

# 乳牛の蹄病検出のための3次元歩行画像解析

砂川 翔哉<sup>1</sup> 大倉 史生<sup>1</sup> 楨原 靖<sup>1</sup> 村松 大吾<sup>1</sup> 八木 康史<sup>1</sup>

**概要:** 昨今酪農業界において、戸数あたりの乳牛の増加に伴い酪農従事者の乳牛管理の負担が増加している。乳牛の管理が行き届かずに乳牛が病気にかかることは、生乳の品質および生産効率の悪化につながる。そのような背景から ICT を用いた乳牛の健康管理の省力化・低コスト化の必要性が高まっている。乳牛の病気は外見的特徴に現れるものが多数あり、かつ低コスト化を意識すると、映像解析による管理が有望である。蹄の傷や壊死を伴う蹄病は、最も重要かつ重大な疾病の一つであり、獣医師などが目視で蹄病を診断する際、背中形状と歩き方の観察により蹄の健康度を表す跛行スコアを付与する。本研究では、深度センサから得られる乳牛の3次元映像を解析することにより、跛行スコアを推定する。本報告では、跛行スコア推定のためのデータベース構築について述べるとともに、跛行スコア推定のための特徴量を提案する。従来、目視で跛行スコアを付与する際に用いられる背中形状を乳牛の3次元形状から抽出し、獣医師による目視観察により付与された実際のスコアと比較することにより、本研究で提案する特徴量の有効性を検証する。

**キーワード:** 乳牛、跛行スコア推定、3次元画像解析、データベース構築

## 1. はじめに

酪農業において、乳牛の日々の健康管理を適切に行うことが極めて重要である。しかし近年、酪農従事者の高齢化 [1] と酪農家あたりの乳牛飼育数の増加 [2,3] により、酪農家にかかる負担が増加している。酪農家は掃除、給餌、搾乳等の作業に追われ、日々の健康管理のために乳牛を観察する機会が減少している。日々の健康管理を怠ると乳牛の病気の発見が遅れ、生乳の品質や生産効率が悪化することにより、経済的損失を被る。

特に蹄の健康維持は、乳牛の健康管理において重要である。蹄に異常が生じると、乳牛は痛みにより歩行を嫌がる。これにより、蹄に血液が循環せず、状態はさらに悪化し、乳牛の運動量が減少する。その結果、蹄のみならず全身の様々な病気やトラブルの原因となる [4]。最悪の場合、起立もままならないため、食糧摂取が困難になり産乳量も減少し、死に至ることもある [5]。

獣医師や酪農家はいくつかの指標を目視や触診によって、乳牛の健康状態を計測している。躯体と体脂肪のバランスを見ることで肥満または痩せすぎの状態を知ることができるボディコンディションスコア (以降、BCS と呼ぶ)、ルーメン (第一胃) 窩と呼ばれる牛の左側のへこみ度

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 (以降、RFS と呼ぶ)、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スコアがその一例である [6]。RFS は数時間単位、BCS と跛行スコアは数週間単位で変化するとされている。

本研究では、健康状態管理のためのスコアのうち、蹄の健康維持に直接関連する跛行スコアについて取り扱う。乳牛の蹄に異常がある場合、背中形状と歩行に変化が見られる。跛行スコアは、これらの特徴変化によりスコア1からスコア5の5段階に振り分けられる。跛行スコアが低いほど乳牛の蹄は健康で、跛行スコアが高いほど蹄の状態が好ましくないことを示す。図1(a)に跛行スコア1の乳牛、図1(b)に跛行スコア3の乳牛を示す。跛行スコアが高くなると、背中が曲がるということが知られている。背中の曲がり方とともに、歩幅が小さくなったり脚を庇ったりする様子を観察し、詳細なスコアを決定する [5]。

健康状態管理のためのスコアリングは酪農家の目視による観察で行われており、獣医師が定期的に診断することもある。しかし、前述のように酪農家は日々別の仕事に追われているため観察回数が少なく、病気を見落とす可能性がある。獣医師が日常的に診断することは、コストと獣医師の数を考えると非現実的である。そのため情報技術を用いた日常的な診断は、乳牛管理の省力化および高品質な乳牛生産を実現するために必要である。跛行スコア推定に関し

