

酪農牛舎における三次元歩行映像解析による 全自動乳牛モニタリング

谷野 陸¹ 大倉 史生^{1,2} 八木 康史¹

概要：近年、酪農業では牛舎一戸あたりの乳牛飼育数が増えている。日々の細やかな健康管理が十分に行えずに疾病の発見が遅れ、経済的損害を被ることが問題となっている。疾病の中でも、蹄病は乳牛にとって最も重大な疾病の1つである。血液の循環にも大きくかかわっており、脚のみならず全身の健康に大きく影響する。蹄病は専門家の目視により乳牛の歩き方などから深刻度が判断される。本研究では牛舎内に常設した三次元撮影システムを用いて自動的に乳牛の歩行映像を取得し、個体識別、跛行検出を行い記録することで、日々の健康状態の変化をグラフ化して確認できるシステムを構築する。一連の処理は撮影からデータの記録までを一貫して自動化され、酪農家の負担軽減に資する。実際の牛舎で実験を行い、個体識別と跛行検出それぞれの精度を評価した。結果、飼養数数十頭程度のいわゆる中規模牛舎における、本システムの実用性を示した。

キーワード：歩行映像解析、酪農、跛行、蹄病、個体識別、可視化、自動システム

1. はじめに

酪農業において、乳牛の健康を管理することは極めて重要である。乳牛の健康状態は、搾乳量やその質に大きく影響する。しかしながら、近年の酪農業では酪農従事者が高齢化している [1]。また、酪農家の戸数が減少を続けており、酪農家1戸あたりの乳牛飼育頭数が増加している [2], [3]。それに従って、酪農家の負担も増えており乳牛を毎日のように注意深く観察することは困難になってきている。このような状況では乳牛の疾病を早期発見することは難しく、経済的損失が発生する。こうした状況を打開するには、情報科学やロボット工学を活用し乳牛の健康管理を支援することが必要である。

乳牛の廃用の原因となる三大疾病として、乳房炎、繁殖障害、蹄病があげられる。特に、その一つである蹄病に関連して、蹄の健康維持は乳牛の健康を管理する上で重要である。蹄は歩行に必要なだけでなく、歩行によって蹄自体に血液を循環させる役割も果たす [4]。乳牛の蹄に異常が生じると、乳牛はその痛みにより歩行を嫌がるようになる。これにより、蹄に血液が循環しなくなり、状態がさらに悪化し、乳牛の運動量が減少する。その結果として、蹄のみ

でなく様々な疾病やトラブルの原因となってしまう [5]。蹄の状態がさらに悪くなると、最終的には起立すらできなくなり、食事摂取が困難となるため死に至ることもある [4]。

獣医師や酪農家は経験的な指標に基づき目視や触診によって乳牛の健康状態を計測する。そうして計測される指標には、乳牛の体躯と肉付きのバランスから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や、歩き方や立ち姿から蹄病にり患しているかどうかを調べる跛行スコアなどがある。これらのスコアの付与は専門家の目視により行われてきた一方、映像解析の技術の応用による省力化が期待されている。本研究では、蹄の状態に大きくかわる跛行スコアに注目する。跛行スコアは1から5の5段階で判定され、スコアが小さいほど健康な牛、スコアが大きいほど蹄の状態が好ましくない牛となる [6]。一般的にはスコアが3以上となると治療が必要とされるが、その段階ではすでに産乳量や飼料摂取量への影響が出ており、それよりも前のスコア2の段階で注意を払ってケアをすることが望ましい。

人間の目視や触診によらない跛行スコア推定の手法として、接触型、非接触型を問わず様々なセンサを用いた研究が行われており、安価で牛舎内への取り付けが容易なセンサとして、非接触型センサであるカメラを用いた手法が研究されている。跛行の早期検出を目標とする研究では Jabbar らの手法 [7] があり、これは三次元映像から得られ

¹ 大阪大学
Osaka University
² JST さきがけ
JST PRESTO

る骨盤の動きを特徴量として機械学習を用い、蹄をかばうことによる動きの非対称性から跛行スコア 1 とスコア 2 以上の 2 クラスに分けて推定を行うことを自動で行う手法である。他方、映像解析の分野では人間の歩行解析についての研究が活発に行われている。特に、歩容認証などの分野では、映像から得られる人物シルエットを利用した平均シルエット [8] などの特徴が広く利用されており、人物歩行解析における知見の蓄積は跛行検出にも有効となる可能性がある。

本稿では、牛舎に設置されたカメラから自動で乳牛の歩行映像を取得し、個体の識別や跛行の推定を行いデータベースを構築、可視化した状態で酪農家に提示するシステムを提案する。具体的には、撮影、個体の識別、跛行推定、データベースの構築までを自動で行うシステムを構築した。提案システムにおける可視化においては、跛行推定データの他にも、他のセンサや観測によって取得されたデータを合わせて追加できるように設計した。提案システムを、およそ 50 頭を飼養する実際の牛舎に設置し、運用時の処理効率および、個体識別・跛行推定の精度の観点で評価を行った。個体識別のランク 1 認証率は 67%、跛行推定（跛行スコア 1 と 2 以上の分離）精度は 85%であった。全取得映像の 2.7%で跛行推定が可能であり、月間では個体あたり平均 4 回程度の推定が見込まれ、飼養数数十頭程度の中規模牛舎における実用性を示した。

