

画像解析を用いた体重推定による肥育牛管理システムの開発

安田瞳美 村上知之[※] 松岡伽威亜^{※※} 深見忠典^{※※} 齋藤敏之^{※※※}

Development of a fattening cattle management system by weight estimation using image analysis

Hitomi Yasuda Tomoyuki Murakami Gaia Matsuoka Tadanori Fukami Toshiyuki Saito

要 約

黒毛和種肥育牛において、画像解析技術を用いた簡便な体重推定技術を確立するため、試験1ではデジタルカメラで牛体を真横と真後ろから測量ポールと共に撮影し、体型測定項目及び面積との相関調査と Deep Learning による体重予測を行った。試験2ではステレオカメラで牛体の周囲を動画撮影し、体表面積と体重との相関調査を行った。試験3ではスマートフォンを用いて牛体の周囲を動画撮影し、3D化を行い体積と体重との相関調査を行った。試験4では超音波距離計を連動させた web カメラで牛体を真上から撮影し、重回帰分析によって推定式を作成し、精度確認を行った。試験5では LCR メータで牛生体からインピーダンス値を測定した。

試験1～4より、超音波距離計を連動させた web カメラで真上から撮影することで簡便に体重推定が可能になり、その精度は平均誤差率 9.2%であった。この技術を用い、撮影画像から体重を自動推定し、Excel で各個体の体重の推移が確認できる肥育牛管理システムを開発した。なお試験5の牛生体のインピーダンス値測定には、剃毛や人員が必要といった課題点が残った。

キーワード：黒毛和種、肥育牛、体重、画像解析

緒 言

肥育牛の飼養管理を行う上で発育や健康状態を把握するため経時的な体重把握が重要である。体重測定を行うには牛衡機や体重推定尺を用いるため、作業には2人以上の人員が必要で労力と時間を要するほか、出荷直前の肥育牛は体重が700kg～900kgとなり危険も伴う。また、体重測定作業は牛に対しても大きなストレスとなり、外傷（アタリ）の発生など、肉質低下のリスクがある。そのため、画像解析による牛体測定値に基づく体重推定の研究は以前から行われているが、正姿勢でないと精度が低いために枠で固定しなければならぬなど、専用の装置が必要である。

一方、人工知能（artificial intelligence：以下 AI）を利用した画像認識技術の進歩は著しく、野生動物の種類や個体数を把握するために利用されており、AIを用いることで牛の画像から体重を推定することが可能であると考えられる。

そこで、画像解析技術を用いた簡便な体重推定技術を確立することを目的に試験を行った。

材料及び方法

〔試験1〕デジタルカメラで撮影した画像を用いた牛の画像認識と体重推定

1. 試験期間

令和2年4月～令和3年3月

2. 供試牛

4～11か月齢の黒毛和種子牛130頭を供試した。

3. 撮影機材・撮影方法

デジタル一眼レフカメラ（D5300, 株式会社ニコン）を用い、牛体を真横と真後ろから20cm間隔の測量ポールと共に撮影した。【図1, 2】

4. 測定項目

牛体測定で用いられる計14項目（体高・十字部高・体長（水平）・体長（斜め）・胸囲・腹囲・胸深・胸幅・腹幅・尻長・腰角幅・かん幅・坐骨幅・体重）を牛体測定器、和牛用骨盤計、テープメジャー（全て富士平工業株式会社）及び移動式牛衡期（5S, 株式会社宝計機製作所）を用いて測定した。