<sup>1</sup> 大阪大学  
Osaka University, Suita, Osaka 565-0871, Japan



(a) 跛行スコア 1 の乳牛 (b) 跛行スコア 3 の乳牛

図 1 跛行スコアによる背中中の曲がり具合の違い [6]

て、乳牛の産乳量と食料摂取量、体重の変化を日々観察することで病気の兆候を発見する研究 [7,8]、4つの独立した体重計を用いることで脚をかばっている兆候を発見する研究 [9,10]、3軸加速度センサを用いて起立時や歩行時のバランスを測定することで蹄病を発見する研究 [11-14] などが行われている。しかし、これらの手法は、特殊な体重計や加速度センサを牛舎や牛体に取り付ける必要がある。

近年安価かつ牛体への取り付けが必要なく、牛舎への設置が容易なカメラや深度センサを用いた健康状態の推定が注目されている。画像処理に基づく跛行スコアの推定手法として、牛体の真横から撮影された映像から背中中の曲がり具合 [15,16] や歩幅や着地タイミング [17-19] を観察することで跛行スコアを推定する研究が行われている。また、深度センサを用いた3次元画像処理による手法として、背中中の形状を求め、頭の下がり具合も考慮した独自の指標により、跛行スコアを推定する研究が行われている [20,21]。しかし、3次元画像処理による従来手法では、跛行スコア推定に用いる特徴量を計算するために用いる三次元座標群を全て手作業で入力する必要があり、自動化には程遠い。また、3次元画像処理における重要な問題である三次元形状の計測誤差に対処する手法は提案されていない。

本研究では、深度センサにより撮影された深度画像を入力として、3次元形状計測の誤差を考慮して背形状を抽出する。また、抽出された背形状に基づく特徴量と、獣医師により手作業で付与された跛行スコアの回帰分析に基づきスコアを推定する。本報告では、跛行スコア推定のためのデータベース構築及び背形状に基づく特徴量を提案し、構築されたデータベースを用いた実験により跛行スコア推定手法の有効性を検証する。

## 2. スコア付き乳牛データベースの構築

酪農学園大学の協力の下、牛舎内に撮影機器を取り付けて乳牛を撮影し、その映像を加工してデータベースを作成した。本研究で構築したスコア付きデータベースは、本報告で提案する背形状に基づく跛行スコア推定のみならず、他の特徴量を用いた跛行スコア推定や、健康状態に関する他スコアの推定に活用できる。

カラー画像	三次元点群	個体識別番号	撮影日時	BCS (右)	BCS (左)	RFS	跛行スコア
		745	2015/10/11 7:41	3	3	3	2
		970	2015/10/12 10:05	3	3	3	1
		996	2015/10/12 12:11	3	3	4	1

図 2 データベース例



図 3 牛舎の見取り図



図 4 Kinect の設置位置

### 2.1 データベースの構成

本研究では、以下の情報を持つデータベースを構築する。図 2 にデータベースに登録された乳牛の例を示す。

- (1) カラー画像・深度画像
- (2) 乳牛の歩行 1 周期分の 3 次元点群データ
- (3) 乳牛の個体識別番号
- (4) 撮影日時
- (5) BCS(左右)
- (6) RFS
- (7) 跛行スコア

**カラー画像・深度画像** 乳牛の撮影は酪農学園大学の協力の下、牛舎内に Kinect for Windows v2 (以降、Kinect と呼ぶ) を取り付けて行った。本研究では、カラー画像と深度画像を撮影している。Kinect の仕様を表 1 に示す。牛舎内で、乳牛は図 3 に示す矢印方向に移動する。Kinect は図 4 のように取り付けられている。この位置に設置することで、乳牛の歩行を 1 周期程度撮影するとともに、乳牛の体の左側面に存在するルーメンを撮影することで、今後 RFS 推定のためのデータとしても扱うことができる。以上の環境で撮影されたカラー・深度画像 (図 5(a)、図 5(b) 参照) をデータベースに登録する。ただし、Kinect が家庭用ゲーム機用のカメラであることから、出力のカラー画像・深度画像共に左右反転している。