2. 関連研究

本研究は、乳牛のセンシング、個体識別、跛行推定を含むトータルシステムである。よって本節では、これら 3 項目に関連する研究を紹介したうえで、本研究の位置づけについて述べる。

2.1 乳牛のセンシング

現在もっとも広く活用されている乳牛のセンシング技術として、IC チップ付き個体識別タグ [9] などがあげられる。個体識別のみならず、それ以外の様々な用途にセンサを活用しようとする取り組みも行われている。廃用の原因となる蹄病の検出についても、牛の背中に 3 軸加速度センサを取り付けて歩き方の変化により脚部の不具合を検出する手法 [10] などが試みられている。牛体に取り付けたセンサによる接触型センシング [10] は、個体ごとの詳細なデータを継続的に取得できる点で優れているが、乳牛各個体に直接取り付ける必要があるとともに、ほとんどのセンサでは定期的な電池交換が必要となるなど、導入・維持にかかる酪農家の労力も大きい。

接触型センサの欠点を補うために、非接触型センサの中でも特に設置が容易で安価なカメラを用いた映像センシングが注目されている。牛の通路側方からカメラで撮影することで、牛の背形状を取得して蹄病の検出を試みる手法が

研究されている [11]。また、後方からの撮影により臀部のシルエット形状を解析して、ボディコンディションスコアや体重を推定する研究もおこなわれている [12]。

2.2 個体識別

個体の識別は多数の乳牛を飼育する牛舎において重要な作業である。古くは個体識別タグを無線化することで識別を可能にするもの [13] が用いられた。現在は、IC チップ付きの個体識別タグ [9] が広く用いられている。個体識別の分野でも、接触型センサの維持にかかる労力を軽減するため、非接触センサを用いた手法が試みられている。撮影された斑紋による個体識別 [14] が研究されている。また、尾部の画像による識別 [15] なども研究されている。歩行中の乳牛を対象とした歩行解析による個体識別 [16] についても研究例がある。そのほか、肉用牛に対しての研究ではあるが、鳴き声による個体識別 [17] なども行われている。

2.3 跛行推定

乳牛の跛行推定は接触型センサ非接触型センサの別を問わず、盛んに研究が行われている。接触型センサを用いた手法として、圧力センサを用いて足にかかる体重の分布を測定し跛行スコアを推定する研究 [18]、3 軸加速度センサを取り付けて、歩行時などの体のバランスを測定することで蹄病を検出する研究 [19]、[20] などがある。カメラを用いた跛行推定の手法の例としては、得られた画像から背形状に注目して跛行スコアを推定する研究 [21] などがある。Poursaberi らの研究 [21] では真横から撮影された RGB 画像列に対して、乳牛の体躯に円フィッティングを行うことで、背形状の曲率値を得て、跛行スコアを推定する。このような手法で背形状を特定するには、乳牛を側方から撮影した画像が必要となるが乳牛の側方からの撮影は牛舎の柵による遮蔽や乳牛との接触の問題がある。

遮蔽や接触の問題を克服するため、三次元映像を利用して跛行スコアを推定する手法 [22]、[23] が研究されている。Hertem らの研究 [23] では、三次元画像列から自動で乳牛の領域と背骨を抽出し、背線形状に基づいて決定木学習を行って跛行スコアを推定する。[23] では跛行スコアの推定をスコア 2 以下とスコア 3 以上の 2 クラスで推定しており、跛行の早期検出という目的には不適である。跛行の早期検出を行う研究としては Jabbar らの研究 [7] があげられる。[7] では、左半身と右半身の動きの非対称性を用いて、自動で跛行検出を行っている。健康な牛は背骨に対して左半身と右半身の動きが対称であるが、跛行している牛はそれぞれの足への体重の偏りが異なりその対称性が崩れる。股関節の位置変化に注目し、その非対称性を直上方向からの三次元映像によって得て、機械学習による跛行スコア 1 と跛行スコア 2 以上の 2 クラス分類によって跛行スコアを推定している。



図 1 防水ケースに格納された
Kinect V2

図 2 カメラ設置例

2.4 本研究の位置づけ

本研究では乳牛の健康状態の把握を支援するため、乳牛の歩行映像を撮影し、個体ごとの健康状態を可視化して提示する。三次元カメラで乳牛の歩行映像を撮影し、そこから得られる赤外面像によるテンプレートマッチングから個体の識別を、三次元情報より得られる平均シルエットから跛行の推定を行う。跛行推定は早期発見のための利用を目的としたため、跛行スコア 1 と 2 以上の 2 クラスでの推定としている。

乳牛の状態をモニタリングするシステムはほかにも研究がなされているが、可視化までを一連として行う研究は今までなされていなかった。本研究ではシステムの評価において、運用時の処理効率の観点と、個体識別の精度の観点で評価を行っている。

3. 全自動モニタリングシステム

本節では、モニタリングシステム全体の概要とシステムを構成する要素技術について説明する。本システムは、牛舎の乳牛歩行経路上に取り付けた三次元カメラ（深度カメラ）から映像を自動取得する。斑紋パターンをもとに映像中の乳牛個体を識別し、三次元形状列から生成された歩容特徴の解析に基づき跛行の有無を推定する。個体ごとに蓄積された跛行データはグラフとして可視化できるため、酪農従事者は、他のセンサ等で取得されたデータと照合しながら関連などを見比べることができる。