5. 調査項目

(1) 体重と体型測定値との相関調査

Excel アドインソフト「Statcel」を用いて体重と体型測定値との相関調査を行った。

※京都府農林水産技術センター畜産センター
碓高原牧場

※※山形大学大学院理工学研究科

※※※京都産業大学生命科学部先端生命科学科

(2) 体重と体表面積との相関調査

真横から撮影した牛体の画像を画像処理ソフト「ImageJ」を用いて体表面積を抽出した。

体表面積は【図 3】のとおり、①胸垂を含む前駆・中駆・後駆②胸垂を含まない前駆・中駆・後駆、③中駆・後駆、④中駆の 4 通りの部分について算出した。

Excel アドインソフト「Statcel」を用いて体重との相関を調査した。

(3) Deep Learning による回帰モデルを用いた体重予測

以下の手順で体重を予測した。

ア 牛が見切れている画像等を削除（データクレンジング）

イ 牛の横画像と測量ポールをラベル付け（アノテーション）

ウ 物体検知 AI モデルを用いて牛と測量ポールを検出し、背景などのノイズを除去

エ セグメンテーション AI モデルを用いて測量ポールのサイズから画像のアスペクト比が変わらないようにリサイズ

オ エで作成した 100 枚の学習データで回帰 AI モデルを作成し、16 枚の検証データで画像から体重を予測



図 1 真横



図 2 真後ろ

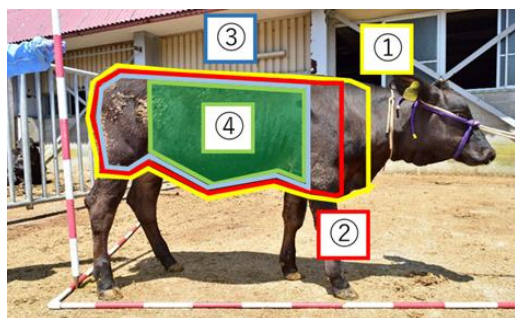


図 3 面積の分け方

〔試験 2〕ステレオカメラで撮影した画像を用いた距離情報把握と体重推定

1. 試験期間

令和 3 年 4 月～令和 4 年 3 月

2. 供試牛

9～30 か月齢の黒毛和種肥育牛 35 頭及び 15～17 か月齢のホルスタイン種育成牛 8 頭を供試した。

3. 撮影機材・撮影方法

黒毛和種肥育牛においては、ステレオカメラ（ISC-100VM, ミナト・アドバンスド・テクノロジー株式会社）を一脚と組み合わせて牛の全周囲を動画撮影し、その動画から、真横、上斜め横、上斜め後ろ、真後ろの 4 方向を静止画にするためトリミングを行った。【図 4～7】

ホルスタイン種育成牛においては、ステレオカメラを一脚と組み合わせて、牛の真上を動画撮影し、その動画から真上方向を静止画にするためトリミングを行った。【図 8】

4. 調査項目

(1) 真横、上斜め横、上斜め後ろ、真後ろの 4 方向における体重と体表面積との相関調査

真横・上斜め横・上斜め後ろ・真後ろから撮影した牛体の画像を画像処理ソフト「ImageJ」を用いて各方向の体表面積を抽出し、Excel アドインソフト「Statcel」を用いて体重との相関を調査した。

(2) 真上方向における体重と体表面積との相関調査

真上から撮影した牛体の画像を画像処理ソフト「ImageJ」を用いて体表面積を抽出し、Excel アドインソフト「Statcel」を用いて体重との相関を調査した。

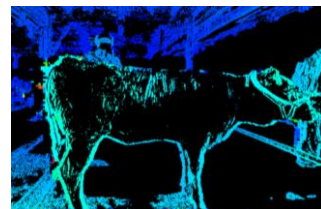


図 4 真横

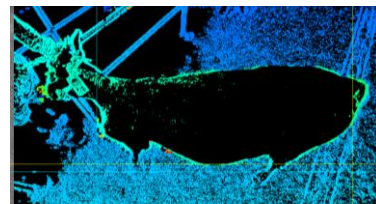


図 5 上斜め横

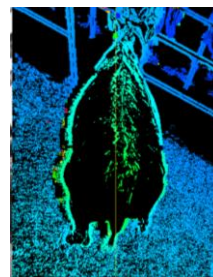


図 6 上斜め後ろ

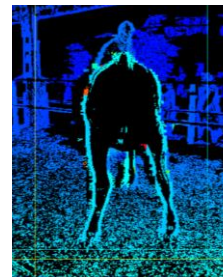


図 7 真後ろ

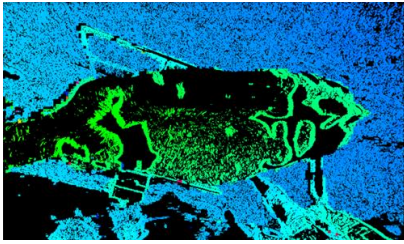


図8 真上

〔試験3〕牛の3D化

1. 試験期間

令和4年3月～令和4年8月

2. 供試牛

ホルスタイン種模型（サイズ：横 13.5cm×縦 8cm×幅 5.4cm）及び黒毛和種模型（サイズ：横 36.7cm×縦 20cm×幅 12.3cm）、黒毛和種子牛

3. 撮影機材・撮影方法

ホルスタイン種模型【図9】と黒毛和種模型【図10】においては、3D スキャナー（POP 2 3D スキャナー, Revopoint）に付属のミニターンテーブルに模型を置き、模型の周囲を3D スキャナーで撮影した。