**乳牛の歩行 1 周期分の 3 次元点群データ** 歩行 1 周期分の 3 次元点群データは、Kinect で撮影された深度画像 (図 5(b) 参照) から得られる。図 5(b) では、画像中の真っ黒な画素が測定不能点で、黒に近いほど近景、白に近いほど遠

表 1 Kinect の諸元

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



(a) 乳牛のカラー画像 (b) 乳牛の深度画像

図 5 Kinect による撮影画像例

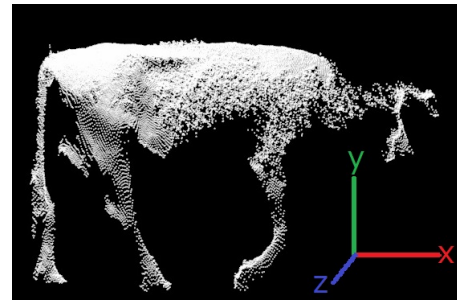


図 7 乳牛の点群データ

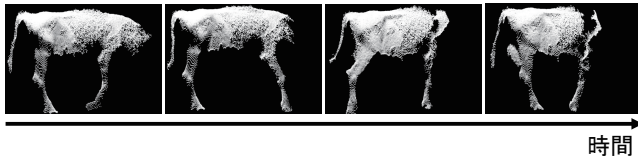


図 6 乳牛の歩行の様子を撮影した 3 次元点群

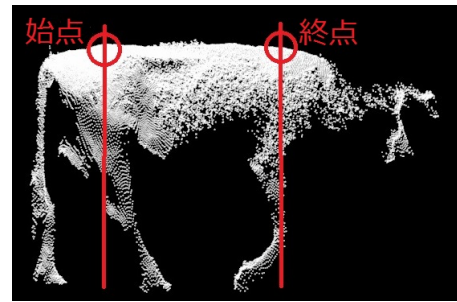


図 8 背線の始点・終点の設定

景の点となっている。この深度データから点群データを生成し、Kinect の画角内に進入してきた歩行中の乳牛の点群のみを取り出してから、Iterative Closest Point (ICP) アルゴリズム [22] により位置合わせすることによって、乳牛が歩行しているシーンの 3 次元点群データを得る。本研究では、この点群データから撮影中に立ち止まらず、1 周期以上連続して歩行する乳牛を手動で選択した。本研究で Kinect を設置した牛舎では乳牛が 16 頭飼育されている。ここから、個体毎に異なる日・時間に撮影されたものを含む歩行 1 周期の点群データから、延べ 42 頭分のデータベースを構築した。歩行中の乳牛の点群の一例を図 6 に示す。乳牛の個体識別番号と撮影日時 乳牛は図 3 のカメラの撮影範囲に進入する前に必ず搾乳ロボットを通過する。搾乳ロボットでは、搾乳作業を行った乳牛の個体識別番号と日時を自動で記録する。搾乳ロボットで取得した乳牛の個体識別番号と日時は撮影データと対応しており、それぞれをデータベースに登録する。

**BCS(左右)、RFS、跛行スコア** 各スコアは酪農学園大学にて獣医師が定期的に診断することによって得られたデータで、搾乳ロボットの日時データと紐付けられる形で管理されている。これらのスコアをそれぞれデータベースに登録する。本研究で推定する跛行スコアについて詳述する。跛行スコアは 1 章でも述べたように 5 段階で評価され、スコア 1 の乳牛は蹄の状態が最も健康で、スコアが大きくなるにつれて蹄の状態も悪化する。本研究に用いるデータベースには、2015 年 9 月 28 日と 2015 年 10 月 12 日に付けられたスコアを使っており、表 2 のような分布となっている。また、乳牛の歩行 1 周期分の 3 次元点群データに対するスコアは、スコアの付けられた前後一日間でスコアが変化しないことを仮定して付与している。これは 1 章で述べたように跛行スコアが数日単位ではなく数週間単位で変化する指標であるためである。