3.1 自動撮影

本研究では、図 1 に示すように、三次元カメラ（深度カメラ）を用いて乳牛の歩行映像を自動取得する。牛舎環境は汚れ等の点で特殊であり、撮影装置（ハードウェア、ソフトウェア）の設計には工夫を要する。

3.1.1 ハードウェア

乳牛の跛行は、主に歩行中の背中形状に現れる。そこで、本研究では、図 2 のように、乳牛の直上から距離画像を撮影できるカメラで撮影する。背形状の取得については人間による目視を代替するように地上から乳牛の側面を撮影することが自然に考えられるが、その場合には牛舎内の

柵による遮蔽でデータの取得が難しいことが多い。また、乳牛からの糞尿や唾液によってレンズが汚れ、長期のモニタリングが困難であることから、これらの問題を回避するために天井からの撮影が適切であると考えられる。本研究では、三次元カメラである Microsoft Kinect V2 を利用する。結露や汚れの発生しやすい牛舎環境に対応するため、図 1 のようにカメラを防水ケースに格納した。実際に撮影されるデータは、深度画像、赤外面像、RGB 画像である。

3.1.2 ソフトウェア

撮影ソフトウェアはカメラから得られる画像を常に監視し、乳牛を検出したときだけデータを保存する。常時監視中の画像は、撮影時刻等のフレーム情報とともにリングバッファを用いて一定時間保存されている。事前撮影された背景画像との背景差分を行い、前景が写っている割合が閾値を超えれば保存開始のトリガーとする。前景割合が閾値を超えたフレームでは、すでに乳牛が画角の中心付近にいることが多い。なるべく長期間の歩行映像を獲得するため、前景割合が閾値を超えた時刻より一定秒数巻き戻したフレームにさかのぼって保存を開始する。乳牛が移動して、画面内に占める前景割合が下り、保存終了の閾値を下回った場合には、その時点で保存を終了する。

3.2 個体識別

牛舎は時刻や天候によって照明環境が大きく変化する。特に、夜間は照明が落ちるため、RGB カメラでの撮影による画像解析が困難となる。本研究で利用する Kinect V2 などの time-of-flight (ToF) カメラは赤外光を自ら投射して撮影を行うため、赤外面像を用いた画像解析が効果的である。そのため、本研究では、赤外域での歩行画像列および深度画像を入力とし、斑紋パターンに基づく乳牛の個体識別を行う。

提案システムの個体識別部は、図 3 に示すように、マッチング候補の絞りこみと、マッチング候補に対するテンプレートマッチングに大別される。マッチング候補の絞り込みには、テクスチャの統計量、個体の高さの情報を用いる。本システムが個体番号取得機能付きの自動搾乳機等と組み合わせて活用されることを想定し、搾乳機の利用時間を用いた絞り込みについても実装した。テンプレートマッチングによって個体番号を推定するため、事前に個体番号ごとの斑紋データを用意する。また、黒一色の個体等の特徴が少ない個体には、深度情報から得られる歩容情報を用いてマッチングを行うことであらゆる個体に対応する。

3.2.1 マッチング候補の絞り込み

本研究では、事前に各個体の斑紋を撮影したテンプレート画像を用いたテンプレートマッチングにより個体番号を識別する。しかし、単純に牛舎内のすべての個体を候補として計算を行うと、計算量が膨大となり自動撮影での撮影ペースに追い付かなくなるため、事前にマッチングの候補

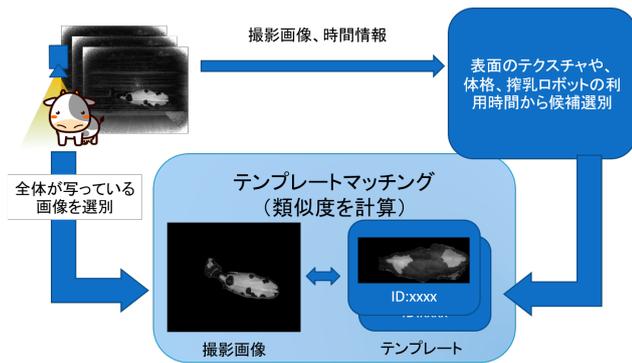


図 3 個体識別のフロー

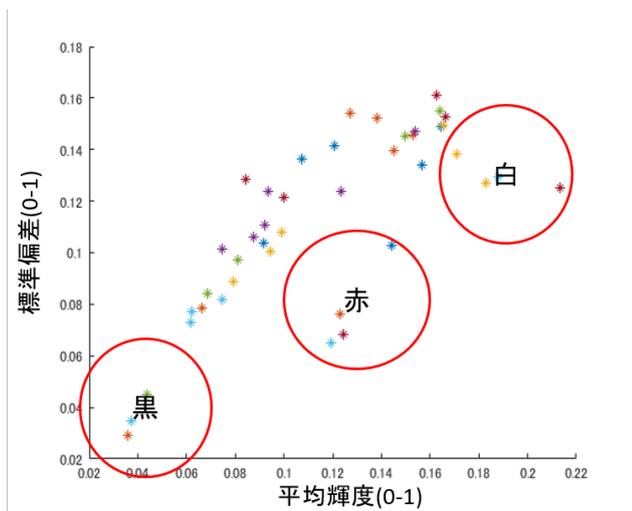


図 4 テンプレート画像のテクスチャ特徴量の分布

を絞り込むことで処理を高速化する。ここでは、マッチング候補の絞り込みのために、テクスチャ統計量、高さ情報、搾乳機の利用時間を用いる。

テクスチャ統計量 撮影された赤外画像から深度値に従い背景を削除し、前景領域の輝度の平均・標準偏差（ともに0から1の範囲で正規化）に基づいて候補の絞り込みを行う。テンプレート画像のそれぞれについても事前に輝度の平均・標準偏差を計算し、kNNを用いて候補を出力する。

