる。

謝辞

牛の歩行映像の撮影にあたりご協力頂きました酪農学園大学中田健教授に感謝致します。

参考文献

- [1] 総務省. 平成 26 年版 情報通信白書.
- [2] 農林水産省. AI 農業の展開について農業分野における情報科学の活用等に係る研究会報告書.
- [3] 南石晃明, 松下秀介, 池田正弘. 営農計画のための農業技術体系データベースの試作. 農業情報研究, Vol. 12, No. 2, pp. 133–151, 2003.
- [4] 前山薫, 南石晃明, 本田茂広, 法隆大輔. 農業技術体系データベースの効率的な構築手法. 農業情報研究, Vol. 15, No. 1, pp. 25–47, 2006.
- [5] Jan Hulsen, 監訳中田健, 及川伸. COW SIGNALS 乳牛の管理のため実践ガイド. デーリィマン社, 2008.
- [6] 森尾吉成, 池田善郎. KI 展開を利用した斑紋による乳牛の個体識別. 農業機械学会誌, Vol. 64, No. 2, pp. 85–92,

- mar 2002.
- [7] J. C. BRIAND PETERSEN. An identification system for zebra (*equus burchelli*, gray). *African Journal of Ecology*, Vol. 10, pp. 59–63, 1972.
- [8] J. KELLY. Computer-aided photograph matching in studies using individual identification: an example from serengeti cheetahs. *Journal of Mammalogy*, pp. 440–449, 2001.
- [9] 自然環境研究センター, 森林総合研究所, 岩手大学農学部. クマ類の個体数推定法の開発に関する研究: 平成 21 年度–平成 23 年度. 環境省環境研究総合推進費終了研究等成果報告書. 環境省総合環境政策局総務課環境研究技術室, 2012.
- [10] 木村彰男, 板屋一嗣, 渡辺孝志. 成長ひずみ変形を受けた生体テクスチャの構造的パターン認識: 牛鼻紋の場合. 電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-パターン処理, Vol. 85, No. 8, pp. 1320–1331, aug 2002.
- [11] Mark S. Nixon, Tieniu N. Tan, and Rama Chellappa. *Human Identification Based on Gait*. Int. Series on Biometrics. Springer-Verlag, Dec. 2005.
- [12] I. Bouchrika, M. Goffredo, J. Carter, and M. Nixon. On using gait in forensic biometrics. *Journal of Forensic Sciences*, Vol. 56, No. 4, pp. 882–889, 2011.
- [13] H. Iwama, D. Muramatsu, Y. Makihara, and Y. Yagi. Gait verification system for criminal investigation. *IPSSJ Transactions on Computer Vision and Applications*, Vol. 5, pp. 163–175, Oct. 2013.
- [14] S. Sarkar, J.P. Phillips, Z. Liu, I.R. Vega, P. Grother, and K.W. Bowyer. The humanid gait challenge problem: Data sets, performance, and analysis. *IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 27, No. 2, pp. 162–177, 2005.
- [15] Y. Makihara, H. Mannami, A. Tsuji, M.A. Hossain, K. Sugiura, A. Mori, and Y. Yagi. The ou-isir gait database comprising the treadmill dataset. *IPSSJ Transactions on Computer Vision and Applications*, Vol. 4, pp. 53–62, Apr. 2012.
- [16] H. Iwama, M. Okumura, Y. Makihara, and Y. Yagi. The ou-isir gait database comprising the large population dataset and performance evaluation of gait recognition. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, Vol. 7, No. 5, pp. 1511–1521, Oct. 2012.
- [17] Z. Liu and S. Sarkar. Simplest representation yet for gait recognition: Averaged silhouette. *Proc. of the 17th Int. Conf. on Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 211–214, 2004.
- [18] J. Han and B. Bhanu. Individual recognition using gait energy image. *Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 2, pp. 316–322, 2006.
- [19] Hozuma Nakajima, Ikuhisa Mitsugami, and Yasushi Yagi. Depth-based gait feature representation. *IPSSJ Trans. on Computer Vision and Applications*, Vol. 5, pp. 94–98, Jul. 2013.
- [20] A. Segal, D. Haehnel, and S. Thrun. Generalized-icp. In *Proceedings of Robotics: Science and Systems*, Seattle, USA, June 2009.
- [21] H. El-Alfy, I. Mitsugami, and Y. Yagi. A new gait-based identification method using local gauss maps. In *Proc. of ACCV 2014 Workshop on Human Gait and Action Analysis in the Wild: Challenges and Applications*, Singapore, 2014.
- [22] Andriy Myronenko and Xubo Song. Point set registration: Coherent point drift. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 32, No. 12, pp. 2262–2275, 2010.