### 3. 乳牛の背形状を用いた跛行スコア推定

#### 3.1 概要

本研究では、乳牛の跛行スコアの推定のために、静止画像から抽出された背形状を用いる。図 7 は背形状の特徴を求める際に使用する点群の例であり、登録した乳牛の歩行 1 周期分の 3 次元点群データから全身が映っている 1 フレームを選択したものである。本研究のように、Kinect を用いて真上または斜め上から深度画像を撮影する際、撮影環境 (カメラ画角など) の問題により乳牛の歩行が十分な時間撮影できないことがある。本章で提案する背形状を用いた手法では、そのような場合でも、背中が映っている 1 フレームを取り出すことでスコア推定が可能である。

提案手法では、あらかじめ設定された背線の始点・終点 (図 8 参照) を入力として、図 9 のような背線を自動抽出し、特徴量を計算する。乳牛は、蹄の状態が悪くなるにつれ図 1(a) から図 1(b) のように背中が曲がることが知られている [5,6]。本研究では、背中中の曲がり具合を、躯体を真横から見た時の背線と直線が作る面積として表すことによって背形状の特徴量  $F_{bck}$  とする。以下では具体的な  $F_{bck}$  の求め方を述べる。なお、座標系は図 7 に示すように右手系を

表 2 乳牛の跛行スコア分布

跛行スコア	乳牛の頭数
1	30
2	11
3	0
4	1
5	0



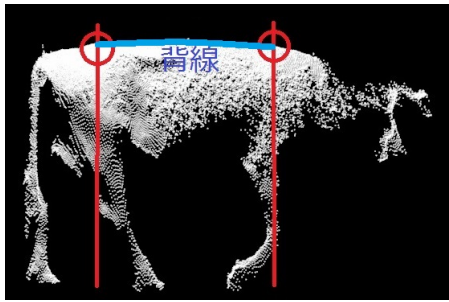


図 9 抽出された背線の例 (青線)

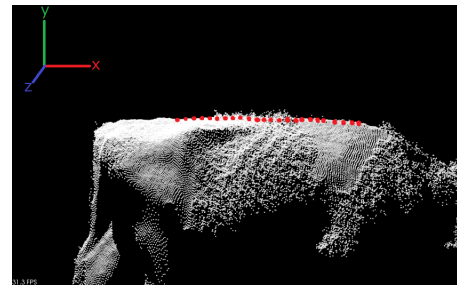


図 11 抽出された背骨点の集合

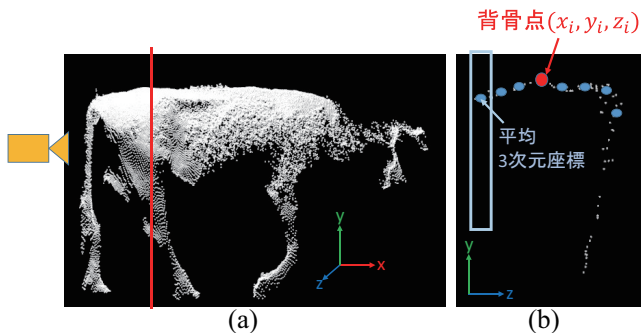


図 10 背骨点の推定

とるものとし、データベース構築時 (2 章参照) においてあらかじめ位置合わせがなされているものとする。

### 3.2 背線の抽出

事前に設定した背線の始点と終点までの区間において、微小区間ごとに背線を構成する三次元座標 (背骨点) を推定し、背骨点を近似する曲線を背線の形状とする。本研究では、後脚・前脚の付け根位置を目安に、背線の始点・終点位置を設定した。