図4に、本研究における実験で用いた個体のテンプレート画像に含まれるテクスチャ特徴のプロットを示す。単色で模様の少ない牛について、分布内でおおまかに分離されていることがわかる。次節で述べる実験では、50頭程度を飼養する牛舎において $k = 20$ に設定し、探索候補を半分弱程度に絞り込んだ。

高さ情報 深度画像から得られる高さ情報に基づいて絞り込みを行う。事前に計測された各個体の高さ情報と比較し、おおまかに小型の個体・大型の個体に分割した。

搾乳機利用時間 自動搾乳機の利用情報が得られる環境では、自動搾乳機において耳標タグの読み取りによる正確な個体番号が計測される。提案システムを搾乳機の入口・出口付近に設置した場合、搾乳機の利用情報によって個体候

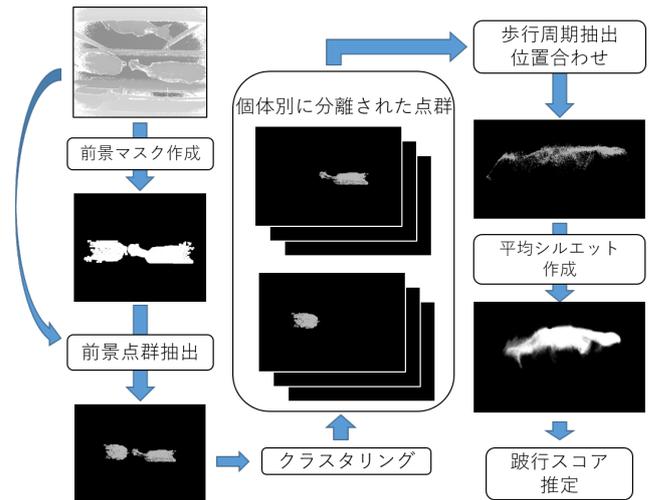


図 5 跛行スコア推定のフロー

補の絞り込みを行うことができる。一方、実用的には搾乳機の付近は乳牛の滞留や追い抜きが頻繁に発生するため、一頭単位での絞り込みは難しいことが多い。本研究における実験では、提案システムを搾乳機の入口付近に設置し、カメラ通過時刻から30分後までに搾乳機を利用した個体に絞り込んだ。一般に搾乳機は10分に一頭程度が利用するため、本処理により個体候補を3~4頭程度に絞り込むことができる。

3.2.2 テンプレートマッチング

マッチング候補の絞り込みで十分に候補を減らしたのち、テンプレートマッチングによって類似度を計算する。本手法では、深度値により画像中の前景領域を抽出し、テンプレートと撮影画像の差の絶対値の和を、重複面積で正規化したものをマッチングコストとした。乳牛の歩行方向（角度）のずれに対応するため、前景領域とテンプレートの長軸方向を合わせ、さらに長軸方向より $-4^\circ \sim +4^\circ$ の範囲でマッチングコストが最小となる角度を探索した。さらに、長軸方向のみでは頭部と尾部の方向が逆であることがあるため、逆向きについても同様に探索した。

3.3 跛行スコアの推定

歩行する乳牛を直上から撮影した深度画像列を入力し、1歩行周期分の三次元点群（以下、シーケンスとする）を取得する。さらに、シーケンス内の全フレームから歩行時の特徴量（歩容特徴）を算出し、機械学習により跛行スコア1と2以上の2クラスに分類する。ここで、処理の自動化を達成するため、各処理内において成否判定を行い、適切に処理が行えなかったシーケンスはデータを生成しない。

3.3.1 三次元点群シーケンスの生成

前景マスク作成 前景部分となる乳牛の情報のみを抽出するために、深度画像列から前景マスクを生成する。この処理においては、成否判定は行わず、全てのシーケンスを対象とする。事前に乳牛が映っていない状態で撮影された背

景映像を用意し、各フレーム特有のノイズを低減するために、背景映像全フレームを利用して平均背景画像を得る。この平均背景画像と乳牛の歩行映像の各フレームについてそれぞれ画像から得られる深度値の差の絶対値が 30cm 以上となる部分（前景）とそれ以外の部分（背景）に分離する。乳牛以外の小物体を除去するため、膨張・収縮処理を行うとともに、シルエットにバウンディングボックスを割り当て、その面積が一定以下のものを除去することで、前景マスクを生成した。

個体ごとの三次元点群抽出 同一フレームに 2 頭以上の個体が写り込んでいることがある。そこで、深度データから前景部分をマスクした三次元点群について、Euclidean Cluster Extraction 法 [24] を用いてクラスタに分ける。フレーム内から抽出したクラスタについて、小さすぎるものを除くと乳牛の体の部分のクラスタが得られる。なお、この手法は点群同士の距離に基づいてクラスタリングを行う手法であり、与えられた点群に対する距離を求めるために、kd-tree 法 [25] を適用している。

