

# 三次元映像解析に基づく乳牛の軽度跛行検出の自動化

谷野 陸<sup>1</sup> 大倉 史生<sup>1</sup> 八木 康史<sup>1</sup>

概要：近年の酪農業では牛舎一戸当たりの乳牛飼育数が増加し、酪農家の負担が増加しており、日々の健康管理が十分に行えずに病気の検出が遅れることが問題となっている。様々な疾病の中でも、蹄の傷や壊死を伴う蹄病（跛行）は脚のみならず全身の健康に大きく影響しており、乳牛にとって最も重大な疾病の1つである。従来、蹄病の重症度は専門の獣医師などの目視によって、背中や曲がり具合や歩き方などから跛行スコアとして評価されてきた。しかし、日々乳牛一頭一頭の跛行スコアを付与し続けることは困難であり、跛行の見落としにつながってきた。本研究では、跛行検出の支援を目的とし、乳牛の三次元歩行映像から得られる特徴量によって、跛行を軽度の段階で検出するシステムを提案する。提案システムは三次元映像から歩行に関連した特徴量を生成し、機械学習による軽度跛行の検出を自動で行うものであり、映像解析の段階で特徴量の抽出に適さない歩行データを自動で省くように設計している。システムの有効性を評価するため、跛行の分類精度および牛舎で撮影した乳牛から特徴量を取り出せた割合を算出した。実際に撮影したシーケンスのうち、29.5%で特徴量を生成でき、85.7%の精度で跛行の分類ができた。

キーワード：歩行映像解析，酪農，跛行，蹄病，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と考えられる。

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になってしまう [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罹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センサ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る骨盤の動きを特徴量として機械学習を用い、蹄をかば

<sup>1</sup> 大阪大学  
Osaka Univ.

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。

本研究では平均シルエットを特徴量として、早期の跛行検出を目的とし、跛行スコア 1 と跛行スコア 2 以上の 2 クラスでの推定を行うシステムを提案する。撮影されたデータから跛行スコアの推定までの一連の流れを自動で処理しており、撮影中に立ち止まるなど平均シルエットの生成に適さないデータを省く処理を実装した。同様に跛行の早期検出と自動化を目的とした Jabbar らの手法 [7] とは推定に用いる特徴量が異なり、さらに、複数頭の歩行シーケンスから個体ごとの映像への分割、解析に不適なデータの排除など、システムの自動化に欠かせない部分の評価は新規である。本研究では、システムの有効性評価においても、推定に有効な映像の取得率や長期間運用時の効果を含めシステムの実運用を念頭に置いた考察を行った。

## 2. 関連研究

### 2.1 乳牛のセンシング

#### 2.1.1 接触型センサによるセンシング

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、個体ごとの動きや体温などのデータを継続的に取得できる点で優れているが、酪農従事者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、システムの導入・維持にかかる酪農家の労力も大きい。

#### 2.1.2 非接触型センサによるセンシング

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 歩行映像解析

他方、カメラセンサを利用した映像解析は、人間の歩行

解析にも用いられている。中でも、映像解析に基づいた歩容認証に注目が集まっている。歩容認証とは歩容（人間の歩いている姿）を用いて人物認証を行う技術である。近年の歩容認証では服の色やテクスチャの影響を避けるため、シルエットに基づく表現がよく用いられる。その中でも最も頻繁に用いられるのが、平均シルエット [8] としても知られる、歩容エネルギー特徴（GEI: Gait Energy Image）[13] である。撮影された映像から得られる歩容のシルエット系列を位置歩行周期分で平均することで得られる。GEI は体型など静的な成分と腕や足の動きといった動的な成分の両方を含む特徴である。

### 2.3 跛行推定

2.1 で触れた通り、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。

#### 2.3.1 接触型センサによる跛行推定

跛行スコアの推定には様々な手法が試みられており、接触型センサを用いた手法としては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 [14]、3 軸加速度センサを乳牛に取り付けて、立ち上がりや歩行時のバランスを測定することで蹄病を検出する研究 [15]、[16] などがある。だが、これらの手法では特殊な装置や加速度センサを牛舎や乳牛に取り付ける必要がある。