背骨点の推定のため、 $x$  軸方向への微小区間内に含まれる点群スライス (図 10(b) 参照) を抽出する。三次元点群には、深度画像の計測誤差が含まれるため、誤差軽減のために  $z$  軸に沿って一定間隔毎に、3 次元点群の座標を平均した代表点を求める。その代表点の中で  $y$  軸方向に最大の点を背線を形成する背骨点  $(x_i, y_i, z_i)$  とする。以上の操作を、始点から終点まで  $x$  軸方向に微小にずらしながら行い、図 11 のように乳牛の背骨点の集合を得る。これ以降、後脚の位置の  $y$  軸方向の最高点を始点、前脚の位置の  $y$  軸方向の最高点を終点と呼ぶ。

抽出された背骨点の集合には、3 次元計測誤差および乳牛の背骨配置に由来する凹凸が存在する。一方、乳牛の跛行傾向の観察には、一般に乳牛の背線形状がなす滑らかなカーブ (もしくは直線) が用いられる。そのため、本研究では前段落で検出された点群を用いて、次の式 (1) で表される 2 次近似曲線  $p(x)$  を求める。

$$p(x) = p_{n-1}x^2 + p_nx + p_{n+1} \quad (1)$$

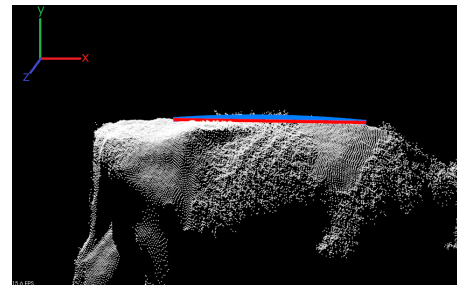


図 12 2 次近似曲線 (青色) および始点と終点を結ぶ直線 (赤色)

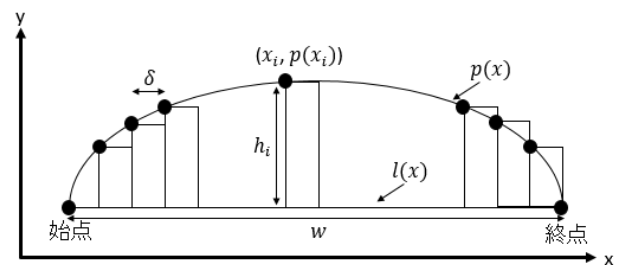


図 13 特徴量  $\mathcal{F}_{bck}$  の算出

得られた 2 次近似曲線  $p(x)$  を青色、始点と終点を結ぶ直線を赤色したものを図 12 に示す。

### 3.3 特徴量の算出

本研究では、式 (1) で表される 2 次近似曲線  $p(x)$  と、背線の始点と終点を結んだ直線  $l(x)$  が作る面積をスコア推定のための特徴量  $\mathcal{F}_{bck}$  とする。 $\mathcal{F}_{bck}$  は図 13 で示すように区分積法により求められる。微小区間の幅を  $\delta$ 、直線  $l(x)$  から  $i$  番目 ( $1 \leq i \leq n$ ) の点  $(x_i, p(x_i))$  までの高さを  $h_i$  とすると、面積は式 (2) で表される。

$$\delta \sum_{i=1}^{n-1} h_i \quad (2)$$

式 (2) は乳牛の大きさを考慮していないため、得られる値は大きな乳牛ほど大きくなり、小さな乳牛ほど小さくなる。よって、始点から終点までの距離  $w$  を用いて正規化した面積を特徴量  $\mathcal{F}_{bck}$  とする。