黒毛和種子牛においては、スマートフォン（iphone11、Apple）を用いて牛の周囲を動画撮影した。

4. 調査項目

（1）3D スキャナーを用いたホルスタイン種模型の3D化

以下の手順で模型の3D化を行った。

ア ソフトウェア「Revo Scan」を用いて、スキャンした模型の点群データを取り込み【図11】

イ 模型の白部分のみ、スキャン可能であったため、穴が開いている部分を「Revo Studio」を用いて穴埋め【図12】

（2）3D スキャナーを用いた黒毛和種の3D化

以下の手順で模型の3D化を行った。

ア 格子状にテープを貼る【図13】

イ ソフトウェア「Revo Scan」を用いて、スキャンした模型の点群データを取り込み【図14】

ウ 模型の白部分のみ、スキャン可能であったため、穴が開いている部分を「Revo Studio」を用いて穴埋め【図15】

（3）スマートフォンを用いた黒毛和種子牛の3D化

以下の手順で牛の3D化を行った。

ア 撮影した動画を、動画変換ソフトウェア「FFmpeg」を用いて約50枚の連番画像に変換

イ 3D スキャニングソフトウェア「Autodesk ReCap Pro」を用いて連番画像を点群に変換

ウ CAD ソフトウェア「Autodesk Fusion360」を用いて、点群をメッシュに変換

エ CAD ソフトウェア「Autodesk Fusion360」

を用いて、メッシュを自動面に変換

オ CAD ソフトウェア「Autodesk Fusion360」を用いて、自動面をCADデータに変換【図16】

カ CAD ソフトウェア「Autodesk Fusion360」を用いて、CADデータから体積を算出

オ 算出した体積と体重との相関を調査



図9 ホルスタイン種模型



図10 黒毛和種模型

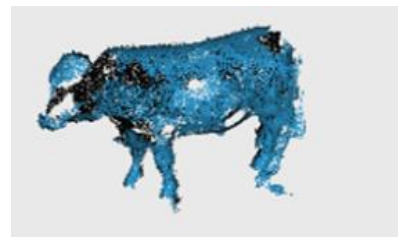


図11 ホルスタイン種模型 点群データ

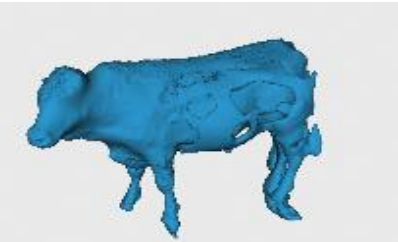


図12 ホルスタイン種模型 穴埋め



図13 格子状にテープを貼った黒毛和種模型



図 14 黒毛和種模型点群データ



図 15 黒毛和種模型穴埋め

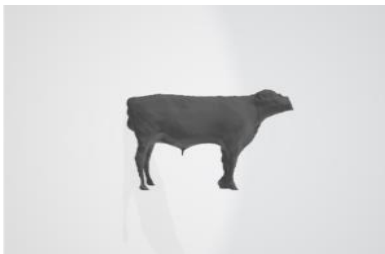


図 16 黒毛和種子牛の CAD データ

〔試験 4〕牛の自動認識と実用可能な体重推定式の作成

1. 試験期間

令和 4 年 4 月～令和 6 年 2 月

2. 供試牛

学習用データとして、9～36 か月齢の黒毛和種肥育牛 470 頭を供試した。

検証用データとして、8～32 か月齢の黒毛和種肥育牛 234 頭を供試した。

3. 撮影機材・撮影方法

Web カメラ (CMS-V51BK, サンワサプライ株式会社)、超音波距離計 (IWS520-USB, 東京デバイス株式会社) 及び一脚を組み合わせた機器【図 17】を作成し、真上方向【図 18】から撮影を行った。

Web カメラと超音波距離計を連動させるため、プログラミング言語「python」を用いて、Web カメラの撮影と超音波距離計の計測を同時に行い、指定のフォルダに保存できるプログラムを作成した。



図 17 web カメラと超音波距離計



図 18 真上

4. 調査項目

(1) 自動抽出プログラムの作成

真上から得られる体型測定値 (面積・体長・腹幅) を画像から自動で抽出するプログラムを以下の手順で作成した。

ア 手動で元画像【図 19】から牛の首以下のマスク画像を 470 枚作成【図 20】

イ アで作成した 470 枚のデータセットを COCO データセットによる学習済みネットワークに 5-fold クロスバリデーションを用いてインスタンスセグメンテーションの手法である Mask R-CNN に追加学習

ウ アの元画像をイで学習データを追加した Mask R-CNN を用いて牛の首以下を抽出【図 21】後、マスク画像を自動で作成【図 22】

エ ウで作成したマスク画像から面積と楕円フィッティングを用いて体長と腹幅を抽出【図 23】

オ アの手動で作成したマスク画像とウの追加学習で得られたマスク画像を比較し、混合行列から求めることのできる、適合率、再現率及び Intersection over Union (IoU) を用いて評価を行った。

(2) 自動抽出プログラムにおける体重推定式の作成

(1)で作成した自動抽出プログラムによって抽出した体型測定値 (面積・体長・腹幅)、超音波距離計で計測したカメラから牛までの距離、個体識別番号から得られた月齢及び黒毛和種正常発育曲線 (平成 16 年 4 月出版, 社団法人全国和牛登録協会) に基づき求めた体高の 6 つの変数を用いて、Excel アドインソフト「Statcel」で重回帰分析を行い、推定式を作成した。