#### 2.3.2 映像解析による跛行推定

安価かつ乳牛へ取り付ける必要がなく、牛舎への設置が容易な装置としてカメラや深度センサを用いた手法が研究されている。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 [17] などがある。Poursaberi らの研究 [17] 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考えられる。

#### 2.3.3 三次元映像解析による跛行推定

前項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 [18]、[19] が研究されている。Viassi らの研究 [19] 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。[19] 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

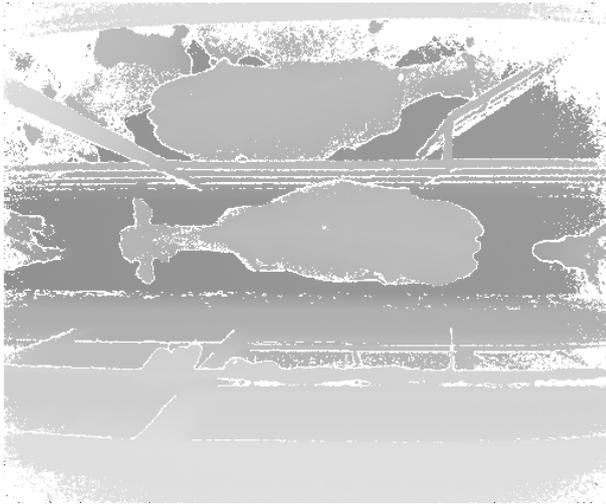


図 1 入力として想定される深度画像の例

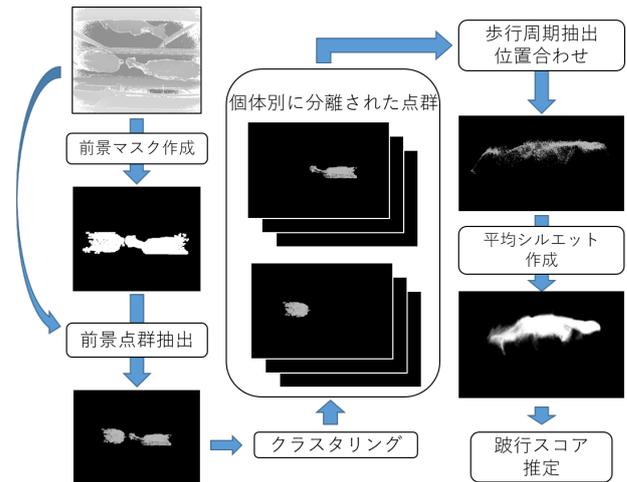


図 2 自動処理の流れ

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．一方で，システムの評価については，個体ごとに分割した後の三次元映像からの処理精度評価と跛行推定に対する評価しか行われておらず，映像を個体ごとに分ける前処理については評価の対象となっていない．

## 2.4 本研究の位置づけ

本研究では跛行の早期検出を目標とし，跛行スコア 1 と 2 以上の 2 クラスでの推定を行う．推定のための特徴量としては，人物認証などで実績のある平均シルエットを三次元映像から得られる点群を統一の仮想カメラ視点に投影しなおして作成する．また，実際の牛舎環境を想定し効率よくデータ収集を行うことを目指して，Jabbar の手法 [7] と同様に搾乳後に連なって移動する乳牛をまとめて撮影している．まとめて撮影された映像を各個体に分離し，特徴抽出を行い，跛行スコアの推定を行うまでの一連の動作を自動で行う．平均シルエットを特徴量として用い，自動で跛行検出を行う手法はこれまで提案されてこなかった．また，従来研究では，個体ごとに分離された映像に対しての処理しか評価されておらず，システム全体の評価は行われてこなかったが，本研究では牛が連なって歩く映像から各個体に分離する過程も精度評価の対象とし，システム全体の有効性について考察をしている．