$$\mathcal{F}_{bck} = \frac{\delta \sum_{i=1}^{n-1} h_i}{w^2} \quad (3)$$

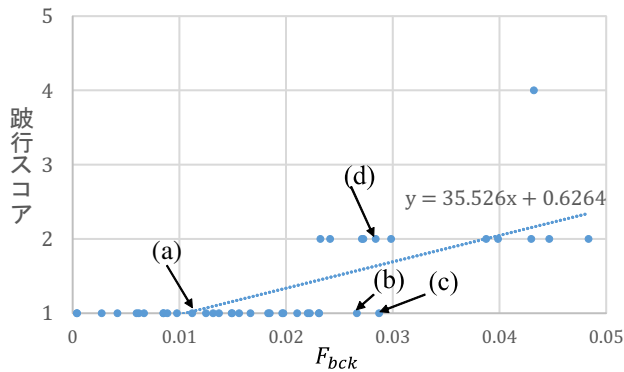


図 14 背形状特徴  $F_{bck}$  と跛行スコアの線形回帰

## 4. スコア推定実験

本研究で提案する特徴量および特徴抽出手法の有効性を評価するため、獣医師等により付与された跛行スコアとの線形回帰を行い、スコア推定を行った。

### 4.1 線形回帰と交差検定によるスコア推定精度評価

データベース中の全 42 頭分の歩行 1 周期分の 3 次元点群データから乳牛の全身形状が撮影されたフレームを抽出し、3 章で提案した背形状の特徴を算出し、データベース中の跛行スコアとの線形回帰を求めた。図 14 に線形回帰の結果を示す。

さらに、42 頭のデータベースを用いた一個抜き交差検定により、各特徴で実際の跛行スコアとの誤差平均とスコア一致率を求めた。スコア一致率は結果を四捨五入して求めたスコアと実際の跛行スコアとがどれほど一致しているかを表す。なお、跛行スコアがスコア 1 からスコア 5 までの 5 段階の指標であることを考慮して、推定結果が 1 以下になった場合は 1 に、5 以上になった場合は 5 とした。

背形状特徴  $F_{bck}$  を用いた推定値の絶対平均誤差 (Mean Absolute Error: MAE) は、0.317 となった。また、スコア一致率は 88.1% となった。評価に用いるデータベースが異なるため単純な比較はできないが、深度センサを用いた跛行スコア推定の既存研究 [20] におけるスコア一致率 60.2% と比較し高い数値となった。

### 4.2 考察

**提案特徴量  $F_{bck}$  についての考察** 図 14 の背形状の特徴量  $F_{bck}$  の線形回帰結果を考察する。図 15(a) は、 $F_{bck}$  が小さな値をとった図 14 中の個体 (a) の背形状を示す。同様に、図 14(b)~(d) には、図 15(b)~(d) がそれぞれ対応する。

ここでは特に、跛行スコアが 1 でありながら、スコア 2 に属する個体 (d) の  $F_{bck}$  よりも大きな値をとる図 14 中の (b)、(c) について詳述する。個体 (b) がスコア 1 でありながら、 $F_{bck}$  の値が大きくなった理由として、歩行中の背線形状の変化が挙げられる。個体 (b) 歩行中の動画像の異な

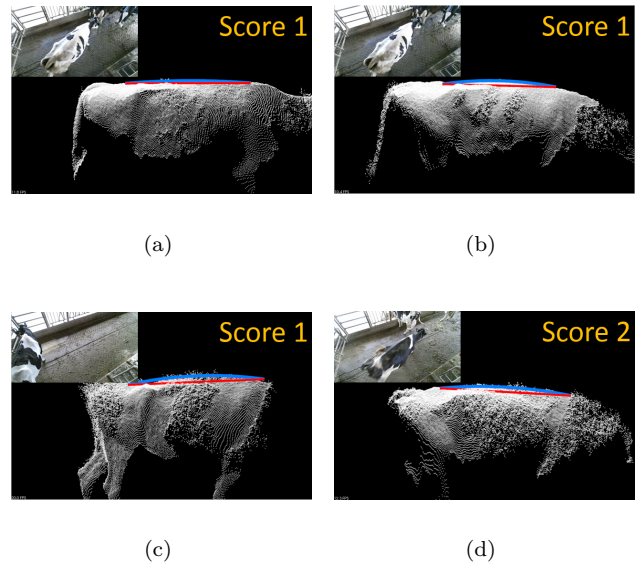


図 15 背形状の例 (図 (a)~(d) は、図 14 の個体 (a)~(d) に対応)

