

令和4年度 博士論文

画像解析と数理モデルによる乳牛の
自由姿勢条件下での体重計測技術の開発

新潟大学自然科学研究科

博士後期課程 生命・食料科学専攻

田中 繁史

目 次

第 1 章 序論	1
第 2 章 放牧地における写真撮影を用いた牛体重計測のための撮影技術	8
2.1 緒言	8
2.2 材料と方法	9
2.2.1 撮影装置の開発	9
2.2.2 作製した撮影装置による牛の自由姿勢条件下での撮影	10
2.2.3 牛の成長に伴う撮影距離の変化による 1 画素あたりのサイズ の関係	10
2.2.4 撮影した画像からの対象動物領域の抽出	11
2.3 結果	12
2.3.1 撮影装置の開発	12
2.3.2 作製した撮影装置による牛の自由姿勢条件下での撮影	14
2.3.3 牛の成長に伴う撮影距離の変化による 1 画素あたりのサイズ の関係	18
2.3.4 撮影した画像からの対象動物領域の抽出	19
2.4 考察	22
2.4.1 撮影装置の特徴と牛の自由姿勢条件下での撮影	22
2.4.2 撮影距離と牛体部位のサイズ補正の問題	24
2.4.3 撮影した画像からの対象動物領域の抽出	25
2.5 まとめ	26

第3章 立位および伏臥位の画像を利用した体型指標による体重推定	27
3.1 緒言	27
3.2 材料と方法	28
3.2.1 供試家畜	28
3.2.2 調査	31
3.2.3 解析	31
3.3 結果	35
3.3.1 体型指標と計測体重との相関分析	35
3.3.2 体重推定モデル	38
3.3.3 モデルの評価	39
3.4 考察	45
3.4.1 画像を利用した体型計測	45
3.4.2 牛体上部画像の体型指標と体重の関係	45
3.4.3 生育ステージと体重推定モデル	46
3.4.4 伏臥位の画像を利用した体重推定	47
3.5 まとめ	48
第4章 総合考察	50
4.1 画像と数理モデルを用いた体重計測技術の概要	50
4.2 本研究の体重計測技術導入の有用性	51
4.3 労力と危険性の軽減	53
4.4 本研究の体重計測技術導入時の注意点	54
4.5 撮影技術の課題と今後の展開	56

4.6	モデル精度の向上に向けた今後の展開	58
4.7	スマート農業, 農業 DX への貢献.....	59
4.8	まとめ	60
	補遺	62
	謝辞	68
	引用文献.....	69
	Summary	76

第1章 序論

わが国の酪農をめぐる現状は、担い手の高齢化や後継者不足を背景に、乳用牛飼養戸数が年率 4%程度の減少傾向で推移する一方、飼養頭数は増加傾向にあり、1戸当たり経産牛飼養頭数は増加傾向で推移しており、大規模化が進展している（農林水産省 2022c）。このため、酪農業務従事者の1人当たり年間労働時間（2020年）は、2,057時間であり、他の畜種（肉用牛 1,685時間、養豚 1,677時間）や、製造業 1,838時間に比べ長い状況となっており、労働負担の軽減に向けた取り組みが必要とされている（農林水産省 2022a）。

また、わが国の飼料自給率（全体）は、令和3年度（概算）のTDNベースで25%、このうち粗飼料が76%、濃厚飼料が13%と低く（農林水産省 2022a）、飼料の多くを海外に依存している。近年の輸入飼料価格の急激な高騰や飼料需給のひっ迫により、経営は厳しさを増している。酪農の生産基盤の強化のためには、経営コストの4-5割程度を占める飼料費の低減が不可欠で、輸入飼料への過度な依存から転換し、国産飼料に立脚した安定した畜産経営の確立が重要とされている（農林水産省 2022a）。

これらから、労働負担の軽減や自給飼料の利用拡大に向けた取り組みの施策のひとつとして放牧の活用が推進されている。放牧は飼料の生産や給与、排せつ物の処理などの省力化が期待できるため、労働負担や生産コストの軽減に効果がある（農林水産省 2022a）。乳牛の放牧頭数は、2020年の時点で、全国で約20万頭と、総飼養頭数の約20%とされる（農林水産省 2022b）。

放牧のほかに、労働負担の軽減に向けた取り組みとして、つなぎ飼いからフリーストールへの飼養管理方式の改善が推進されている。乳牛の飼養実態に関するアンケート（畜産技術協会 2015）によると、フリーストールもしくはフリーバーンによる放し飼い方式を採用している農家は、搾乳牛では24.6%程度と必ずしも多くないものの、

育成牛では 63.8%，子牛では群飼もしくは繋がない方法での 1 頭飼いが合わせて 70% 以上にのぼるとされる。

近年、スマート農業や農業のデジタルトランスフォーメーション（DX）と称される、労働力負担軽減・省力化に資するロボット、AI、IoT 等の先端技術の開発、活用が推進されている（青木 2019；農林水産省 2002c）。その一つとしてドローンの活用がある。川村ら（2018）は、草地生態系におけるドローンの活用場面の例として、放牧家畜の餌となる牧草資源量を知るための基礎的な情報である草地の収量評価、植被率、牧草栄養価、雑草検出などを挙げている。ドローンを牛体へ利用した例として、ドローンを利用した牛の個体数の計測技術が報告されている（Barbedo 2020；Shao 2020）。このほか、放牧管理のためのスマート農業技術として、電子タグを利用した放牧牛用の自動体重測定手法（喜田ら 2021）や放牧牛の脱柵や疾病兆候を遠隔で検知する監視システムが開発されており、放牧管理のさらなる省力化が期待されている。その一つとして、牛の体重計測の省力化がある。牛の体重計測は一般管理作業の一環として行われているが、後述するように労力や設備など、いくつかの問題が知られており、省力的に体重計測ができる技術を開発する必要がある。

体重は、牛の生育状況や健康状態を把握し適正な飼養管理をするために重要な指標であり、また、家畜の生産性や育種選抜を評価する指標として頻繁に使われる。たとえば、乳牛の生産現場において体重情報は増体重の確認のみにとどまらず、種付け開始時期の判断や、初回分娩時の体重として適切であるか、分娩後の体重回復が正常であるか、泌乳後期における過肥の予防が適切であるか、などの飼養管理の判断情報として利用される。さらに放牧飼養であれば、草資源の現存量と放牧圧の関係から、転牧時期などの放牧計画の立案や実施の判断基準となる。このため、定期的、かつ継続的に体重の測定を行うことが適切な飼養管理を行う上で重要である。

しかしながら、牛の体重計は高価で大掛かりな設備であることから生産者ごとに備えることができない。体重計測の設備を導入している公共牧場は、2000年の時点で57%（動物衛生研究所2002）とされ、牛群検定における体重情報の報告数は減少傾向にある（相原2017）。このように体重は有用な情報であるにもかかわらず体重測定が広く行われていない理由は、高価で大掛かりな設備が必要であることのほかに、労力がかかることや、牛が暴れることにより作業者に危険が及ぶなどが考えられる。

体重計測にかかる労力については、とりわけ牛を体重計まで誘導する際に多くの労力を必要とする。牛はロープで引かれる際に嫌がることが多く、激しく抵抗し作業が困難になる場合がある。このためロープ誘導に慣れておらず抵抗する牛を体重計まで誘導する作業は重労働となり、牛の前方からロープを引く者と牛の後方から追う者の複数の作業員が必要となることがしばしばある。放牧飼育では、自由に動き回ることのできる牛をその場で捕獲してロープ誘導することは困難であるため集畜する必要があり、集畜ための技術とその労力を必要とする。しかしながら、搾乳作業、給餌作業、清掃作業などの作業に追われている生産現場では、体重計測のための労力を確保することが困難となっている実情がある。

牛はしばしば体重計測のために人に触れられることや体重計までの誘導の際に強く嫌がり、抵抗反応を示し、さらに暴走反応を示すことがある。このように、体重計測時の牛との接触は、管理者の負傷事故につながりやすい。北海道では牛との接触による負傷事故の件数が乳牛、肉牛あわせて毎年700件前後発生していると報告されている（北海道農作業安全運動推進本部2022）。北海道の酪農における牛との接触による負傷のうち、移動・捕獲中の事故は28%を占め、搾乳作業中の事故（43%）について多い（高橋2014）。志藤ら（2018）はアンケート調査により、都府県においても同様に、事故事例として、蹴られる、踏まれる、のほかに、柵、柵、支柱などの畜舎構造物と牛との間に挟まれる事故を挙げている。