## 3. 提案手法

本節では，ミルクパーラー出口付近の細い直線通路を乳牛が連なって歩く環境を直上から撮影した深度画像列，並びに同じカメラ位置から撮影された背景のみの深度画像列を想定入力として，そこから個体別に 1 歩行周期分の位置合わせ済み三次元点群（以下，シーケンスとする）

を取得．シーケンス内の全フレームによる平均シルエットを機械学習の特徴量として用い，跛行スコア 1 と 2 以上の 2 クラスについて分類を行う．

提案システムでは，RGBD カメラ等によって取得された，複数頭が一度に撮影された深度画像列からの個体ごとの三次元点群の抽出を自動で行い，そこから得られる特徴量で跛行スコアを推定する．また，各処理内において成否判定を行い，牛が歩行していないなど跛行推定に不適なシーケンスを検出し，特徴量を生成しない．

### 3.1 歩容特徴の抽出

#### 3.1.1 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，前景と背景の分離を行う．具体的には深度画像列を入力とし，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．

まず，事前に乳牛が映っていない状態で撮影された背景映像について，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をとる．本研究においては，深度差が 30cm 以上となる部分（前景）とそれ以外の部分（背景）に分けて，二値画像（図 3(c) 参照）を得る．この時点では，柵などの縁の部分については細い形状および材質（金属）に起因して時系列方向に距離の分散が大きく，図 3(c) の画像に示すように，柵の縁部なども前景となることがある．確率モデルを用いた背景差分等を用いてもよいが，本研究においては簡易的にこれに対処するため，距離値のばらつきが大きい部分を示すマスクを背景構築時に作成した．具体的には，平均背景画像と背景映像の特定フレームについて同様の二値化処理を行った画像（図 3(d) 参照）を生成し，膨張処理を行った．当該マスクおよび，牛の通路部を示す領域のマスクを図 3(c) から減算