るフレームについて、図 15(b) と比較し直線的な背線が観察された。個体 (c) がスコア 1 でありながら  $F_{bck}$  の値が大きくなる理由として、計測誤差が挙げられる。提案手法は、3 次元計測誤差による影響を軽減する背線抽出を実現している。しかし、提案手法は距離計測結果のバイアス誤差 (真の形状と比較し常に手前または奥の点として観測される誤差) に対応する処理は含まれない。このような誤差は、深度センサにより放射される赤外光の反射率が低い黒色の体表面上において顕著に観察された。

背形状の特徴抽出に関しては、選択するフレームや大きな計測ノイズの影響が存在しているため、それらの影響をさらに軽減するための対策が必要である。

**スコア推定についての考察** 本研究で提案した背形状の特徴による推定の精度は、用いたデータベースが異なるため単純比較はできないが、既存研究 [20, 21] と比較し高かった。既存手法は、手作業で入力された背骨上および頭部の特徴点群を利用する。本研究のように頭部を常に観測することが難しい場合、従来研究で用いられた特徴量をそのまま利用し比較することはできない。しかし、既存手法と比較し、始点と終点を設定するのみで背線の自動抽出・特徴量計算を行う提案手法の有用性は高いと考えられる。

特徴点間の長さや角度情報のみを用いた既存研究と比較し、本研究では面積情報という、特定の特徴点位置における 3 次元計測誤差に頑健な特徴量を選択したことが、本研究における推定結果が既存研究よりも精度が高い理由として挙げられる。一方で、データベースの規模の大きさ、スコアのばらつき具合は既存研究と大きく異なる。本研究で全 42 頭からなるデータベースを用いたのに対して、既存研究で用いたデータベースには何百頭もの乳牛が登録されている。さらに信頼性の高い結果を得るためにはデータベースの大規模化が必要である。

## 5. おわりに

本研究では、獣医師らによって付与された跛行スコアと歩行1周期分の乳牛の3次元点群データを対応付けたデータベースを作成した。構築されたデータベースに基づき跛行スコアを推定するため、背形状の抽出手法および背形状を用いた特徴量を提案した。また、本研究で提案したスコア推定手法を用いて、一個抜き交差検定によるスコア推定精度の評価を行った。

実験の結果、本研究で提案した背形状特徴による推定精度は88.1%となり、既存研究を上回った。しかし、依然として改善の余地が見られる。3次元計測ノイズが大きい場合、特徴量に大きな影響を及ぼす。また、選択するフレームに関してもフレーム間の関係を考慮する必要がある。今回使用したデータベースは42頭で構成されており、既存研究と比較し小規模である。そのため、推定結果の信頼性が低く、乳牛データベースを大規模化する必要がある。

跛行スコアは蹄の状態を表す指標であるため、背形状以外に歩行中の脚の動きを直接観察することも評価観点の一つとされる。従来、目視による跛行スコアの付与においても、背形状のみを用いることと比較し、歩行動作を解析することにより詳細なスコアリングが可能であると言われている [5]。また、歩行動作の解析は、疾病が発生した脚の判別の他、初期段階での蹄病の発見に有効である。歩様解析による跛行スコアの推定手法を検討する必要があり、またBCSやRFSなどの他スコアの推定が今後の課題である。