体重の測定手法は、現在のところ、家畜用台秤（体重計）のほか、牛体の一部から体重を推定する手法がある。一般に牛の成長指標として計測される体型部位は、体重を除くと、体高、体長、胸深、尻長、腰角幅、かん幅、管囲、胸囲、十字部高、胸幅、坐骨幅の 11 部位あり、これらは体重とアロメトリー関係があると考えられる（Brody 1945）。なかでも、胸囲は体重との相関が非常に高い部位であることが明らかになっており、胸囲は牛の体重を推定するための手法として最も広く使用されている（Davis ら 1961 ; Heinrichs・Hargrove 1987 ; Heinrichs ら 1992）。胸囲と体重との相関係数は、ホルスタイン雄牛で 0.98（Branton・Salisbury 1946）、18 か月齢以下のホルスタイン種で 0.99（Davis 1956）と、いずれも高いことが報告されている。ホルスタイン雌牛の胸囲と体重との相関係数は生後 24 か月齢までの 6 か月間隔の調査で 0.73–0.85 であることが報告されている（Davis 1954）。このほか、ジャージー種（Branton・Salisbury 1946 ; Davis 1956）、ショートホーン種（Braude・Walker 1949）、ガンジー種（Davis 1956）、エアシャー種（Davis 1956）など多くの種で胸囲と体重との関係が報告されている。現在、胸囲と体重との関係を利用した乳牛用体重推定尺が市販されており、生産現場では簡易推定法のうち、体重推定尺が最も広く利用されている。このほか、かん幅も同様に体重との相関が比較的高い部位として報告され（Heinrichs ら 1992 ; Enevoldsen・Lristensen 1997）、かん幅を利用した体重推定器具としてヒポメーターが開発されている。

体重計による体重測定は前述したとおり、設備や労力、危険性などの問題がある。これに対して、推定尺やヒポメーターによる体重測定は、牛を移動することなくその場で測定可能であるため、体重計を利用した場合にくらべて簡易的ではあるものの、測定の際には牛を立たせて正姿勢を保つ必要がある。そもそも牛に直接接触する必要があるため、体重計での体重測定と同様に作業者が危険に曝される。なかでも推定尺はテープを胸部に巻き付けるように当てる際に牛が暴れる危険性があり、かつ牛を正姿

勢で保持する者と測定する者の最低2名必要であることから労力の面においても課題が残っている。また、牛が暴れることは、作業者にとってリスクになるだけでなく、牛にとって大きなストレスを受けた結果であり、このような牛が持つ恐怖心はアニマルウェルフェア（動物福祉）の点からも軽減されるべきである。

一方で、ビデオカメラやデジタルカメラの普及にともない、画像を用いた牛の体型推定技術や体重推定技術の検討が行われてきた（緒方ら2011；喜田ら2014；Minagawa 1994；喜田2016；口田ら1996, 1997）。後に複数の2Dカメラを並列に並べて撮影するステレオ方式の3D画像が牛体の解析に用いられるようになり（Tasdemirら2011；Hansenら2018）、最近ではデジタル画像解析技術の発展により、深度センサー等を利用した3Dデータによる体重および体型の推定に関する報告がされている（Kuzuharaら2015；瀬戸ら2018；Songら2018；Martinsら2020）。画像を利用する手法は、牛体に触れることなく測定できることに加えて、これまで測定することが困難であった部位の計測も可能である。例えば、牛の上部から鉛直方向で撮影された画像の牛体上部面積（以下、面積）や外周長などを計測することもできる。これらの計測部位を体型指標として利用することで、高い精度で体重を推定できる可能性がある。

しかしながら、今まで提案されてきた画像を用いた体重推定は、これまでの体重測定法と同様に、立位姿勢（立位）で行うことが基本とされ、立位以外の姿勢から体重を推定した報告は見られない。また、現在のところ牛舎内の通路や搾乳室などの牛の移動がある程度制限できる場所で、撮影装置を固定した状態で利用することを前提としている。そのため、移動が自由にできて、かつ自由な姿勢でいる放牧地で体重推定することはできていない。撮影場所を特定せずに自由な場所で利用でき、自由な姿勢で体重推定できる技術を開発することができれば、画像を用いた体重推定の利用範囲が広がると考えられる。放牧やフリーストール、フリーバーンなどの自由飼育条件下における牛の姿勢は、立位のみならず伏臥位姿勢（伏臥位：両前肢を折り曲げ両後肢

を体に沿わせるように座った姿勢)や横臥位姿勢(横臥位:四肢を伸ばし完全に横倒しの姿勢)(佐藤ら 1995)も見られる。ただし、伏臥位にくらべて横臥位の時間は非常に短いとされる(鈴木ら 1978)。このことから、立位と伏臥位の両方の姿勢から体重を推定することができれば、自由飼育条件下の牛の大部分の姿勢を計測対象とすることができると考えられる。

また、ホルスタイン種におけるこれまでの体型指標を用いた体重推定に関する研究は未経産牛(Heinrichs・Hargrove 1987; Heinrichsら 1992; Dingwellら 2006; 坂口ら 2006)を対象にしたものが多く、わずかであるが泌乳牛(Yanら 2009)、肉牛(Ozkaya・Bozkurt 2009)についての報告もある。しかし育成牛から経産牛までの広い体重域を対象にした研究は少ない。経産牛においては、分娩およびその後の泌乳により骨格の大きな変化を伴わない体重の増減があると考えられる。また、各部位の成長と体重の関係が、成長段階で異なる可能性がある。しかし前述のとおり育成牛から経産牛までの広い体重域を対象にした研究が少ないため明確ではない。育成牛から経産牛までを継続して調査し、それぞれの時期について体型指標と体重の関係を解明することができれば、汎用的な牛の体重推定につながる。

以上のような背景に基づき、本論文では、画像を用いた乳牛の自由姿勢条件下での体重計測技術を開発することを目的として、第2章では体重計測のための撮影技術の開発、第3章では自由姿勢および生育ステージを考慮した牛の体重推定モデルの開発を試みた。具体的には、第2章については、簡易ジンバルを核とした、常に鉛直方向を向き、牛の上部より安定的に牛体上部画像が撮影可能な撮影装置を開発し、それを用いた場合の撮影距離が牛の体型測定値の推定に及ぼす影響について検討した。あわせて、機械学習を用いることで、撮影された画像から牛が写っている部分(以下、牛領域)を自動的に抽出する手法について検討した。また、第3章については、立位および伏臥位の撮影画像から牛体部位を測定し、計測された体型指標と体重との関係を

数理解析し、関係を表す体重推定モデルの探索を行った。さらに、第4章では、総合考察として、画像からの体重推定技術について、実際の生産現場での利用を想定して技術的な要点を整理し、当該技術の精度向上および放牧地へ展開するために必要な事項について考察を行った。

第2章 放牧地における写真撮影を用いた牛体重計測のための撮影技術

2.1 緒言

放牧地において撮影された画像から牛の体重を計測するにあたって、まず、画像の撮影技術を確立することが必要である。画像やセンサーを用いた体重推定に関するこれまでの報告（口田ら 1996, 1997；緒方ら 2011；喜田ら 2014；喜田 2016；Hansen ら 2018）の多くは、舎内での利用を前提としており、放牧地に持ち出し可能なシステムは、喜田ら（2014）の方法を除くとほとんどない。すなわち、牛の横方向から撮影し、なおかつ牛とカメラとの撮影距離を一定にするために、主に牛の通路もしくは搾乳室内で固定して撮影したものが多く、畜舎内や放牧地で、牛のいる場所へ持ち運びながら撮影することが可能であれば、集畜やロープ誘導などの牛のハンドリングをしなくて済むため省力化できる。ただし、放牧牛は自由に移動できるため、牛の横方向から撮影した画像は、牛とカメラとの撮影距離を一定にすることが困難である。さらに、画像からサイズを推定するために必要な長さの基準となるものを牛体と同時に撮影することも困難であることから、放牧地において横方向で撮影された画像は体重推定に利用しづらいと考えられる。その一方で、縦方向で得られた画像はこれらの問題を解決できる可能性がある。しかしながら、牛体の真上からの画像を撮影する際、長尺棒にカメラを直接取り付けただけでは、長尺棒を持つ角度の変化を補正できずに、斜めから撮影された歪んだ画像となってしまう、体重推定には不適と考えられ、持つ角度が変化しても常に牛体上部画像が容易に得られる撮影装置が必要である。

また、現在報告されている画像からの体重推定に関する研究はすべて立位姿勢で行われている。しかし、放牧やフリーストールなどの自由飼育条件下では、立位のみならず伏臥位姿勢（伏臥位：両前肢を折り曲げ両後肢を体に沿わせるように座った姿勢）や横臥位姿勢（横臥位：四肢を伸ばし完全に横倒しの姿勢）（佐藤ら 1995）も見られ