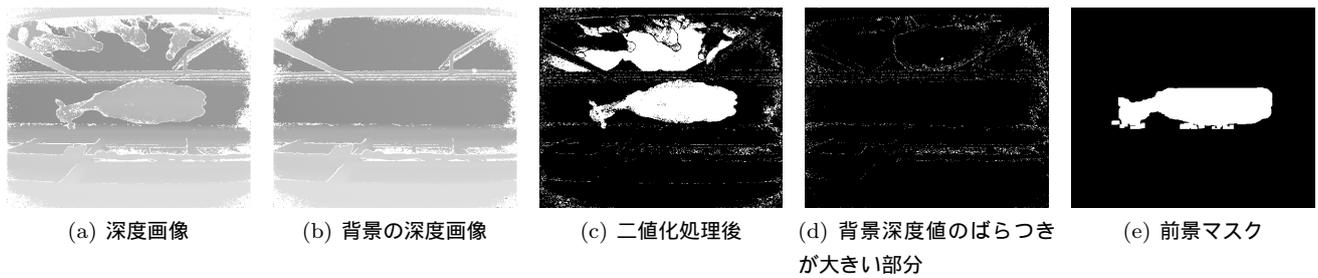


図 3 前景マスク作成の流れ

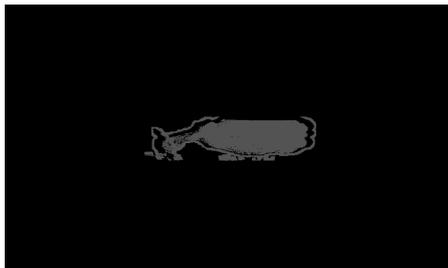


図 4 取り出した三次元点群

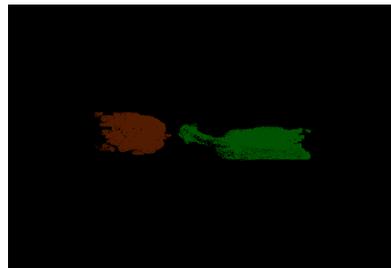


図 5 クラスタリングされた点群

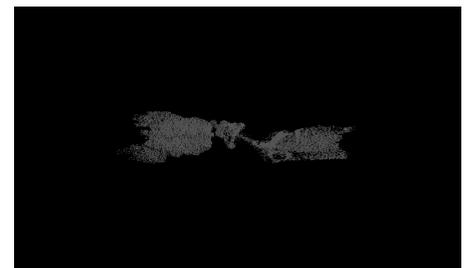


図 6 尻尾と頭が接近していて分離できなかった例

し、膨張処理を行う．さらに乳牛以外の小物体を除去するためにバウンディングボックスを割り当て、バウンディングボックスの面積が一定以下のものを除去することで、前景マスク（図 3(e)）を生成した．

### 3.1.2 個体分離

入力データは乳牛が連なって歩く様子が撮影されており、1つのフレームに2頭以上の個体が映りこんでいる場合がある．これを各個体に分離して処理を続けるために、個体分離を行う必要がある．三次元の点群映像を入力として、各個体ごとに分割された点群映像を出力する．

図 4 で示す深度データから前景部分をマスクして三次元点群を取り出したデータについて、さらに奥行方向で乳牛が通過する部分のみを抽出し、その三次元点群について euclidean cluster extraction 法 [20] を用いて図 5 のようにクラスタに分け、それぞれのクラスタをフレーム内に存在する各個体ごとの点群データとして分離する．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 [21] を適用している．

次に、各フレームにおいて分離された点群をトラッキングすることで、個体別の点群映像を生成する．具体的には、隣接する2フレーム間において、点群の重心位置が最も近いものを同一個体に属するものとする．なお、個体同士が近接もしくは接触している場合には、図 6 のようにうまく分離することができない場合もある．このようなフレームを含む点群列は、後述する歩行周期取得時に、重心位置の移動量を用いて排除される．

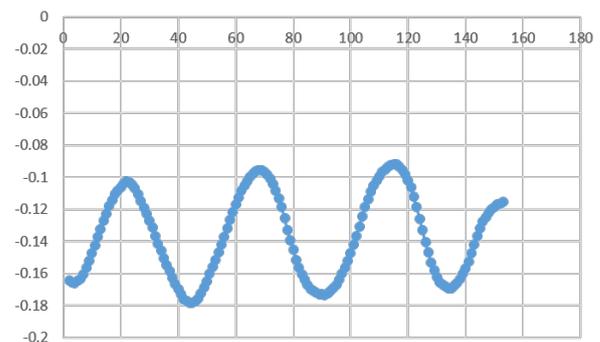


図 7 撮影カメラ座標上での点群重心の高さ方向の位置

### 3.1.3 1歩行周期の取得

本研究では、1歩行周期分の映像を跛行推定に用いる．提案手法では、個体ごとの三次元点群映像を入力とし、点群重心の移動から歩行周期を算出し、1歩行周期分の三次元点群映像を生成する．途中で立ち止まる、ほかの個体と分離されていないフレームが含まれる、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、本処理において除去し、点群列を生成しない．

搾乳施設の出入り口など、多くの撮影環境において、乳牛は画像上の一定方向（本研究における実験環境では左方向）に進むような撮影が可能である．提案手法では、各フレーム間の点群重心の移動量を算出し、全フレームのうち9割以上のフレームで、当該方向への変化量が確認されたシーケンスのみに処理を行う．

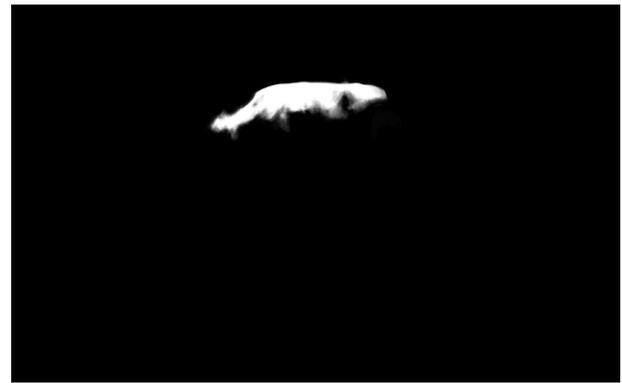
点群データについて、その重心を求めると、体躯の横揺れに起因して、歩行方向に垂直で床面に対して平行な方向に