歩行周期抽出 個体ごとの三次元点群映像を入力とし、1 歩行周期分の三次元点群映像を生成するため、本研究では点群の重心移動を用いた。点群データの重心は、歩行方向に垂直で床面に対して平行な方向に、おおよそ周期的に移動する。よって、当該方向に対する重心軌跡のピークとなるフレーム間を 1 歩行周期とした。ピークの取得には、すべてのフレームについてそのフレームと前後 2 フレームずつの 5 フレーム間の移動平均をとり、前 2 フレームの移動平均が単調増加、後 2 フレームの移動平均が単調減少となっているフレームをピークであるとしている。一つのシーケンスから複数の歩行周期が得られる場合、最も多くの情報を含んだ歩行周期を取得するため、点群データに含まれる平均点数が最も多い歩行周期を歩容特徴の算出に用いる。途中で立ち止まる、深度画像のノイズに由来して点群重心が大きくずれているなど、正常な歩行を検出できない三次元点群映像については、後段の処理を行わない。

点群位置合わせ 本研究で用いる歩容特徴は、1 歩行周期の位置合わせ済みシルエットから計算される。跛行スコア推定に有用な背中の曲がり具合や骨盤部分の位置変化などを得るためにも、点群シーケンスの位置合わせが有効である。各フレームの点群重心および長軸方向をそろえるように三次元点群を平行移動・回転する。さらに、iterative closest point (ICP) アルゴリズム [26] を使って厳密な位置合わせを行う。ここで、ICP アルゴリズムは剛体の位置合わせを前提としたアルゴリズムであるため、例えば隣接するフレーム間で乳牛の頭部が違う方向を向いている場合などにおいては、頭部の位置合わせができていないが体躯が大きくなる場合もある。位置合わせの際のフレーム間での平行移動量、回転量を基準として、値が大きすぎる場合は位置合わせ失敗とし、後段の処理を行わない。



(a) 跛行スコア 1 (b) 跛行スコア 2

図 6 平均シルエットの例

3.3.2 歩容特徴による跛行スコア推定

平均シルエット特徴の生成 跛行の特徴は背骨の形状と脚の運び方などに現れる。本手法は、直上から撮影するため、背骨の形状は取得できるが、脚部を直接撮影できない。足の運び方の代替となる情報として、脚の付け根となる骨盤の位置変化を利用することとし、背骨と骨盤のどちらの状態も含まれる特徴として、人物の歩容認証等に広く用いられる平均シルエット [8] を用いる。三次元点群は視点を変えることによってさまざまな角度からのシルエットを作成することができる。背骨と骨盤の両方の状態を最もよく表すのは、牛の側面からのシルエットであると考えられるので、仮想カメラを牛の側面に設定し、牛の側方からのシルエットを全フレーム分取得し、これを平均して平均シルエットを得る。図 6 に跛行スコア 1 および 2 の乳牛の平均シルエット例を示す。健康な乳牛（スコア 1）は背がまっすぐであるのに対して、跛行スコア 2 の平均シルエットでは少し背が丸まっている。これは、目視による跛行スコアの判定基準と同様の傾向を示している。

機械学習によるスコア推定 算出された平均シルエットを用いて、機械学習によって跛行スコア 1（健康）および 2 以上（軽度の跛行）を分離する。本研究では、酪農従事者が付与した跛行スコア（1 もしくは 2 以上）を学習データとして用いた。平均シルエットは画像サイズが 525 × 480 であり、伝統的な（深層学習でない）機械学習手法においては高次元であるため、次元数を圧縮するために主成分分析 (PCA) を用いて次元圧縮を行う。寄与率が 90% を超えるように次元数を設定している。本研究では、機械学習器として動径基底関数 (RBF) をカーネル関数として利用するサポートベクターマシン (SVM) [27] を用いた。

3.4 可視化

本システムにより、個体番号と跛行有無の情報が自動的に獲得できる。同一個体の日々の跛行傾向の推移は、いち早い跛行の発見や治療計画に有用である。また、牛群としての跛行傾向（跛行個体の増加）は、牛舎環境の問題に直結していることが多く、酪農従事者にとって非常に重要かつ緊急を要するシグナルである。これらの情報を効果的に酪農従事者に提示するため、本研究では可視化の枠組みを実装した。可視化システムは、図 7 に示すように、主に 2 つのウィンドウで構成されている。