推定式は性別（去勢・雌）毎に分け、肥育全期及び肥育各期（前期・中期・後期）に分けて作成した。

肥育各期は日本飼養標準・肉用牛（2022年版）に基づき、肥育前期（～14 か月齢）・肥育中期（15～21 か月齢）・肥育後期（22 か月齢～）に分けた。

（3）手動抽出における体重推定式の作成

画像処理ソフト「ImageJ」を用いて手動で抽出した体型測定値（面積・体長・腹幅）、超音波距離計で計測したカメラから牛までの距離、個体識別番号から得られた月齢及び黒毛和種正常発育曲線（平成16年4月出版，社団法人全国和牛登録協会）に基づき求めた体高の6つの変数を用いて、Excelアドインソフト「Statcel」で重回帰分析を行い、推定式を作成した。

推定式は（2）と同様に、性別毎、肥育全期及び肥育各期に分けて作成した。

（4）体重推定式の精度確認

検証用に収集した234頭のデータを（1）で作成した自動抽出プログラムを用いて抽出し、抽出した体型測定値（面積・体長・腹幅）を（2）で作成した肥育各期の体重推定式に代入し、精度確認を行った。また、自動抽出の精度を確認するため、検証用に収集した234頭のデータを画像処理ソフト「ImageJ」を用いて手動で抽出し、抽出した体型測定値（面積・体長・腹幅）を（3）で作成した肥育各期の体重推定式に代入し、精度確認を行った。



図19 元画像

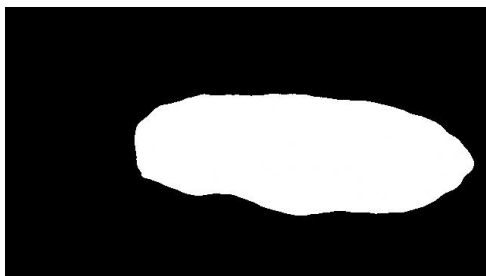


図20 手動で首以下のマスク画像を作成

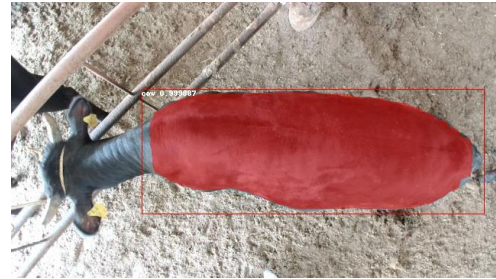


図21 Mask R-CNNによって首以下を抽出

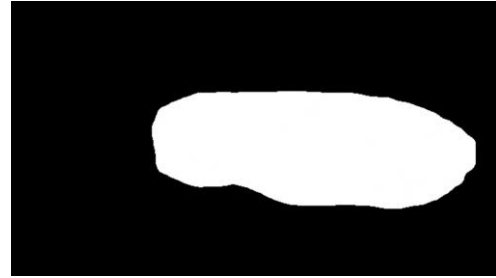


図22 自動で首以下のマスク画像を作成

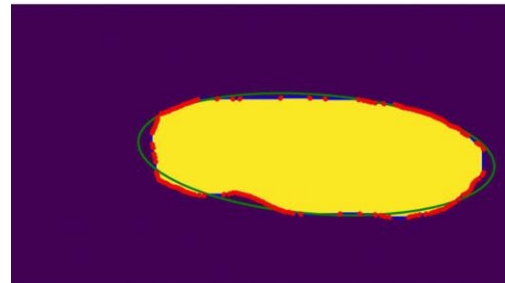


図23 楕円フィッティング

〔試験5〕生体電気インピーダンス法を用いた牛肉と牛生体におけるインピーダンス値の算出

1. 試験期間

令和4年1月～令和5年2月

2. 供試対象

牛肉：黒毛和種のモモ及びロース

生体：ホルスタイン種乳牛2頭（ボディコンディションスコア（以下BCS）が2.0の牛及び2.75の牛）

3. 測定機器・測定方法

LCRメータ（ZM2376，株式会社エヌエフ回路設計ブロック）とケルビンクリップテストリード（2325AL，株式会社エヌエフ回路設計ブロック）を接続した。

牛肉では両端に電極を挟んだケルビンクリップテストリードを差し込み、測定時間33秒の内、1mHz～1MHzの周波数で61点連続測定を行った。

生体では、牛の左側面の肩甲骨後縁中央から尾側に2cm・坐骨から頭側に10cmの2か所【図24】を5cm×5cmに剃毛した後、ローションを塗布した心電用電極（スキントクトエレクトロード，フクダ エム・イー工業株式会社）を体表に貼付し、測定時間45秒の内、1kHz～1MHzの周波数で100

点連続測定を行った。

4. 調査項目

(1) 牛肉 (モモ・ロース) におけるインピーダンスの測定

部位毎でインピーダンス値に違いがあるか確認するため、インピーダンスの測定を行った。

(2) 生体におけるインピーダンスの測定

BCS が異なる牛でインピーダンス値に違いがあるか確認するため、インピーダンスの測定を行った。



図 24 心電用電極の貼り付け位置

結果及び考察

〔試験 1〕

1. 体重と体型測定値との相関調査

体重と各体型測定値との相関係数を表 1 に示した。胸囲を測定して体重推定に使用する体重推定尺 (KM 式黒毛和種子牛体重推定尺, 富士平工業株式会社) が商品化されているように、胸囲の相関係数が最も高く、次に腹囲、体長 (斜め) が高い値となった。このことから、胸囲、腹囲といった胴の周囲長は体重との相関が高く、体長 (斜め) といった胴の長さにおいても体重との相関が高いことが考えられた。