周期的に移動していることがわかる。提案手法では、体躯の横揺れ方向の重心の軌跡（図7参照）上でピークをとるフレーム間を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。この時点では、ピークが3個以上存在し、複数の歩行周期が得られている場合があり、最も多くのディテールを含んだ歩行周期を選択する。最も多くのディテールを含むことを点群データに含まれる点の数が最も多いことであると考え、乳牛の歩行を真上から撮影すると、多くの場合、三次元点群に含まれる点の数の推移は緩やかな山形のグラフを描く。点数の最大値の9割以上の部分を得て、その区間の中心となる時刻を計算し、当該フレームを含む歩行周期を取得する。具体的には、1歩行周期のフレーム数に基づき、当該フレームを中心とするように開始フレームと終端フレームを設定した点群列を、後段の処理に用いる。

### 3.1.4 個体点群の位置合わせ

前節までに1歩行周期分のデータを得たが、各フレーム間で点群が移動しているため、跛行スコア推定に用いる歩容特徴を得るためには、各フレームの点群の位置合わせが必要である。1歩行周期分の点群映像を入力とし、位置合わせ済みの1歩行周期分の点群映像を出力する。この際、フレーム間での平行移動量、回転量の差が大きすぎる場合にはデータを生成しない。

各フレームの点群重心がそろそろように平行移動するとともに、個体の体向きをフレーム間でそろえるために、バウンディングボックスを推定し、その長軸が一致するように回転させる。平行・回転移動済みの点群を初期値として、iterative closest point (ICP) アルゴリズム [22] を使った位置合わせを行う。まず、シーケンス内の中間地点となるフレームを中心として、それよりも前のフレーム群と後のフレーム群に分ける。前のフレーム群についてはシーケンス内の中間地点となるフレームをターゲット、位置合わせするデータをその一つ前のデータとして、位置合わせを行う。それ以降順に、手前の操作で位置合わせが済んだフレームをターゲット、その一つ前のフレームを位置合わせするデータとして繰り返し行う。中間のフレームよりも後のデータについても、前後関係を逆にして同様の方法で位置合わせを行い、中間のフレームに近づける。次に、中間のフレームをターゲットとしてそれ以外のすべてのフレームを移動させる。最後に、はじめと同様、中間のフレームから順に隣の位置合わせ済みフレームに合わせるようにして位置合わせを行う。ただし、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、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などが原因で、頭部の位置が合い、体躯が大きくずれるような場



(a) 跛行スコア 1 の平均シルエットの例



(b) 跛行スコア 2 の平均シルエットの例

図 8 跛行有無による平均シルエットの違い

合もある。

### 3.1.5 平均シルエットの取得

跛行の特徴は背骨の形状と、脚の運び方などに現れる。本手法で想定している入力では、直上からの撮影を想定しているため、背骨の形状は取得できるが、足の運び方は遮蔽されるため直接取得することができない。足の運び方の代替となる情報としては、脚の付け根となる骨盤の位置変化が利用でき、背骨と骨盤のどちらの状態も含まれる特徴として、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、それを平均して平均シルエットを得る。

図 8 に、平均シルエット例を示す。跛行スコア 1 の平均シルエットで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背がわずかに丸まっている。平均シルエット特徴が、目視による跛行スコアの判定基準と同様の傾向を保持していることがわかる。