る。ただし、伏臥位にくらべて横臥位の時間は非常に短いとされる（鈴木ら 1978）。このことから、立位と伏臥位の姿勢の画像から体重を推定することができれば、自由飼育条件下の牛の大部分の姿勢を計測対象とすることができると考えられる。後述する第3章では、立位および伏臥位姿勢の画像から体重推定する技術を開発した。立位や伏臥位といった姿勢に捕らわれず、かつ牛を保定することなく自由な姿勢で撮影できる技術を開発することができれば、第3章で開発された技術と組み合わせることで自由姿勢条件下での体重計測が可能となると考えられる。

そこで、本章は、放牧地への持ち出しが可能で牛の上部より鉛直方向に対して安定的に牛体上部画像が撮影可能なカメラ保定方法を開発することを目的とする。撮影装置を作製し、それを用いた場合の撮影距離が牛の体型測定値の推定に及ぼす影響について検討した。あわせて、撮影された画像から牛領域を省力的に抽出するために、機械学習を用いて撮影画像の牛領域を自動的に抽出する手法についても検討した。

2.2 材料と方法

2.2.1 撮影装置の開発

長尺棒を持つ角度が変化しても常に牛の上部から鉛直方向に対して安定的に牛体上部画像を撮影できる撮影装置として、長尺棒とデジタルカメラの間に、簡易的な2軸ジンバル（以下、ジンバル）を組み合わせた装置（図 2.1）の開発を試みた。ジンバルは重力で傾きを修正する構造で、電氣的制御を必要としない簡易的なものとした。材料は家電量販店やホームセンターで入手可能なものを利用した。

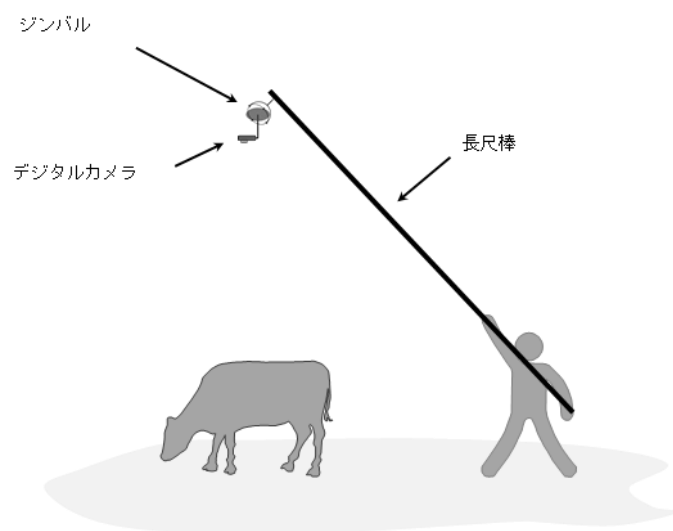


図 2.1 撮影装置の概略.

2.2.2 作製した撮影装置による牛の自由姿勢条件下での撮影

新潟大学農学部附属フィールド科学教育研究センター（北緯 37 度 41 分，東経 139 度 11 分）の放牧地およびタイストール牛舎で飼養されているホルスタイン種雌牛を対象として，作製したジンバルを組み合わせた撮影装置を使い，放牧地および牛舎内の牛の立位および伏臥位の体上面画像を撮影し，1 画像の中に牛体全体が写るか確認した。あわせてジンバルを利用せず，長尺棒に直接デジタルカメラを固定して撮影した画像と比較することで，撮影装置の有用性を検討した。

2.2.3 牛の成長に伴う撮影距離の変化による 1 画素あたりのサイズの関係

カメラから遠いものほど小さく写り，近いものほど大きく写るように，牛体とカメラとの撮影距離が変化すると 1 画素あたりのサイズが変化する。さらに，たとえカメラを一定の高さに保持したとしても，牛の成長に伴って体高が変化し，撮影距離が変化するため，同様に 1 画素あたりのサイズが変化する。その変化の度合いを確認するために，撮影距離と 1 画素あたりのサイズの関係性を明らかにする必要がある。そこで，カメラを高さ 4.00 m に設置し，牛の等身大パネルを高さ 0.47–1.66 m の範囲で 0.30 m 毎

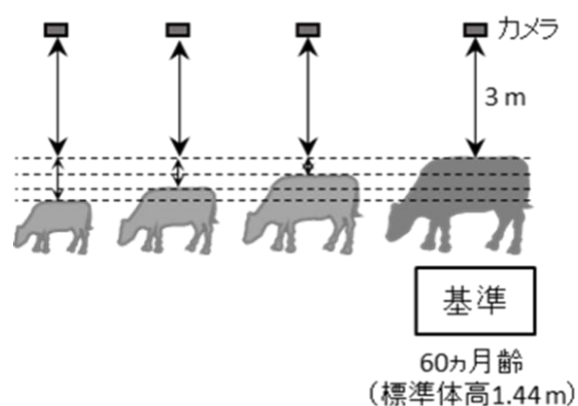


図 2.2 成長にともなう撮影距離の変化.

に変化させて撮影した（この場合の牛体とカメラ間の撮影距離は 3.53–2.33 m）。オープンソースの画像解析ソフト ImageJ / Fiji (Schindelin ら 2012) を利用して牛の等身大パネルにある腰角幅 (0.86 m) の画素数を求め、撮影距離と 1 画素あたりのサイズの関係 (式 2.1) を算出した。

次に、地上高 4.44 m (60 か月齢の牛の標準体高 1.44 m + 撮影距離 3.00 m) にカメラを保持して撮影したと仮定して (図 2.2), 式 2.1 の関係を利用して成長にともなう腰角幅を推定した。成長にともなう撮影距離の変化が、牛体計測値に与える影響について、標準発育曲線 (日本ホルスタイン登録協会 1995) の腰角幅の値を利用して検討した。

2.2.4 撮影した画像からの対象動物領域の抽出

牛床, 台秤, 放牧地の異なる条件下で撮影した牛の画像を用いて機械学習を利用した牛領域の抽出を行い, 機械学習アルゴリズムによる牛領域抽出が可能かどうか確認し, その有効性について検討した。機械学習は, 機械学習統合機能である Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis) 上で作動する, ImageJ / Fiji のプラグイン Trainable Weka Segmentation, ver. 3.2.33 (以下 TWS) (Arganda-Carreras ら 2017), および Graph Cut (Boykov・Kolmogorov 2004) を利用した (詳細は補遺 1 参照)。識別のアルゴ

リズムとして Fast Random Forest 法を利用した。操作は矢部ら (2016) および秋山ら (2018) を参考に、以下のように行った。①牛領域を class 1, 背景領域を class 2 に指定し, [Train classifier] により識別器による学習をさせた。② [Get probability] により各 class に属する確率を示した画像である Probability maps を得た。Graph Cut を使い, Probability maps から牛領域と背景領域に分節した 2 値画像を取得した。③分節された牛領域を関心領域 (Region of Interest : ROI) として指定し, ROI マネージャーにより元の画像に当てはめ, 視覚的に輪郭に沿って牛領域の抽出ができていないかを検討した。視覚的に当てはまりが良いと判断された場合のみ, 学習モデルとして保存し, 他の検証用画像への適用を試みた。

2.3 結果

2.3.1 撮影装置の開発

長尺棒とデジタルカメラの間にジンバルを組み合わせた撮影装置が開発された。ジンバルには, 中心軸の固定用にプラスチック製丸型容器の蓋 (外径 7.5 cm) を, 外周に外径 9.0 cm の塩化ビニールパイプを細く輪切りにしたものを, 利用した。それぞれ 4 ヶ所に穴を開け, 軸が中心で直交するようにボルトで固定した。中心軸およびバランス軸には, 寸切ボルト (ねじ径 M6) を使用し, 中心軸下部にデジタルカメラを取り付け, カメラの逆方向におもりを取り付けてバランスを調整した (図 2.3)。また, カメラを水平に取り付けるためカメラのモニターに水平器 (直径 2cm) を取り付けた。

なお, 長尺棒はグラスファイバー製の検測桿 (SK 逆目盛 8m, 名宣真工業, 大阪市) を利用し, 先端から 0.5 m の位置に作製したジンバルとデジタルカメラ (IXY120, キヤノン株式会社, 東京) を取り付けた。総重量は 1.9kg だった。長尺棒は長さ 1.4–8.0 m まで伸長することができる。ただし, 無理なく保持することが可能で, かつ牛体全体が映るための条件として, 長尺棒の基部の高さを 0.5 m とした時, 長尺棒の長さを