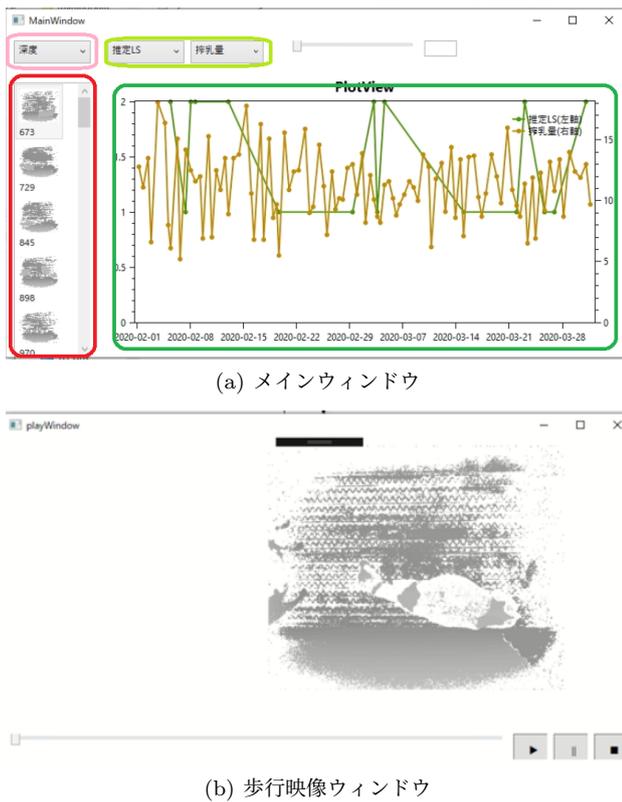


図 7 可視化システム

メインウィンドウでは乳牛の健康情報の時間推移をグラフによって示す画面である。画面は図 7(a) のような構成になっており、左側に赤く囲った部分が乳牛の歩行映像のサムネイルである。このリストから情報を見たい乳牛を選択することで、右側のグラフに情報が表示される。右側のグラフに表示される情報は黄緑で囲ったプルダウンメニューから選択することができ、2種類の指標を同じグラフ上に表示してそれぞれの関連性などを見比べることができる。ここでは、跛行スコアの推定値の推移を可視化できるほか、外部データベースとして他の情報（搾乳機によって取得される搾乳量や、治療履歴など）を登録することができる。グラフ上の各点は各時刻の指標と関連付けられており、推定跛行スコアのグラフを表示している場合には、その点をクリックすることで歩行映像ウィンドウが開き、映像を確認することができる。

歩行映像ウィンドウは図 7(b) のようになっている。主に映像を表示する部分とシークバーで構成されている。再生、停止ボタンで映像を見ることができ、シークバーを使って細かいフレームの指定も可能である。

4. 実験

システム全体としての処理効率についての検証実験をおこなう。また、システムを構成する技術要素のうち、個体識別と跛行推定について個別に精度を示す。

4.1 システム処理効率の検証

本システムで撮影された歩行データのそれぞれについて個体識別と跛行推定を行った場合のシステムの運用効率について検証する。

4.1.1 データセット

本実験に用いるデータは、北海道河東郡音更町にある牛舎、ノーサンファームにて撮影を行ったものである。本牛舎では、撮影データのほか搾乳ロボットの利用情報や各個体の跛行スコアを収集した。本牛舎はフリーストール牛舎であり、自動搾乳機における個体番号の自動読み取りが行われている。カメラを設置した牛舎には少数の乳牛の入れ替わりはあるものの、おおむね 50 個体が飼育されている。

本実験では、搾乳ロボットの入口付近の天井にカメラを設置した（図 2）。これは、跛行スコアの推定を行うために、まっすぐな歩行データを得やすい場所として選択している。乳牛は、当該通路からその方向に折り返す、搾乳ロボットに入る、異なる通路に向かう、などの様々な方向に動く。撮影された歩行のうち、搾乳ロボットを利用するのは全体の 3 割程度であった。月あたりの撮影回数は約 7000 回であり、個体あたりでは平均 140 回程度となった。

4.1.2 実験条件

本牛舎で撮影されたデータをシステム全体を通して解析したとき、すべてのデータを処理するのにかかる時間を計測した。対象となるのは、2020 年 3 月に撮影された 7061 回の撮影データである。個体識別ではテンプレートマッチングの最良スコアが閾値よりも大きい場合には該当個体なしとみなし、以後の処理を行わない。また、跛行推定については、前処理の部分で基準を満たさなかったものについては処理をそこで打ち切った。

牛舎の多くは都市部から離れており、かつシステムを設置するスペース等の物理的制約を受けるため、計算機環境・ネットワーク環境の制約が大きい^{*1}。このことを念頭に置き、本実験は一般的なデスクトップ PC (CPU: Intel Core i7 8700K, RAM: 32GB) で行われた。

4.1.3 実験結果

システムを通じて処理が行われたシーケンス数を表 1 に示す。個体識別の段階で識別できないものが多くあり、跛行の推定が行えたものは全体で 1212 映像であった。これは、7 割程度の個体が自動搾乳機へ進入しなかったため、自動搾乳機への進入時刻による個体候補の絞り込みにより、

表 1 システムの処理効率

処理	処理される映像数	全体に対する割合
撮影	7061	100 %
個体識別	1212	17.2%
跛行推定	191	2.7%

*1 実際、本実験を実施した牛舎はインターネットの固定回線が無く、クラウド処理の選択肢は無かった。

多くの映像が使われなかった。

最終的に推定された跛行スコアがついた個体は 191 であり、全体の 2.7%であった。個体識別が完了した個体のうち 15.8%に対して跛行推定が行われたこととなる。跛行推定が行われなかった映像の多くでは、乳牛が立ち止まるなど、正常な歩行が見られなかった。

全データを処理するのにかかった時間は 146 時間であった。1 か月分のデータを処理するのにかかる時間は 6 日と 2 時間ほどであるため、50 頭程度を飼養する中規模牛舎においては、十分な速度でデータ処理を行うことができる。また、将来的に個体識別の精度が向上して処理する映像数が増加したとしても十分な処理速度を得られている。