## 3.2 サポートベクタマシン (SVM) によるスコア推定

SVM [23] はパターン識別器を構成する際に広く利用される手法である。カーネル関数を用いることで、非線形分

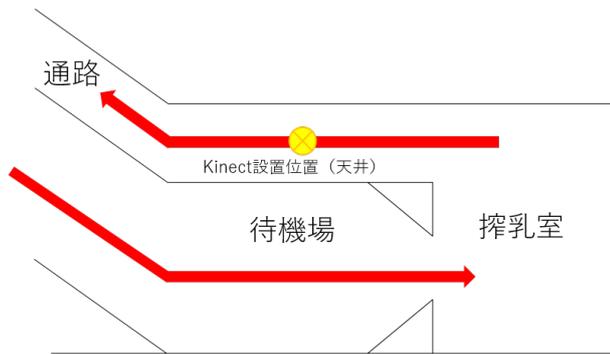


図 9 搾乳室周辺の見取り図

類にも利用できる．本研究では早期跛行検出のため，各データをスコア 1 とスコア 2 以上の 2 クラスに分類することを考える．また，画像を特徴量とすることから生成される特徴量の次元が多く複雑であることを考慮して，動径基底関数 (RBF) をカーネル関数として利用する．

入力として，平均シルエット画像とそれに対応する跛行スコア 1 もしくは跛行スコア 2 以上の 2 クラスのラベルを与える．出力として，推定された跛行スコア（跛行スコア 1 もしくは跛行スコア 2 以上の 2 クラス）を得る．平均シルエットは画像サイズが 525 × 480 であり，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った．寄与率が 90% を超えるように次元数を設定している．

#### 4. 実験

本節では，提案手法に基づき跛行スコア推定を行い，その精度を検証し考察する．また，実際にシステムを運用し，継続的に撮影を行った場合に正確なスコアを得るまでにかかる時間についても，ここで言及する．

##### 4.1 実験のためのデータ取得

撮影は，2018 年 8 月 9 日と 10 日の二日間，酪農学園大学の牛舎で行われ，2 日間の合計で 62 個体，105 回分の歩行映像を撮影した．撮影機材には Kinect v2 を用い，搾乳室（ミルクングパーラー）から出て通路を進む乳牛を真上から撮影した．撮影環境周辺の見取り図を図 9 に示す．当該牛舎に置いては，おおむね 10 頭程度ずつ搾乳され，一度に連なって通路を通過するため，それらをまとめて撮影した．直接的に足の運びなどの特徴を得るためには乳牛の歩行を横から撮影することが好ましいが，機材が乳牛と接触することや乳牛の動きに影響することを避けるため，ミルクングパーラー出口などに一般的に存在する細い通路を上方から撮影することが実用上好ましい．実際に，距離画像を用いた跛行推定の従来研究の多くは，本研究と同様に真上から撮影を行っている．

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 1 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．

##### 4.2 データ残存率

データ処理の過程では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，前後の牛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．各操作で残ったシーケンスの割合を以下の表に示す．残存率は以下の式で計算される．

$$\text{残存率} = \frac{\text{各操作で生成されたシーケンス数}}{\text{撮影されたシーケンス数}} \quad (1)$$

表 2 に本実験におけるデータ残存率を示す．撮影した乳牛のうち，29.52% について，跛行スコア推定用の特徴量を算出できた．なお，クラスタリング時の残存率は，点群クラスタリングによって生成されたシーケンス数を示しているものであり，同一個体でありながら別個体と識別されてしまったものも含む．歩行周期取り出しについては，進路がふさがり歩行できなかった個体などが除かれるために，クラスタリング後のデータからの減少は処理ではなく元データの質に起因するものが多い．一方で，歩行周期を取得したデータから点群の位置合わせを行う場合については，元データの質による影響よりも，位置合わせアルゴリズムによる部分が多い．この部分については手法を変更することでデータの残存率が向上する可能性がある．

処理されたデータの残存率を基にして，牛舎内の全頭数の 99% 以上のデータを集めることを考えると，撮影された牛から位置合わせ済み点群データが取り出される事象を独立であると仮定すると，14 回の撮影作業が必要である．また，実際には蹄の状態が悪くスムーズに歩くことができない個体については，歩行周期が取得できないことからデータ処理において位置合わせ済み点群を取り出せないことには留意が必要である．