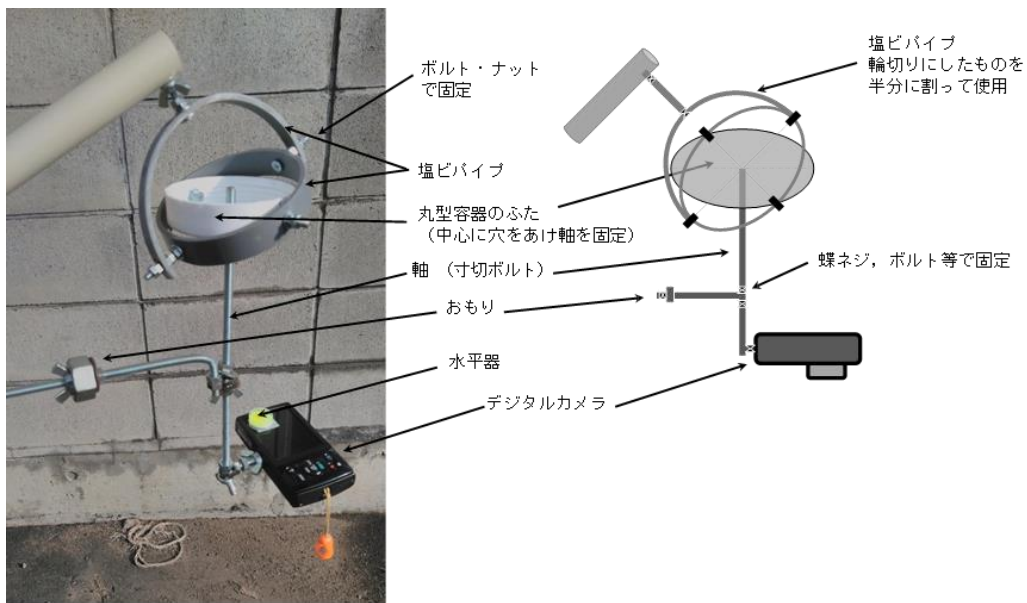


図 2.3 簡易 2 軸ジンバルを利用した撮影装置.

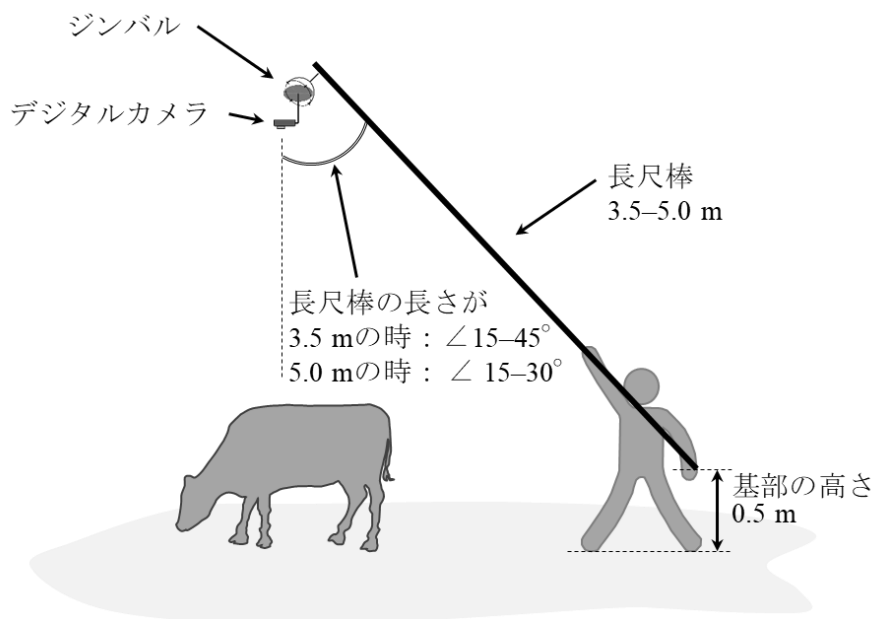


図 2.4 無理なく牛体全体を撮影するための撮影方法.

3.5-5.0 m, 長尺棒の鉛直方向に対する角度を長尺棒の長さ 3.5 m では $15-45^\circ$, 長尺棒の長さ 5.0 m では $15-30^\circ$ で撮影する必要があった (図 2.4)。

本装置では, カメラの動画撮影機能を利用した。撮影時に長尺棒を移動して牛の動

画を撮影した後、動画画像から牛体全体が写っている静止画を取得した。オープンソースの動画再生ソフトウェア（VLCメディアプレーヤ、VideoLAN Project, フランス）を使い、動画から静止画像（1280 × 720 ピクセル, RGB カラー）を取得し、jpeg 形式の画像として保存した（詳細は補遺 2 参照）。

2.3.2 作製した撮影装置による牛の自由姿勢条件下での撮影

放牧地内で撮影装置を持ち歩いて無理なく撮影するために、長尺棒の基部の高さを 0.5 m、長尺棒の基部からジンバル取り付け点までの長さを 4.8 m とし、長尺棒の鉛直方向に対する角度が 24.1° になるように保持した（図 2.5）。長尺棒のたわみを考慮しないで計算すると、カメラから地表面までの垂直距離は 4.6 m、長尺棒基部から牛までの水平距離は 2.0 m となる。これにより、放牧地で育成牛（体重 394-466 kg）を撮影したとき、1 画像の中に牛体全体が写る画像を得ることができた。放牧地で撮影装置



図 2.5 撮影装置を用いた放牧地での撮影。

を持って牛に近づいたとき逃避行動を取られたが、時間の経過とともに牛が撮影装置に慣れ、立位だけでなく伏臥位の画像を取得できた（図2.6）。牛床部の天井高が約3.7 mの牛舎内で成牛（体重 516–830kg）を撮影したとき、カメラの高さが 3.1mになるように、基部からジンバル取り付け点までの長さを 3.5 m、長尺棒の鉛直方向に対する角度を 35–45° の範囲で調整することによって、1 画像の中に牛体全体が写る画像を取得できた（図 2.7）。一方、ジンバルを利用せずに長尺棒にデジタルカメラを直接固定して撮影した場合は、長尺棒を一定の角度で保持することが難しく、撮影方向を常に安定して鉛直方向に向けることは困難であった（図 2.8）。そのため斜め上部からの角度のついた画像となり、最終的に適切な牛体上部画像を安定的に得ることはできなかった。



図 2.6 撮影装置を用いた放牧地での撮影の例 (a-b : 立位, c-d : 伏臥位).



図 2.7 撮影装置を用いた牛舎内での撮影の例 (a: 立位, b: 伏臥位).

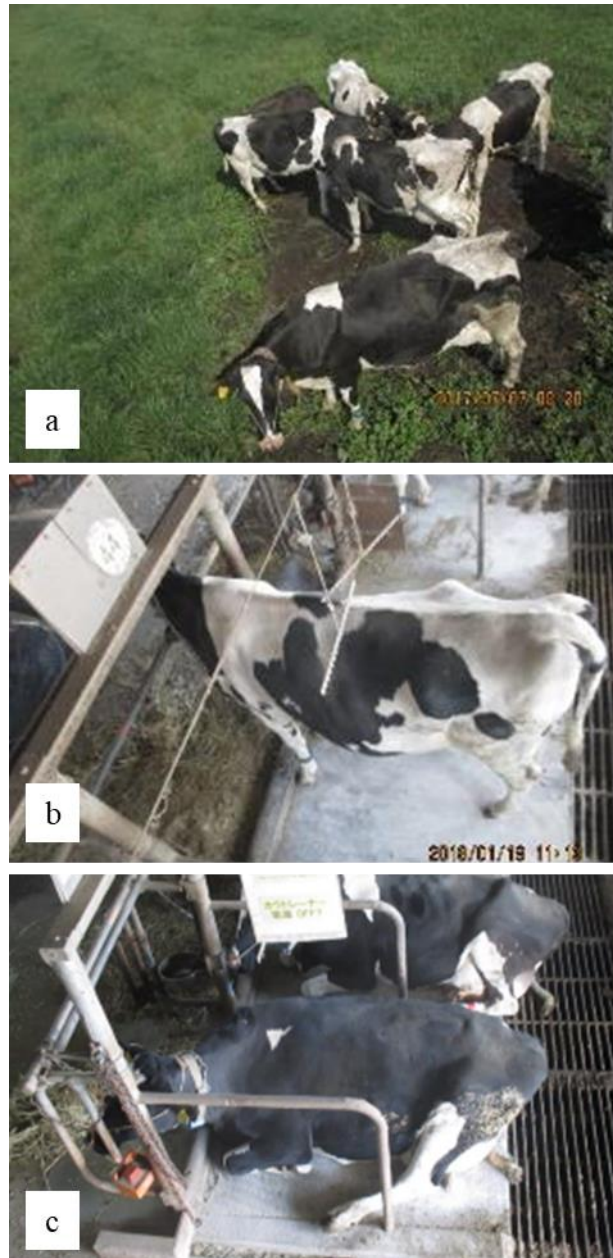


図 2.8 ジンバルを利用せず長尺棒に直接カメラを取り付けて撮影した例。
a: 放牧地内, b: 牛舎内 (立位), c: 牛舎内 (伏臥位).