4.2 個体識別の評価

個体の斑紋が判明している 37 個体について、それぞれの歩行映像からランダムに 2 映像ずつ (74 映像) 選択し、個体識別性能の評価を行った。ここでは、搾乳機による絞り込みの影響を排除するためテンプレートの絞り込みは行わなかった。マッチングコストが最も小さいテンプレートの個体番号と実際の個体番号が一致した場合を認証成功とし、1 位認証率を計算した。

結果、1 位認証率は $50/74 = 67\%$ となった。黒色や茶色の単色の個体同士で混同した例が見られた。これを改善するためには、テクスチャ以外の情報を用いた手法との併用が効果的であると考えられる。

4.3 跛行推定の評価

前述の実験で用いた牛舎においては、跛行を起こした乳牛がほとんどおらず、跛行推定の評価に不適であった。そのため、ここでは別牛舎における跛行推定評価について述べる。

4.3.1 データセット

本実験では、2018 年 8 月に酪農学園大学で撮影された乳牛の歩行映像 (62 個体・105 シーケンス) を用いた。映像とあわせ、機械学習の教師データとするため、獣医師が撮影時の乳牛の歩行を直接観察し、跛行スコアを付与した。表 2 に撮影データについてのスコアの内訳を示す。このデータではスコア 2 以上の個体が 2 割以上含まれている。

提案手法は、データ処理の過程で各過程についてうまく処理ができない入力に対して出力データを生成しない。したがって、歩行していない個体、他個体と密着している個体などは処理のいずれかの過程で省かれ、最終的な位置合わせ済み点群は生成されない。本データセットにおいては、撮影された乳牛のうち 28 個体・31 シーケンス (29.5%) に

表 2 撮影データ内の跛行スコア分布

スコア 1	スコア 2	スコア 3	スコア 4	スコア 5	合計
67	35	0	2	1	105

ついて跛行スコア推定用の特徴量が算出された。特徴量が算出された 28 個体のうち、獣医師によって付与された跛行スコア 1 の個体が 18 頭、スコア 2 の個体が 10 頭となった。

4.3.2 実験結果

ここでは、一個抜き交差検証を用いた跛行スコアの予測精度についての評価を行う。具体的には、以下の流れで検証した。

- (1) データセットから 1 シーケンスを取り出す
- (2) 残りのデータについて主成分分析を行い、SVM による学習を行う
- (3) 取り出しておいた 1 頭分について SVM を用いてスコア推定を行い、実際のスコアと一致しているかどうかを記録する

以上の操作をデータセット内の各個体データについてそれぞれ行い、精度、感度、特異度、F 値を求めた。混同行列を表 3 に示す。精度は 0.857、感度は 0.700、特異度は 0.944、F 値は 0.778 となった。

5. おわりに

本稿では、乳牛を自動で撮影し、個体識別・跛行推定を行い、時系列データを可視化するトータルシステムを提案した。本システムは、酪農牛舎に設置した三次元カメラから撮影される乳牛の歩行映像を入力として、撮影個体の跛行スコアを時系列的に表示することで、酪農従事者による跛行の早期発見や牛舎の問題発見に寄与することを目指している。劣悪環境の牛舎における長期間撮影を実現するため、カメラハウジングを制作した。個体数に比例して計算量が増大する個体識別部の速度を向上するため、テクスチャ情報などを用いてテンプレートマッチングの候補を絞り込むように工夫した。また、歩行していない、撮影状態が悪い、など跛行推定に不適なシーケンスは自動で排除するよう実装した。

中規模牛舎 (50 頭程度飼養) においてシステム全体の処理能力を検証し、1 か月分 (約 7000 映像) のデータ処理を 146 時間で完了することができ、実用に十分な速度を達成したことを確認した。跛行推定部は、健康な乳牛とそれ以外の分離精度は 85.7%であった。個体識別部の精度は 67% の 1 位認証率であり、黒色や赤色の毛が体の大半を占める個体どうしでは混同が起りやすく、精度面での改善の余地が見られた。