表 1 撮影データ内の跛行スコア分布

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

表 2 撮影時期別と合計のデータ残存率

操作名	データ数	残存率
元データ	105	100.0%
クラスタリング	98	93.33%
歩行周期取り出し	62	59.05%
位置合わせ	31	29.52%

### 4.3 学習方法

各個体の歩行映像から得られた平均シルエット画像とそれぞれに紐づけされた跛行スコアを入力として学習する必要がある。前節において述べたとおり、62 個体、105 シーケンスの撮影に対して特徴抽出に用いることができたデータは 28 個体、31 シーケンスであり、2 日間の撮影で同個体が複数回撮影されていることがある。獣医師による跛行スコアの付与についても 2 日間実施し、各々同個体で異なるスコアが付与されていることがある。学習データについては、早期跛行検出を目標とすることと、精度検証への影響を加味して以下のように取り扱う。

- 2 日間のうちで異なるスコアが付与されている場合には、スコアの値が大きいのほうを真値とする
- 同一個体が識別されることによる精度への影響を避けるため、同一個体のデータが 2 つ含まれる場合には一方のみを学習データに利用する

上記に基づいて整理すると、28 個体のうちスコア 1 の個体が 18 頭、スコア 2 の個体が 10 頭となった。

### 4.4 推定精度の検証

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。

### 4.5 考察

#### 4.5.1 推定精度とデータ収集効率

本実験における学習データから得られた 2 クラス分類器の平均的な正解率（精度）は 0.857% となった。将来的に撮影の自動化、既存手法を用いた個体識別を行い、個体ごとに複数回の測定結果が紐づけられるようになれば、それらの結果を組み合わせることで精度の向上を図ることができる。例えば、図 10 に示すように、直近の予測結果の多数決をと

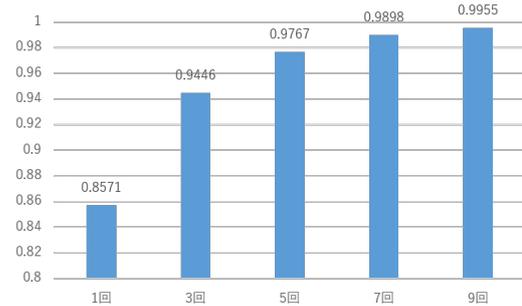


図 10 多数決で得られる正確性

ることにより、予測の正確性を向上することができる。牛舎内のおよそすべての個体に対して跛行スコアを推定することを考えると、4.2 より、跛行スコアを 1 回推定するのに、14 回の撮影が必要になることがわかる。一般的な牛舎環境では一日当たり二回の搾乳を行うことが多く、14 回の撮影には 7 日を要する。したがって、継続的に撮影を行うことで、7 日ごとに多数決を取り直すことができる。しかし、この計算においては時系列的な跛行スコアの変化を考慮していない。跛行の進行にかかる時間は数週間程度であると言われており、3 回分 (= 21 日) はまだしも、5 回 (= 35 日) 以上での多数決では時系列変化の影響が大きくなっていくと考えられる。短い期間で正確な跛行スコアを得るには、前処理部分の精度向上と機械学習によるスコア推定の精度の両方を向上させる必要がある。

#### 4.5.2 システムの実行速度

次に、システム全体の実行速度を考える。実験に用いた牛舎では 5 時～7 時ごろと 16 時～18 時ごろに搾乳作業を行うことから、システムの処理速度としては外部へのデータ転送をしないものとしても、その間およそ 9 時間以内にデータ処理を行う必要がある。

撮影後のデータから跛行スコアの推定まで、実際にかかった時間について表 4 にまとめる。なお、実行環境は CPU:core i7-8700K, RAM:32GB である。

すべての場合について、9 時間以内で処理が行えていることがわかる。もっとも時間がかかったものでも 5 時間以内には処理ができており、今回のデータ収集に用いた牛舎環境では十分な速度といえる。一方、数百～数千頭を飼養するような大規模牛舎ではデータ処理が間に合わない可能性があり、処理の高速化や、クラウド環境での処理などを念頭に置いた方策が必要となる。