測定項目	相関係数
体高	0.5562
十字部高	0.7447
体長 (水平)	0.7702
体長 (斜め)	0.8394
胸囲	0.8961
腹囲	0.8517
胸深	0.7952
胸幅	0.5366
腹幅	0.6891
尻長	0.785
腰角幅	0.6891
かん幅	0.7871
坐骨幅	0.5578

2. 体重と面積との相関調査

体重と面積との相関係数を表 2 に示した。①の

胸垂を含む前駆・中駆・後駆が高い値となり、④の中駆のみが低い値となった。表 1 の体型測定値の胸深や尻長において、体重との相関係数が 0.7 以上と比較的高かったことから、面積においても胸や尻の部位を含むことで、相関係数が高くなると考えられた。

表 2 相関係数

面積部位	相関係数
①前駆・中駆・後駆	0.7058
②前駆・中駆・後駆	0.5185
③中駆・後駆	0.5416
④中駆	0.4867

3. Deep Learning による回帰モデルでの体重予測

体重の予測結果を【図 25】に示した。実測体重と予測体重の平均誤差率は 12% であった。Deep Learning は機械学習の手法の中でも、大量の学習データが必要な手法であるが、今回学習した 100 枚のデータ数でも 12% の精度があったため、学習データを増やすことで実用化が可能な精度になると考えられる。

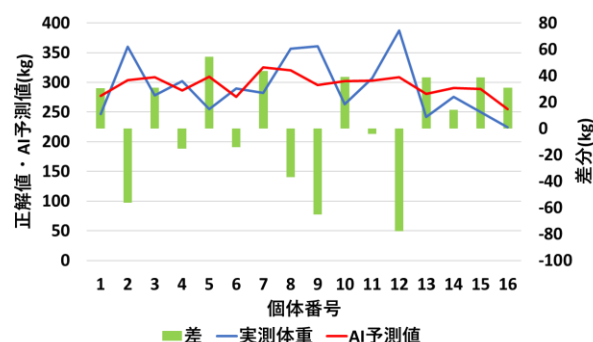


図 25 Deep Learning での体重予測

試験 1 では、画像解析を用いて牛の体重推定が可能であると考えられた。しかし、真横や真後ろ方向からの牛の撮影には最低 3 人の人員が必要かつ撮影には時間がかかり、現場では不向きな撮影方法であった。測量ポール等の指標を必要としない牛までの距離の測定方法及び簡単な撮影方法の確立が必要であることが考えられた。

〔試験 2〕

1. 真横、上斜め横、上斜め後ろ、真後ろの 4 方向における体重と面積との相関調査

体重と面積との相関係数を表 3 に示した。真後ろでは相関がなく、上斜め横と上斜め後ろ方向において、中程度から高い相関があり、上側が写ると体重との相関が高い値となった。しかし、斜め方向は角度を一定にすることが難しく、角度を地面と平行にする真上方向の撮影がより簡単になると考えられた。

表3 相関係数

撮影方向	相関係数
真横	0.7327
上斜め横	0.7385
上斜め後ろ	0.6153
真後ろ	0.1846

2. 真上方向における体重と面積との相関調査

体重と面積との相関係数を表4に示した。相関係数は0.8以上と1の結果よりも高い値となった。

表4 相関係数

撮影方向	相関係数
真上	0.8815

以上のことから試験2では、一方向での撮影は真上方向が最適であると考えられた。しかし、ステレオカメラの欠点として、牛舎のような暗い場所での撮影は物体認識が困難でコントラストを調整する必要があることや、高価であるため農家での導入は難しい。ステレオカメラに代わる、薄暗い牛舎でも黒い対象牛の距離の測定が可能な体重推定装置の作成が必要であることが考えられた。

〔試験3〕

1. 3D スキャナーを用いたホルスタイン種模型の3D化

ホルスタイン種模型の白い部分のみ3Dスキャナーでのスキャンが可能であり、黒い部分は穴埋めをすることによって補正した。穴埋め部分は牛体の凹凸が補正されず、平坦となった。

2. 3D スキャナーを用いた 黒毛和種の3D化

3D スキャナーではスキャンが不可能であったため、格子状に白いテープを巻いた結果、白いテープのみスキャンが可能であった。黒い部分を穴埋めにより補正したが、1と同様、穴埋め部分は牛の凹凸が補正されず、平坦となった。