表 3 跛行推定の混同行列

		真値	
		スコア 2+	スコア 1
推定	スコア 2+	7	1
	スコア 1	3	17

謝辞 本研究において、牛舎環境の提供、跛行スコアの付与のご協力を頂きました酪農学園大学中田健教授に感謝申し上げます。本研究において、牛舎環境の提供、データ収集のご協力をいただきました、株式会社ノーサンファーム様に感謝申し上げます。本研究の一部は、JST さきがけ JPMJPR17O3 の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] 一般社団法人中央酪農会議：平成 23 年度酪農全国基礎調査。
- [2] 農林水産省：畜産統計 (2018)。
- [3] 一般社団法人 J ミルク：乳用牛飼養戸数・頭数 (全国) (2018)。
- [4] Hulsen, J., 監訳中田健, 及川伸: Hooves 蹄の健康管理のための実践ガイド (COW SIGNALS), デーリイマン社 (2008)。
- [5] 岡田啓司ほか: ホルスタイン雌牛における育成期の削蹄効果, 蹄, Vol. 230, pp. 21–27 (2010)。
- [6] Hulsen, J., 監訳中田健: COW SIGNALS 乳牛の管理のため実践ガイド, デーリイマン社 (2008)。
- [7] Jabbar, K. A., Hansen, M. F., Smith, M. L. and Smith, L. N.: Early and non-intrusive lameness detection in dairy cows using 3-dimensional video, *Biosystems Engineering*, Vol. 153, pp. 63–69 (2017)。
- [8] Liu, Z. and Sarkar, S.: Simplest representation yet for gait recognition: averaged silhouette, *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, Vol. 4, pp. 211–214 (2004)。
- [9] Geng, L., Qian, D. and Zhao, C.: Cow identification technology system based on radio frequency, *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, Vol. 25, No. 5, pp. 137–141 (2009)。
- [10] Okada, K., Kobayashi, H., Hanada, N., Hiranuma, H., Hayashi, N., Arashi, Y., Chida, H., Deguchi, Y. and Sato, S.: Detection of hoof diseases in cattle using a tri-axial accelerometer, *Japanese Journal of Large Animal Clinics*, Vol. 2, No. 4, pp. 183–188 (2011)。
- [11] Pluk, A., Bahr, C., Poursaberi, A., Maertens, W., Van Nuffel, A. and Berckmans, D.: Automatic measurement of touch and release angles of the fetlock joint for lameness detection in dairy cattle using vision techniques, *Journal of Dairy Science*, Vol. 95, No. 4, pp. 1738–1748 (2012)。
- [12] Tasdemir, S., Urkmez, A. and Inal, S.: Determination of body measurements on the Holstein cows using digital image analysis and estimation of live weight with regression analysis, *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 76, No. 2, pp. 189–197 (2011)。
- [13] Bridle, J. E.: Automatic dairy cow identification, *Journal of Agricultural Engineering Research*, Vol. 21, No. 1, pp. 41–48 (1976)。
- [14] 森尾吉成, 池田善郎: 斑紋による乳牛の個体識別に関する基礎的研究, 農業機械学会誌, Vol. 63, pp. 205–206 (2001)。
- [15] Li, W., Ji, Z., Wang, L., Sun, C. and Yang, X.: Automatic individual identification of Holstein dairy cows using tailhead images, *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 142, pp. 622–631 (2017)。
- [16] Okura, F., Ikuma, S., Makihara, Y., Muramatsu, D., Nakada, K. and Yagi, Y.: RGB-D video-based individual identification of dairy cows using gait and texture analyses, *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 165, p. 104944 (2019)。
- [17] 曾我真子, 入部百合絵, 兒嶋朋貴, 増田達明ほか: 個体識別を目的とした牛音声の音響情報分析, 第 81 回全国大会講演論文集, Vol. 2019, No. 1, pp. 561–562 (2019)。
- [18] Gucht, T. V. D., Saeys, W., Weyenberg, S. V., Lauwers, L., Mertens, K., Vandaele, L., Vangeyte, J. and Nuffel, A. V.: Automatically measured variables related to tenderness of hoof placement and weight distribution are valuable indicators for lameness in dairy cows, *Applied Animal Behaviour Science*, Vol. 189, pp. 13–22 (2017)。
- [19] Blackie, N., Amory, J., Bleach, E. and Scaife, J.: The effect of lameness on lying behaviour of zero grazed Holstein dairy cattle, *Applied Animal Behaviour Science*, Vol. 134, pp. 85–91 (2011)。
- [20] Ito, K., von Keyserlingk, M., LeBlanc, S. and Weary, D.: Lying behavior as an indicator of lameness in dairy cows, *Journal of Dairy Science*, Vol. 93, pp. 3553–3560 (2010)。
- [21] Poursaberi, A., Bahr, C., Pluk, A., Van Nuffel, A. and Berckmans, D.: Realtime automatic lameness detection based on back posture extraction in dairy cattle: shape analysis of cow with image processing techniques, *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 74, pp. 110–119 (2010)。
- [22] Van Hertem, T., Viazzi, S., Steensels, M., Maltz, E., Antler, A., Alchanatis, V., Schlageter-Tello, A., Lokhorst, K., Romanini, E., Bahr, C., Berckmans, D. and Halachmi, I.: Automatic lameness detection based on consecutive 3D-video recordings, *Biosystems Engineering*, Vol. 119, pp. 108–116 (2014)。
- [23] Van Hertem, T., Steensels, M., Viazzi, S., Romanini, E., Bahr, C., Berckmans, D., Schlageter-Tello, A., Lokhorst, K., Maltz, E. and Halachmi, I.: Improving a computer vision lameness detection system by adding behaviour and performance measures, *Proceedings of International Conference of Agricultural Engineering* (2014)。
- [24] Rusu, R. B.: Semantic 3D object maps for everyday manipulation in human living environments, *KI - Künstliche Intelligenz*, Vol. 24, No. 4, pp. 345–348 (2010)。
- [25] Bentley, J. L.: Multidimensional binary search trees used for associative searching, *Communications of the ACM*, Vol. 18, No. 9, pp. 509–517 (1975)。
- [26] Segal, A., Haehnel, D. and Thrun, S.: Generalized-ICP, *Proc. Robotics: Science and Systems*, Vol. 2, No. 4 (2009)。
- [27] Boser, B., Guyon, I. and Vapnik, V.: A training algorithm for optimal margin classifiers, *Proceedings of Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory*, pp. 144–152 (1992)。