## 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。本研究はJSPS科学研究費補助金 研究活動スタート支援 15H06362の助成を受けたものです。

## 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, 2015.
- [3] 一般社団法人Jミルク. 乳用牛飼養戸数・頭数(全国), 2015.
- [4] 公益社団法人日本装削蹄協会. <http://sosakutei.jrao.ne.jp/sakutei-knowledge/>.
- [5] Jan Hulsen, 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.
- [6] Jan Hulsen, 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] T.F. Borderas, A. Fournier, J. Rushen, and A.M.B. De Passille. Effect of lameness on dairy cows' visits to automatic milking systems. *Can. J. Anim. Sci.*, Vol. 88, pp. 1–8, 2008.
- [8] R.M. de Mol, G. Andre, E.J.B. Bleumer, J.T.N. van der Werf, Y. de Haas, and C.G. van Reenen. Applicability of day-to-day variation in behavior for the automated detection of lameness in dairy cows. *J. Dairy Sci.*, Vol. 96, pp. 3703–7712, 2013.
- [9] N. Chapinal, A.M. de Passille, J. Rushen, and S. Wagner. Automated methods for detecting lameness and measuring analgesia in dairy cattle. *J. Dairy Sci.*, Vol. 93, pp. 2007–2013, 2010.
- [10] M.E. Pastell and M. Kujala. A probabilistic neural network model for lameness detection. *J. Dairy Sci.*, Vol. 90, pp. 2283–2292, 2007.
- [11] N. Blackie, J. Amory, E. Bleach, and J. Scaife. The effect of lameness on lying behaviour of zero grazed holstein dairy cattle. *Appl. Anim. Behav. Sci.*, Vol. 134, pp. 85–91, 2011.
- [12] K. Ito, M.A.G. von Keyserlingk, S.J. LeBlanc, and D.M. Weary. Lying behavior as an indicator of lameness in dairy cows. *J. Dairy Sci.*, Vol. 93, pp. 3553–3560, 2010.
- [13] C. Kamphuis, E. Frank, J.K. Burke, G.A. Verkerk, and J.G. Jago. Applying additive logistic regression to data derived from sensors monitoring behavioral and physiological characteristics of dairy cows to detect lameness. *J. Dairy Sci.*, Vol. 96, pp. 7043–7053, 2013.
- [14] M. Pastell, J. Tiusanen, M. Hakojarvi, and L. Hanninen. A wireless accelerometer system with wavelet analysis for assessing lameness in cattle. *Biosyst. Eng.*, Vol. 104, pp. 545–551, 2009.
- [15] A. Poursaberi, C. Bahr, A. Pluk, A. Van Nuffel, and D. Berckmans. 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.
- [16] S. Viazzi, C. Bahr, A. Schlageter-Tello, T. Van Hertem, E.C.B. Romanini, A. Pluk, I. Halachmi, K. Lokhorst, and D. Berckmans. Analysis of individual classification of lameness using automatic measurement of back posture in dairy cattle. *J. Dairy Sci.*, Vol. 96, pp. 257–266, 2013.
- [17] N. Blackie, E. Bleach, and J. Scaife. Impact of lameness on gait characteristics and lying behaviour of zero grazed dairy cattle in early lactation. *Appl. Anim. Behav. Sci.*, Vol. 129, pp. 67–73, 2011.
- [18] A. Pluk, C. Bahr, A. Poursaberi, W. Maertens, A. van Nuffel, and D. Berckmans. Automatic measurement of touch and release angles of the fetlock joint for lameness detection in dairy cattle using vision techniques. *J. Dairy Sci.*, Vol. 95, pp. 1738–1748, 2012.
- [19] X.Y. Song, T. Leroy, E. Vranken, W. Maertens, B. Sonck, and D. Berckmans. Automatic detection of lameness in dairy cattle - vision-based trackway analysis in cow's locomotion. *Comput. Electron. Agr.*, Vol. 64, pp. 39–44, 2008.
- [20] T. Van Hertem, S. Viazzi, M. Steensels, E. Maltz, A. Antler, V. Alchanatis, A. Schlageter-Tello, K. Lokhorst, E.C.B. Romanini, C. Bahr, D. Berckmans, and I. Halachmi. Automatic lameness detection based on consecutive 3D-video recordings. *Biosystems Engineering*, Vol. 119, pp. 108–116, 2014.
- [21] T. Van Hertem, M. Steensels, S. Viazzi, E.C.B. Romanini, C. Bahr, D. Berckmans, A. Schlageter-Tello, K. Lokhorst, E. Maltz, and I. Halachmi. Improving a computer vision lameness detection system by adding behaviour and performance measures. In *Proc. Int. Conf. of Agricultural Engineering*, 2014.
- [22] A.V. Segal, D. Haehnel, and S. Thrun. Generalized-ICP. In *Proc. Robotics: Science and Systems*, Vol. 2, 2009.