3. スマートフォンを用いた黒毛和種子牛の3D化

体重と体積との相関係数は0.8619と高い相関があった。

以上のことから試験3では、3D スキャナーを用いた牛の3D化は、1と2の結果より、黒い牛のスキャンは出来ず、白いテープを貼る作業は生体では難しいこと、また、動く牛のスキャンは困難といった課題点から3D スキャナーを用いた黒毛和種の3D化は実用化が難しいことが分かった。スマートフォンを用いた牛の3D化は、黒い牛でも3D化することは可能かつ算出された体積は体重との相関も高かったが、撮影の際に牛が動くと3D化が不可能であること及び使用したソフトウェアの価格が年間約20万円と高価であることが

ら、スマートフォンにおいても黒毛和種の3D化は実用的でないと考えられた。

〔試験4〕

1. 自動抽出プログラムの作成

Mask R-CNN (セグメンテーション) の結果は混合行列で評価し、適合率は0.99、再現率は0.95、IoUは0.94と高精度であり、牛の状態や周辺環境に影響されず、画像から牛を高精度に自動でセグメンテーションすることが可能であった。

2. 自動抽出プログラムにおける体重推定式の作成

性別(去勢・雌)毎、肥育全期及び肥育各期(前期・中期・後期)に分けた8つの各推定式の回帰係数を表5～13に示し、8つの各推定式の平均誤差率、重相関係数及び決定係数を表13に示した。平均誤差率は、肥育全期よりもそれぞれの肥育各期の方が低い値となった。これは、肥育前期では体高等の高さが主に発育する、肥育後期では腹幅等の幅が主に発育するといった、各期での発育部位がそれぞれ異なるため、各期で分けることにより、精度が高くなったと考えられる。

表5 肥育全期(去勢)

変数	回帰係数
定数項	-499.7548
距離	196.8928
月齢	19.7885
面積	-0.0018
腹幅	3.1135
体長	0.3717
体高	-0.5304

表6 肥育全期(雌)

変数	回帰係数
定数項	-1436.0979
距離	269.1677
月齢	7.0893
面積	-0.0026
腹幅	5.0504
体長	0.1802
体高	6.8866

表7 肥育前期(去勢)

変数	回帰係数
定数項	536.3953
距離	100.4595
月齢	39.0839
面積	-0.0009
腹幅	1.4037
体長	0.3159
体高	-8.2577

表8 肥育前期(雌)

変数	回帰係数
定数項	2245.7219
距離	119.9731
月齢	79.3114
面積	-0.0009
腹幅	2.1588
体長	0.1188
体高	-28.6249

表9 肥育中期(去勢)

変数	回帰係数
定数項	1813.8406
距離	101.1103
月齢	43.3210
面積	0.0131
腹幅	-2.4883
体長	-1.8123
体高	-12.8398

表10 肥育中期(雌)

変数	回帰係数
定数項	401.7921
距離	336.5189
月齢	14.1361
面積	0.0106
腹幅	-0.5993
体長	-1.2882
体高	-2.9680

表11 肥育後期(去勢)

変数	回帰係数
定数項	-10794.2533
距離	736.6477
月齢	-26.1094
面積	-0.0064
腹幅	6.6566
体長	1.2544
体高	72.5832

表12 肥育後期(雌)

変数	回帰係数
定数項	-5401.7601
距離	446.1570
月齢	-5.6360
面積	-0.0099
腹幅	7.1606
体長	1.5459
体高	35.1546

表13 重相関係数と決定係数

推定式	平均誤差率(%)	重相関係数	決定係数
肥育全期 (去勢)	7.5323	0.9721	0.9450
肥育前期 (去勢)	5.6819	0.7612	0.5795
肥育中期 (去勢)	3.8144	0.9277	0.8607
肥育後期 (去勢)	5.9271	0.7473	0.5584
肥育全期 (雌)	8.9016	0.9571	0.9161
肥育前期 (雌)	6.3969	0.9229	0.8518
肥育中期 (雌)	5.4412	0.8712	0.7589
肥育後期 (雌)	5.4915	0.7599	0.5775

3. 手動抽出における体重推定式の作成

性別(去勢・雌)毎、肥育全期及び肥育各期(前期・中期・後期)に分けた8つの各推定式の回帰係数を表14～21に示し、8つの各推定式の平均誤差率、重相関係数及び決定係数を表22に示した。平均誤差率は、2の平均誤差率の値と比較して、同程度の値であった。

表14 肥育全期 (去勢)

変数	回帰係数
定数項	-490.5075
距離	187.9341
月齢	20.0086
面積	-0.0025
腹幅	3.2971
体長	0.3867
体高	-0.6357

表15 肥育全期 (雌)

変数	回帰係数
定数項	-1473.0001
距離	272.5243
月齢	6.6125
面積	-0.0035
腹幅	5.6186
体長	0.1370
体高	6.9793

表16 肥育前期 (去勢)

変数	回帰係数
定数項	565.8267
距離	98.4879
月齢	35.4901
面積	0.0019
腹幅	0.4775
体長	0.0019
体高	-7.0823

表17 肥育前期 (雌)