2.3.3 牛の成長に伴う撮影距離の変化による1画素あたりのサイズの関係

1画素あたりのサイズ y (m/px) と撮影距離 x (m) の関係は、式 2.1 の直線関係で示された (図 2.9)。

$$y = 0.0009x + 0.00002 \quad (R^2 = 0.9998, P < 0.01) \quad (2.1)$$

確認のため、体長でも同様の計測と解析を実施し、式 2.1 と同じ関係が得られた。

地上高 4.44 m (60 か月齢の牛の標準体高 1.44 m + 撮影距離 3.00 m) にカメラを保持して撮影したと仮定して (図 2.2)、式 2.1 を利用して成長にともなう腰角幅を推定した。この条件で成長に伴う腰角幅を推定した時、実際は 60 か月齢以下では撮影距離が 3.00 m より増えて小さく写る。0, 12, 24 か月齢で推定された腰角幅は、それぞれ標準発育曲線の腰角幅より 3.2, 2.7, 1.0 cm 低く推定された (図 2.10)。

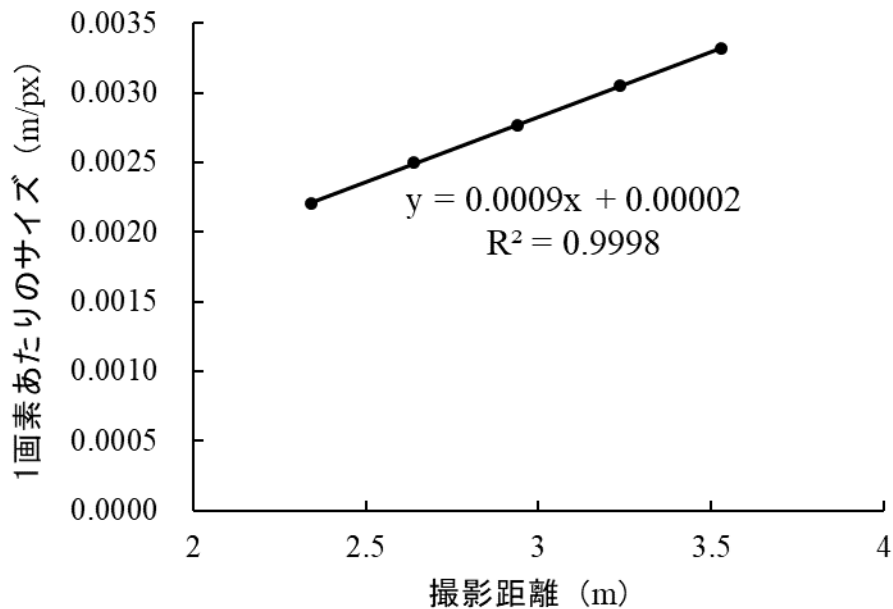


図 2.9 撮影距離と1画素あたりのサイズの関係.

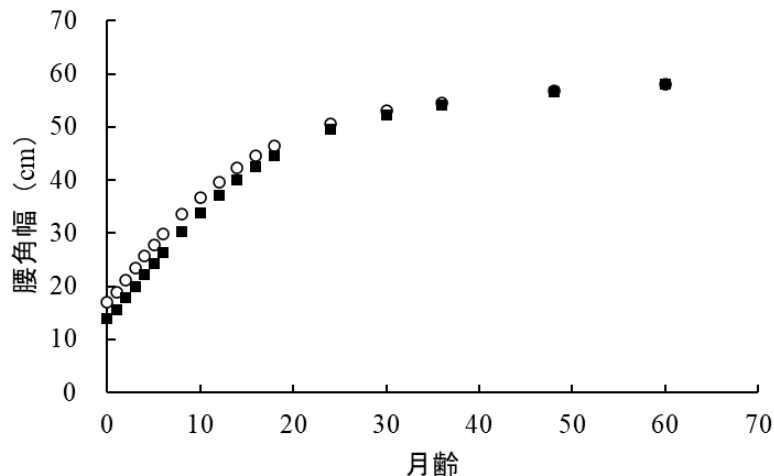


図 2.10 成長にともなう撮影距離の変化が腰角幅の測定に及ぼす影響。
 ○：標準発育曲線（日本ホルスタイン登録協会，1995）の腰角幅，
 ■：地上高 4.44 m（60 か月齢の牛の体高 1.44 m + 撮影距離 3.00 m）に
 カメラを保持して撮影したと仮定し推定した腰角幅。

2.3.4 撮影した画像からの対象動物領域の抽出

牛床で得られた立位および伏臥位，各 5 画像を用いて，それぞれの画像で学習と領域抽出を繰り返し，目視で牛領域を抽出できているか確認した。その結果，全ての画像において，正確に牛領域を抽出した画像は得られず，学習モデルは作成できなかった。学習量を増やして改めて試みたところ，伏臥位の 1 画像のみで牛領域を抽出することができ，学習モデルとすることができた。しかし，得られた学習モデルを検証用の別画像に適用したところ牛領域を抽出できなかった。同様に，台秤で得られた立位の 4 画像を用いて，学習モデルの作成を試みたが，いずれも正確に牛領域を抽出できなかった。

放牧地で得られた立位 3 画像および，伏臥位 2 画像を用いて，それぞれの画像で学習と領域抽出を繰り返し，目視で牛領域を抽出できているか確認した。その結果，すべての画像でおおむね牛領域に沿って抽出することができ，学習モデルとすることができた。図 2.11 に放牧地で得られた伏臥位画像から TWS により牛領域を抽出した例を

示した。

さらに、放牧地の立位画像から得られた3個の学習モデルを、それぞれ検証用の他個体の伏臥位の3画像に適用したところ、1個のモデルは全ての画像で牛領域の抽出が可能で、他2個のモデルはそれぞれ3画像中2画像で牛領域の抽出が可能だった。また、放牧地の伏臥位画像から得られた2個の学習モデルをそれぞれ検証用の他個体で立位の3画像に適用したところ、両モデルともすべての画像で牛領域が抽出可能であった。伏臥位の画像から得た学習モデルを立位の抽出に利用した例を図2.12に示した。