表 3 データの推定結果

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

表 4 撮影日別データの処理時間と検出頭数

撮影日	2018.8.9	2018.8.10
処理時間	3:11:39	2:32:23
抽出したデータ数(頭)	12	19

## 5. おわりに

本研究では、深度カメラによって撮影された乳牛が連なって歩く場面の深度画像列について自動で処理を行い、歩行1周期分の各個体の三次元点群データを抽出し特徴量を得て、乳牛の跛行スコアの推定を行った。実際に自動で運用されることも踏まえ、推定した跛行スコアの精度検証だけでなく、処理速度や歩留まりを考えたデータ残存率などについても考察した。

跛行スコア推定のためデータの前処理をする段階で多くのデータが失われており、位置合わせをはじめとする前処理の手法は検討の余地がある。1歩行周期の点群を取得する際に、映像内で歩いていない個体や、牛同士が接触しており分離できなかった場合など、映像の内容に起因する不適データの除去を行った。一方、点群の三次元位置合わせの段階では、剛体の位置合わせを前提としたICPアルゴリズムを用いているために、位置合わせに失敗していることがあった。非剛体位置合わせを前提としたアルゴリズムに置き換えるなどにより、データ残存率の向上につなげることは、実用的なシステムを構築する上で有用である。

### 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心から感謝致します。また、本研究の一部は、JSPS 科研費 JP17K12715 の助成を受けて行われました。

### 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] 公益社団法人日本装削蹄協会: <http://sosakutei.jrao.ne.jp/sakutei-knowledge/>。
- [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] and S. Sarkar: Simplest representation yet for gait recognition: averaged silhouette, *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004.*, Vol. 4, pp. 211–214 Vol.4 (online), DOI: 10.1109/ICPR.2004.1333741 (2004)。
- [9] Geng, L., Qian, D. and Zhao, C.: Cow identification technology system based on radio frequency, *Trans. 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] and: Individual recognition using gait energy image, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 28, No. 2, pp. 316–322 (online), DOI: 10.1109/TPAMI.2006.38 (2006)。
- [14] 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 (online), DOI: <https://doi.org/10.1016/j.applanim.2017.01.011> (2017)。
- [15] Blackie, N., Amory, J., Bleach, E. and Scaife, J.: The effect of lameness on lying behaviour of zero grazed Holstein dairy cattle, *Appl. Anim. Behav. Sci.*, Vol. 134, pp. 85–91 (2011)。
- [16] Ito, K., von Keyserlingk, M., LeBlanc, S. and Weary, D.: Lying behavior as an indicator of lameness in dairy cows, *J. Dairy Sci.*, Vol. 93, pp. 3553–3560 (2010)。
- [17] 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, *Comput. Electron. Agr.*, Vol. 74, pp. 110–119 (2010)。
- [18] 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, *Biosyst. Eng.*, Vol. 119, pp. 108–116 (2014)。
- [19] 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, *Proc. Int. Conf. of Agricultural Engineering* (2014)。
- [20] Rusu, R. B.: Semantic 3D Object Maps for Everyday Manipulation in Human Living Environments, *KI - Künstliche Intelligenz*, Vol. 24, No. 4, pp. 345–348 (online), DOI: 10.1007/s13218-010-0059-6 (2010)。
- [21] Bentley, J. L.: Multidimensional Binary Search Trees Used for Associative Searching, *Commun. ACM*, Vol. 18, No. 9, pp. 509–517 (online), DOI: 10.1145/361002.361007 (1975)。
- [22] Segal, A., Haehnel, D. and Thrun, S.: Generalized-ICP, *Proc. Robotics: Science and Systems*, Vol. 2, No. 4 (2009)。
- [23] Boser, B., Guyon, I. and Vapnik, V.: A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers, *Proc. Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory*, pp. 144–152 (online), DOI: 10.1145/130385.130401 (1992)。