変数	回帰係数
定数項	2180.5410
距離	124.3114
月齢	78.7102
面積	-0.0015
腹幅	2.1123
体長	0.2106
体高	-28.1192

表18 肥育中期 (去勢)

変数	回帰係数
定数項	-1099.5223
距離	74.2481
月齢	11.4039
面積	0.0069
腹幅	-0.1968
体長	-1.0515
体高	10.8240

表19 肥育中期 (雌)

変数	回帰係数
定数項	479.1603
距離	335.1676
月齢	16.3635
面積	0.0113
腹幅	-1.9069
体長	-1.1751
体高	-2.8958

表20 肥育後期 (去勢)

変数	回帰係数
定数項	-11007.8970
距離	854.1165
月齢	-24.6670
面積	-0.0130
腹幅	9.7621
体長	1.9514
体高	69.6831

表21 肥育後期 (雌)

変数	回帰係数
定数項	-5135.6267
距離	440.4716
月齢	-5.1412
面積	-0.0101
腹幅	7.4181
体長	1.4750
体高	32.9628

表22 重相関係数と決定係数

推定式	平均誤差率(%)	重相関係数	決定係数
肥育全期 (去勢)	7.4964	0.9718	0.9443
肥育前期 (去勢)	5.5600	0.7628	0.5818
肥育中期 (去勢)	4.5388	0.9042	0.8177
肥育後期 (去勢)	5.6721	0.7811	0.6101
肥育全期 (雌)	8.8257	0.9575	0.9169
肥育前期 (雌)	6.2821	0.9192	0.8450
肥育中期 (雌)	5.4624	0.8676	0.7527
肥育後期 (雌)	5.8316	0.7333	0.5377

4. 体重推定式の精度確認

収集した検証用のデータを性別(去勢・雌)毎、肥育全期及び肥育各期(前期・中期・後期)に分け、自動抽出プログラムを用いて算出した体型測定値(面積・体長・腹幅)、2で作成した体重推定式に代入し、算出した平均誤差率を表23～24に示した。また、収集した検証用のデータを画像処理ソフト「ImageJ」を用いて手動で抽出した体型測定値(面積・体長・腹幅)を算出し、3で作成した体重推定式に代入し、算出した平均誤差率を表25～26に示した。自動抽出プログラムにおける体重推定の精度は、性別・肥育各期を平均すると9.2%の平均誤差率であった。また、画像処理ソフト「ImageJ」における体重推定の精度は、性別・肥育各期を平均すると9.1%の平均誤差率であった。このことから、自動抽出プログラムによる精度は手動抽出の精度と比較して同程度の平均誤差率であったことから、自動抽出の精度は手動抽出の精度に匹敵すると考えられた。

表23 去勢 (自動)

肥育期	平均誤差率
前期	8.4542
中期	11.6915
後期	12.0472

表24 雌 (自動)

肥育期	平均誤差率
前期	8.8306
中期	5.4287
後期	8.6423

表25 去勢 (手動)

肥育期	平均誤差率
前期	8.4317
中期	9.5363
後期	13.5840

表26 雌 (手動)

肥育期	平均誤差率
前期	8.3395
中期	7.3201
後期	7.0915

〔試験5〕

1. 肉(モモ・ロース)におけるインピーダンスの測定

モモにおけるインピーダンスの測定結果を【図26】に、ロースにおけるインピーダンスの測定結果を【図27】に示した。モモとロースの結果を比較すると、1mhz～250khzまではインピーダンス値に差はなかったが、250khz以上になると、モモのインピーダンス値は450～500z、ロースのインピーダンス値は800～950zと差があった。これはモモに比較してロースは脂肪が多いことからインピーダンス値が高くなり、インピーダンスは高周波で測定可能であることが考えられた。

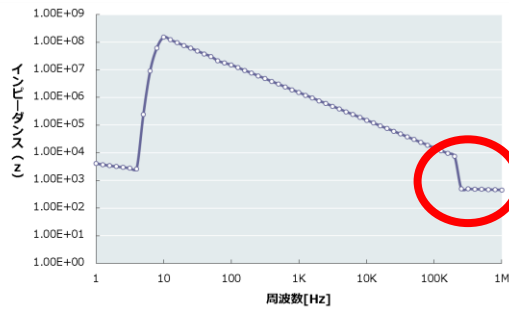


図 26 モモにおけるインピーダンス測定の結果

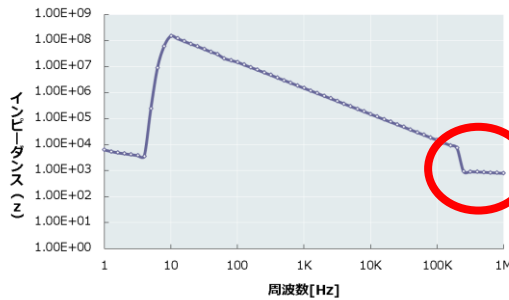


図 27 ロースにおけるインピーダンス測定の結果

2. 生体におけるインピーダンスの測定

BCSが2.0の牛におけるインピーダンスの測定結果を【図 28】に、BCSが2.75におけるインピーダンスの測定結果を【図 29】に示した。結果を比較すると、1Mhz 時点のインピーダンス値はBCSが2.0の牛で10,379 Ω 、BCSが2.75の牛で13,595 Ω となった。