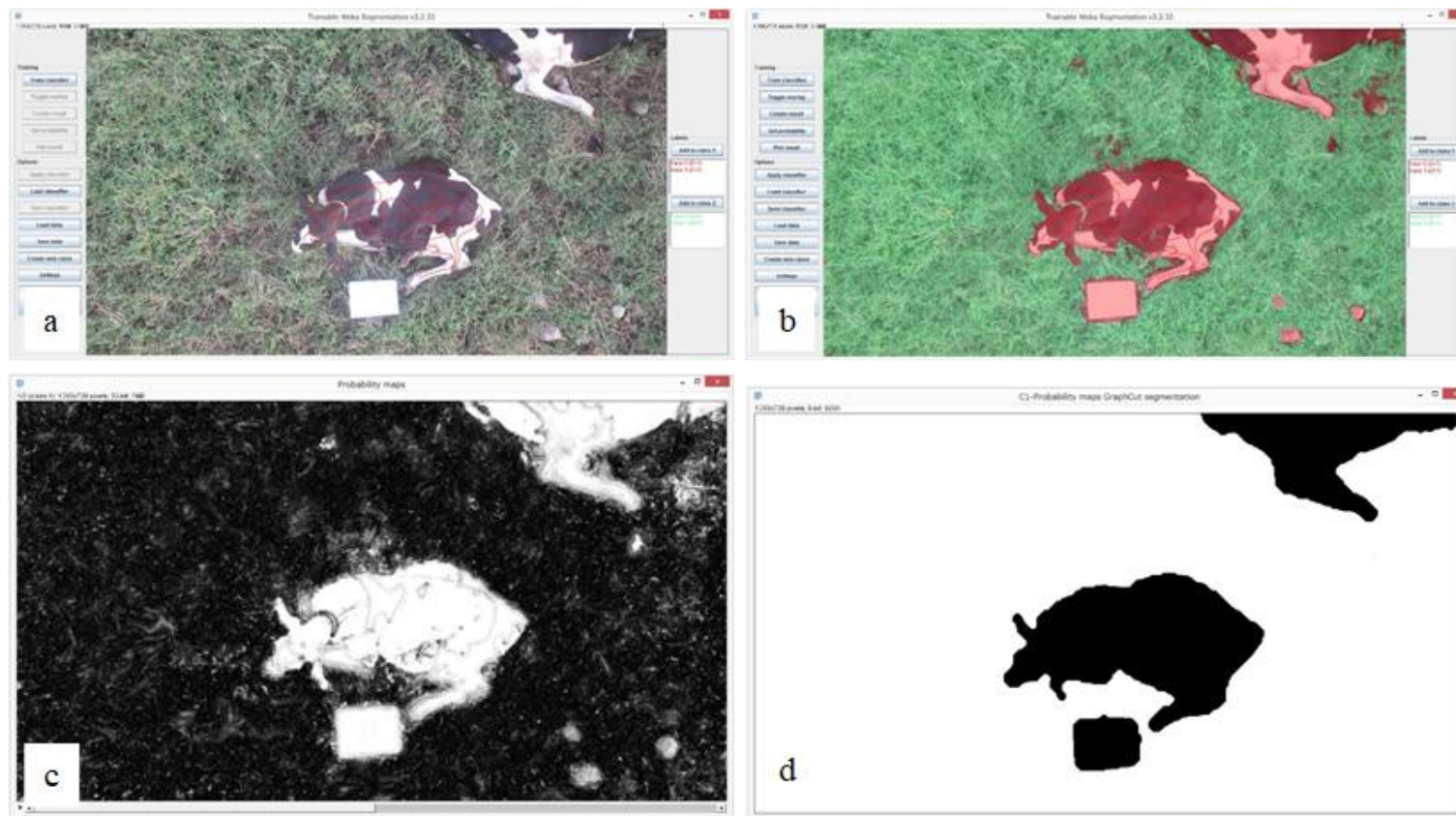


図 2.11 Trainable Weka Segmentation による放牧地で撮影された画像からの牛領域の抽出.

a : 選択ツール freehand lines により牛領域を class 1, 背景領域を class 2 として選び目標部分をラベリングした後, [Train classifier] により識別器の学習をさせる, b : 学習により分節化された画像, c : 各ピクセルが各 class に属する確率を画像で示した Probability maps, d : Probability maps からプラグイン Graph cut により class 1 領域を選択して得られた 2 値画像.



図 2.12 Trainable Weka Segmentation による放牧地で撮影された画像からの牛領域の抽出および他画像への適用.

Graph cut により得られた牛領域 (図 2.11d) を wand tool で選択した後, ツール ROI manager により元の画像に当てはめた (黄線部分). a : 伏臥位に対する適正な領域抽出, b : a の伏臥位の画像を学習モデルとし, 立位の画像に適用して牛領域を抽出したもの.

2.4 考察

2.4.1 撮影装置の特徴と牛の自由姿勢条件下での撮影

本章で作成された撮影装置は, 長尺棒とデジタルカメラとの間にジンバルを組み合わせた簡易的な構成であるが, ジンバルを使用することにより, 長尺棒の傾きが変化しても, 体上面に対して常に鉛直方向の画像をカメラで撮影することができる。さらに, 軽量で持ち運びが容易である。よって放牧地において体上部画像を安定的に取得するために十分なものであると考えられた。ポールカメラの作成についてはいくつか

の事例が報告されており、植生調査用としてポールとカメラの間に電気式のジンバルを取り付けた装置（森本ら 2017）や地形測定用としてポールに雲台を利用して直接カメラを取り付けた装置（中田ら 2009；後藤 2015）が考案されている。しかしこれらの装置は撮影方向の調整が必要であるものや鉛直方向の撮影ができないものが多い。本研究で考案された撮影装置はジンバルの操作や長尺棒の傾きを調整することなく容易に鉛直方向の画像を撮影できる点に特徴がある。また、本装置は、家電量販店やホームセンターで入手可能な材料で作成することができ、汎用性が高い。

本装置を利用することで、放牧地において立位および伏臥位の体上部画像を安定的に撮影することが可能となった（図 2.6）。しかし、放牧地で撮影装置を持って牛に近づいたとき、牛は逃避行動を取るため撮影に時間を要した。本研究では、時間の経過とともに牛が撮影装置に慣れ、立位だけでなく伏臥位の画像を取得できたが、一般的に牛の逃避行動の程度はさまざまである。牛の逃避行動は、家畜への接近方向や接近速度により、反応が変化することが報告されており（Kosako ら 2008）、牛へのアプローチ方法を工夫することで、より容易に撮影が可能となる可能性がある。その一方で、牛の逃避行動を考慮して、なるべく牛から離れた位置から撮影できることが望まれる。そのためには、より長い長尺棒を用いて、より水平に近い角度で保持することで牛から離れた位置からの撮影が可能である。しかしながら、一般的に長尺棒が長いほど、そして持つ角度が水平に近いほど支えるには大きな力を必要とする。さらに、カメラを保持する高さが低すぎると、牛との撮影距離が短くなり牛全体が 1 画像に収まらなくなる。そのため、本研究で開発された撮影装置を用いて、図 2.6-2.7 で示したような体上部画像を安定的に取得するためには、2.3.1 で示した撮影条件に適合させて長尺棒を保持する必要があるが、今後、装置をさらに軽量なものに改良することで、2.3.1 に示した条件よりも広い範囲の条件で利用できる可能性がある。

ポールカメラを利用したこれまでの報告では、手元にモニター、スイッチなどの操

作端末を有するものが多く、撮影に際してモニターを見ながら画像の構図を確認してから撮影することが一般的な撮影手順と考えられる。しかし、本研究では動画撮影機能を利用して動画撮影を行い、後に、動画画像から牛体全体が明瞭に写っている静止画を取得する手法を用いた。その理由として、一つは手元の操作端末を必要としない簡易的な装置にするためと、もう一つは大きい牛の場合、カメラと牛との距離によって1画像の中に牛全体が入り切らないことがあり、そのリスクを減らすためである。動画撮影機能を利用した撮影手法では、カメラがおおよそ牛の中央部になるように長尺棒を操作することで、操作端末で画像を確認しなくても1画像の中に牛全体が入った画像を問題なく取得することができた。さらに、長尺棒を持つ手元に新たに操作端末を準備する必要がなく、簡易的な構成とすることができた。これにより、操作端末を有する撮影装置での撮影に長尺棒の保持者と撮影者の2名を必要とされたこれまでの報告（森本ら 2017）に対して、本手法では1名のみで長尺棒の保持と撮影をすることが可能で、省力的に撮影することが可能となった。

なお、本撮影法は牛舎内のペンのような自由行動下でも適用可能であるが、その際にはカメラの高さは牛舎の構造（天井の高さなど）で制限されるため、基部からジンバル取り付け点までの長さや保持する角度の調整が必要である。

2.4.2 撮影距離と牛体部位のサイズ補正の問題

撮影距離と1画素あたりのサイズの関係は直線関係で示された（式 2.1）。この関係を利用して、取得した体上面の画像から牛体部位を測定するためには、撮影距離を固定する方法、もしくは撮影距離を計測する方法が考えられる。しかしながら、撮影距離を固定するために長さや角度を常に一定に保持することは現実的に難しい。撮影毎に撮影距離を測定することが可能であれば、撮影距離と1画素あたりのサイズの関係式から牛体部位を計算することができるが、画像と撮影距離が同時に記録される汎用カメラは市販されていない。そのため、現時点で、式 2.1 の関係を利用して簡易に牛

体部位の測定を行うことは難しいと考えており、測定方法についてはさらに検討する必要がある。

このようなことから、第3章で行なった画像からの体重推定には、撮影距離の補正を行わず、撮影画像に牛と共に映っている、牛の足元付近にある構造物をサイズの基準として利用する手法を採用した。足元付近をサイズの基準にした場合、カメラと牛体部位の撮影距離が異なると、牛体部位の測定値は実際の値と異なる。これは、牛の成長に伴って体高が高くなると、牛体上部とカメラ間の撮影距離が変動し、1画素あたりのサイズが変わることによる。このため、画像から計測される各部位長や牛領域の面積は、実際のサイズに牛の成長に伴う撮影距離の変化による誤差が混入するという問題がある。この問題に対し、仮に、撮影距離の変化による影響を含む成長部位間の値と体重との間にアロメトリー関係が示されれば、この関係を利用し撮影距離の変化による影響が含まれる体型測定値から体重推定することにより、対応できる可能性がある。

立位における乳牛の体高は、標準発育値（日本ホルスタイン登録協会 1995）によると0、12、24、60か月齢でそれぞれ75.1、122.4、137.7、144.0cmとされ、出生から変化の大きい24か月の間に62.6 cm程度変化する。その一方で伏臥位の牛の体上部の高さについての詳細な標準発育値は明らかにされていないものの、成長に伴う伏臥位の牛の体上部の高さの変化量は、立位よりも小さいと考えられる。そのため、立位と伏臥位で推定精度に違いが生じる可能性がある。

上記のことから、第3章では、牛の足元付近にある構造物をサイズの基準として利用して画像から測定された体型指標を利用して、そこで得られた体型指標と体重との関係を解析し、体重を推定できる数理モデルを作成できるか、解析を行うこととした。

2.4.3 撮影した画像からの対象動物領域の抽出

機械学習 TWS を利用した撮影画像からの牛領域の識別は、撮影場所によって識別

結果に違いが生じた。すなわち、放牧地で撮影した画像ではおおむね牛領域に沿って抽出することができた（図 2.11）のに対して、牛床と台秤で撮影した画像では、抽出が困難であった。これは、ホルスタインの体色と牛床および台秤の白黒部分の識別が困難であるためと考えられる。一方、牛体とその背景となる植物群落は色や構造が大きく異なると考えられ、放牧地では牛床や台秤より牛領域を抽出しやすかったと考えられる。

放牧地の立位と伏臥位それぞれの画像において作成された学習モデルは、同一姿勢の他個体の牛領域の抽出に利用可能で、異なる姿勢の他個体の牛領域の抽出においても適正な学習モデルを得ることができれば利用可能であると考えられる。

2.5 まとめ

本章では、放牧地および牛舎での飼養条件下で実施できる牛の撮影技術を提案した。簡易ジンバルと長尺棒を利用することで、牛の上部からカメラを常に鉛直方向に向けた撮影が可能となった。この撮影装置は放牧地へ持ち運び可能で、立位および伏臥位の姿勢の体上面画像を取得することができ、画像からの体重推定技術に応用できると考えられる。また、この撮影装置は安価で容易に作成できる。

放牧地における画像からの牛領域の抽出には、機械学習の一つである TWS が有効であることが示された。この手法は、一頭から作成された学習モデルを使い、多数の個体および異なる姿勢の牛領域の抽出に利用できる。TWS は、オープンソースで容易な操作で処理できるため、導入しやすいと考えられる。

第3章 立位および伏臥位の画像を利用した体型指標による体重推定

3.1 緒言

これまで、より簡易に体重を把握するため、胸囲や体高等の体型指標から簡便に体重を推定する技術が研究されてきた (Davis ら 1961 ; Heinrichs ・ Hargrove 1987 ; Heinrichs ら 1992 ; 寺田ら 1992 ; Dingwell ら 2006 ; Heinrichs ら 2017)。例えば、寺田ら (1992) は重回帰分析により、ホルスタイン種における体重との関係が高い部位は、未経産牛では胸囲、経産牛では腰角幅、尻長および胸囲であることを報告し、Rahim (1996) は黒毛和種去勢肥育牛の簡易体重推定のための体型指標として胸囲、体長、十字部高およびかん幅からなる推定式を示した。現在、胸囲から体重を推定する推定尺や、かん幅から体重を推定するヒポメーターが商品化されている。

さらに、近年、牛体を撮影した画像を用いて体重を推定する手法が報告されている (緒方ら 2011 ; Tasdemir ら 2011 ; 喜田ら 2014 ; Kuzuhara ら 2015 ; 喜田 2016 ; Hansen ら 2018 ; Martins ら 2020)。画像を利用する手法は、牛体に触れることなく測定できることに加えて、これまで測定することが困難であった部位の計測も可能である。例えば、牛の上部から鉛直方向で撮影された画像の牛体上部面積 (以下、面積) や外周長などの体型指標を利用することが可能である。これらの指標を利用することで、高い精度で体重を推定できる可能性がある。

しかしながら、画像を用いた体重推定は、立位姿勢 (立位) の正姿勢で行うことが基本とされ、現在のところ牛舎内の通路や搾乳室などの制限された場所での利用を前提としており、立位以外の姿勢から体重を推定した報告は見られない。放牧やフリーストール、フリーバーンなどの自由飼育条件下では、立位のみならず伏臥位姿勢 (伏臥位 : 両前肢を折り曲げ両後肢を体に沿わせるように座った姿勢) や横臥位姿勢 (横臥位 : 四肢を伸ばし完全に横倒しの姿勢) (佐藤ら 1995) も見られる。ただし、伏臥

位にくらべて横臥位の時間は非常に短いとされる（鈴木ら 1978）。このことから、立位のみならず、伏臥位の体上部画像から得られた体型指標と体重との関係について明らかにすることができれば、場所や姿勢にとらわれず測定でき、画像を用いた体重推定の適用範囲が広がると考えられる。

また、ホルスタイン種におけるこれまでの体型指標を用いた体重推定に関する研究は未経産牛（Heinrichs・Hargrove 1987；Heinrichs ら 1992；Dingwell ら 2006；坂口ら 2006）を対象にしたものが多く、わずかであるが泌乳牛（Yan ら 2009）、肉牛（Ozkaya・Bozkurt 2009）についての報告もある。しかし育成牛から経産牛までの広い体重域を対象にした研究は少ない。経産牛においては、分娩およびその後の泌乳により骨格の大きな変化を伴わない体重の増減があると考えられる。また、各部位の成長と体重の関係が、成長段階で異なる可能性がある。育成牛から経産牛までを継続して調査し、それぞれの時期について体型指標と体重の関係を解明することができれば、汎用的な牛の体重推定につながる。

そこで、本章は、ホルスタイン種雌牛の育成牛および経産牛を対象に、(1) 立位および伏臥位の画像から計測された体型指標と体重との関係を把握すること、および(2) 立位と伏臥位の体型指標から体重を推定するモデルを作成し、成長段階と姿勢の違いが推定精度に及ぼす影響について明らかにすること、を目的とした。画像は第2章で開発された撮影装置を用いて取得した。撮影画像から腰角幅、体長、背骨長、面積、外周長の5つの体型指標を計測し実測体重との関係を解析した。

3.2 材料と方法

3.2.1 供試家畜

新潟大学農学部附属フィールド科学教育研究センターで飼養されているホルスタイン種雌牛を対象とした。供試牛の合計頭数は44頭（月齢0-99ヵ月、体重約45-890 kg）

で、そのうち39頭を立位の画像に、36頭を伏臥位の画像に供試した（表3.1）。なお、立位と伏臥位では、一部、同一個体による調査が行われた。

供試牛の飼養管理方法は、出生から約7ヵ月齢（250 kg 前後）まで牛舎内で飼養し、以降はフリーストール牛舎と隣接する放牧地（0.33 ha）で飼養した。初産分娩の約2ヵ月前からは、タイストール牛舎で飼養した。出生から50日間は哺乳を行い、離乳後はNRC乳牛飼養標準2001年・第7版（道立畜試・根釧農試NRC乳牛飼養標準2001年版翻訳プロジェクトチーム2002）の要求量を満たすように設計した飼料を給与した。

表3.1 データセットの概要.

姿勢	データセットの内容	画像数	頭数	1頭当たり画像数	月齢	体重 (kg)
立位	全体	457	39	2 - 21 (11.7 ± 5.9)	0 - 99 (32.4)	44.5 - 892.0 (516.9)
	経産牛	239	22	1 - 21 (10.9 ± 6.6)	22 - 99 (52.0)	500.0 - 892.0 (682.3)
	未経産牛	218	25	2 - 15 (8.7 ± 4.1)	0 - 26 (11.0)	44.5 - 732.0 (335.6)
	未経産牛250 kg以上	138	23	1 - 13 (6.0 ± 4.3)	7 - 26 (15.2)	254.0 - 732.0 (450.4)
	未経産牛250 kg未満	80	22	1 - 7 (3.6 ± 1.8)	0 - 9 (3.8)	44.5 - 243.0 (137.6)
伏臥位	全体	157	36	1 - 9 (4.4 ± 2.8)	0 - 99 (35.9)	47.5 - 892.0 (575.8)
	経産牛	96	17	1 - 9 (5.6 ± 2.3)	22 - 99 (50.0)	514.0 - 892.0 (680.7)
	未経産牛	61	24	1 - 8 (2.5 ± 1.6)	0 - 24 (13.9)	47.5 - 732.0 (410.9)
	未経産牛250 kg以上	45	18	1 - 8 (2.5 ± 1.8)	8 - 24 (17.1)	256.0 - 732.0 (503.4)
	未経産牛250 kg未満	16	13	1 - 2 (1.2 ± 0.4)	0 - 7 (4.6)	47.5 - 219.0 (150.7)

1頭当たり画像数, 月齢および体重は, 最小値—最大値 (平均値) を示す.