これはBCSが2.0に比較してBCSが2.75は脂肪が多いことから、インピーダンス値が高くなり、インピーダンスは牛生体でも高周波で測定可能であることが考えられた。

以上のことから試験5では、試験4で作成した体重推定式の精度を高めるため、インピーダンス値の測定を行ったが、高周波において、牛肉及び牛生体のインピーダンス値測定が可能であることが分かった。しかし、牛が大きく動くと測定が不可能になること、電極を皮膚に密着させるため毛を剃る必要があること及び測定に3人以上必要であること等の測定における課題点があることが分かった。このことから、牛を固定枠等に固定した上で、電極を皮膚に密着させ易く、かつ一人で簡便に測定できる測定システムが必要であることが分かった。

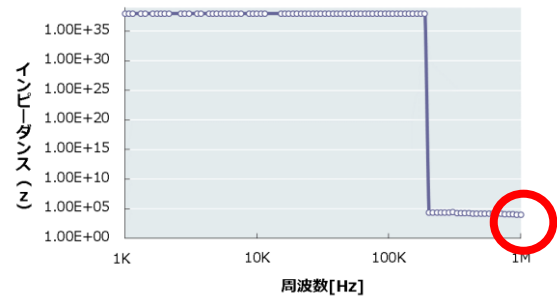


図 28 BCS が 2.0 の牛におけるインピーダンス測定の結果

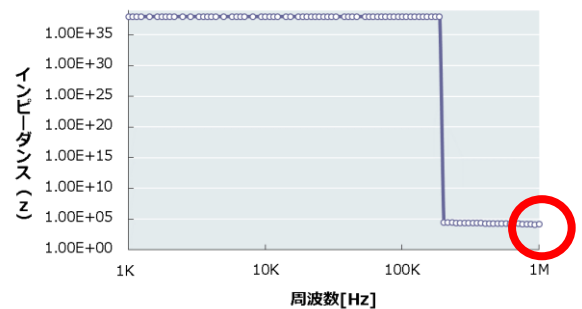


図 29 BCS が 2.75 の牛におけるインピーダンス測定の結果

以上5回の試験結果を総合すると、試験1と試験2の1で調査した面積と体重との相関調査において、真上方向が最も高い相関係数値となった。試験1で調査した体型測定値の体長、胸幅、腹幅、腰角幅、かん幅、坐骨幅は正の相関があり、真上方向ではそれらの測定値が面積に関与し、相関係数が高くなったと考えられる。また、真上方向の撮影のメリットとして、牛が餌を食べるために飼槽に顔を出したタイミングであれば、牛房に入る必要がなく、個体管理や推定式の変数に必要な個体認識が可能であることが挙げられる。【図 30】

試験4で調査した自動抽出プログラムにおける真上方向からの体重推定の精度は、性別・肥育各期を平均すると約9.2%の平均誤差率となった。

このことから、撮影プログラムと自動抽出プログラムを用いて体重を算出し、Excelで各個体の体重の推移の確認が可能な肥育牛管理システムを開発した。

今回の試験では、一人で作業可能な撮影の簡便さを優先したため一方向のみの撮影方法を採用したが、より高い精度を求めるためには、試験1の調査で体重との相関が高かった胸深等の深みの値を回帰式に含める、又は試験5で行った生体から簡便にインピーダンス値を算出する測定システムを確立した上で算出したインピーダンス値を補正值として推定式に組み込むことで、精度を高められる可能性が考えられる。



図 30 餌を食べている様子を真上から撮影

引用及び参考文献

- 1) Vanessa Aparecida Moraes Weber et al. : Cattle weight estimation using active contour models and regression. Computers and Electronics in Agriculture 179 (2020) 105804
- 2) 緒方三華ら. 画像解析を用いた黒毛和種子牛に対する体重推定の可能性およびその精度. Res. Bull. Obihiro Univ. 32 : 14~19 (2011)
- 3) Lellah RAHIM ら. 黒毛和種去勢肥育牛の体測定値利用による生体重の簡易推定法に関する研究. 日畜会報, 67(2):115-119, 1996
- 4) 磯崎良寛ら. 乳用種および交雑種去勢肥育牛における牛体各部測定値からの体重推定式. 九州沖縄農業研究センター研究成果情報第 18 号 (2002)
- 5) 橋元大介ら. 非侵襲的生体インピーダンス法による肉牛の脂肪交雑値推定. 計測自動制御学会論文集, Vol.53, No.1, 48/55 (2017)
- 6) 橋元大介ら. 生体インピーダンス法による肉牛の脂肪交雑値推定. 計測自動制御学会論文集, Vol.52, No.3, 188/194 (2016)