3.2.2 調査

調査は 2018 年 2 月から 2020 年 9 月にかけて行った。デジタル台秤 (TRU-TEST EC2000, 富士平工業株式会社, 東京) を用いて体重測定を行い, 計測体重とした。体重測定の当日または近接日にデジタルカメラ (IXY120, キヤノン株式会社, 東京) を利用して撮影し画像を取得した。立位は, 台秤の上部にカメラを固定して撮影し, 伏臥位は, 牛床または放牧地内で簡易ジンバルを組み合わせた手法 (田中・板野 2021) により牛の上部から撮影した。

調査の間隔は少なくとも 21 日以上あけて行い, 立位画像は, 供試した 39 頭から 1 頭あたり 2-21 画像 (平均±標準偏差, 11.7 ± 5.9), 延べ 457 画像を取得した (表 3.1)。伏臥位の画像は供試した 36 頭から 1 頭あたり 1-9 画像 (平均±標準偏差, 4.4 ± 2.8), 延べ 157 画像を取得した。

3.2.3 解析

3.2.3 (1) 取得した画像からの体型指標の測定

画像から測定した体型指標は, 腰角幅, 体長, 背骨長, 面積, 外周長の 5 項目とした (図 3.1)。腰角幅は左右の腰角間の直線距離 (m), 体長は肩端から尾の付け根までの水平距離 (m), 背骨長は体長の基準となる両端について背骨の湾曲に沿った距離 (m), 面積は頭部, 頸, 尾尻, 肢のうち足根部から先端部分を除いた部分の面積 (m^2), 外周長は面積測定と同様部分を囲む距離 (m) である。長さ (m) は小数第三位まで求めた。測定には, 画像解析ソフト ImageJ / Fiji (Schindelin ら 2012) を用いて次の手法により行った (詳細は補遺 3 参照)。まず, 長さ補正の基準には牛の足元にある構造物 (牛床マット, 体重計測盤など) を利用し, 放牧地において基準となる構造物がない場合はあらかじめ竹尺などを牛の足元において撮影し, 基準として利用した (図 3.2)。ImageJ / Fiji のスケール補正機能により画素単位から m 単位に補正した。次に, 各体型指標を目視により任意で抽出し, その長さおよび面積を測定した。

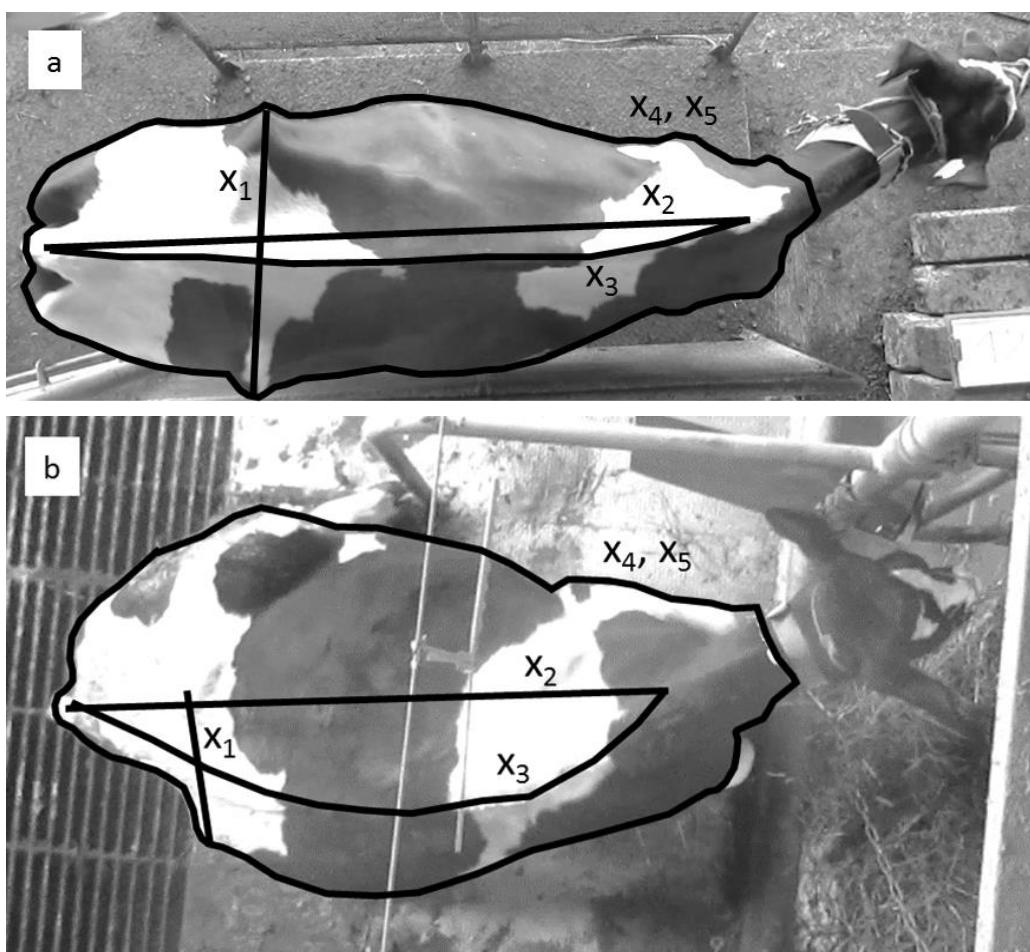


図 3.1 解析に利用した牛体上部画像および体型指標 (a: 立位, b: 伏臥位).
 x_1 : 腰角幅, x_2 : 体長, x_3 : 背骨長, x_4 : 面積, x_5 : 外周長を示す.



図 3.2 解析に利用した放牧地で撮影された伏臥位画像の例。
矢印は長さの基準として設置した竹尺（1 m）を示す。

3.2.3. (2) 体型指標および計測体重との相関分析

5 つの体型指標を説明変数として、各説明変数間および各説明変数と計測体重間の関係を示すために、ピアソンの積率相関係数により相関分析を行った。解析は R version 3.6.1 (R Core Team 2019) および Package ‘psych’ (Revelle 2020) を用いた。

3.2.3. (3) モデルの作成

牛の体型指標と計測体重との関係は、育成前中期と性成熟にいたる育成後期以降で異なることが知られている。また一般にホルスタイン種雌牛の初回発情・種付けは体重 350 kg 以上が目安とされていることから、その境界は 350 kg 以下と考えられる。本手法によるモデルで計測体重と予測体重の関係を解析したところ、体重 250 kg 前後を境界にして両者の関係が異なると視覚的に判断された。そこで本報でのデータセットについては、立位、伏臥位共に、全体を対象にしたデータセット、未経産牛および経産牛に分けたデータセット、未経産牛を計測体重 250 kg 以上および 250 kg 未満に分けたデータセットによる解析を行った（表 3.1）。立位の全体のデータセットは 457 画像で、内訳は経産牛のデータセット 239 画像および未経産牛のデータセット 218 画像か

らなる。さらに未経産牛については 250 kg 以上の未経産牛のデータセット 138 画像および 250 kg 未満の未経産牛のデータセット 80 画像からなる。伏臥位も同様に、全体のデータセットは 157 画像で、内訳は経産牛のデータセット 96 画像および未経産牛のデータセット 61 画像からなる。さらに未経産牛については 250 kg 以上の未経産牛のデータセット 45 画像および 250 kg 未満の未経産牛のデータセット 16 画像からなる。

それぞれのデータセットに、計測体重を目的変数、体型指標（腰角幅、体長、背骨長、面積、外周長）の計測値およびそれらを全て組み合わせた交互作用を説明変数として、一般線形モデルに当てはめた。モデルの当てはめには R の `lm` 関数を用い、最適なモデル探索のために、有意差が無い説明変数を P 値が高い順に削除しながら当てはめを繰り返した（プログラムは補遺 4 参照）。さらに偏回帰係数がマイナスの変数について P 値が高い順に削除しながら当てはめを繰り返すことで適切なモデルを探索した。

3.2.3. (4) モデルの評価

モデルの評価には、計測体重とモデルによる予測体重間の相関係数 (r) および平均平方二乗誤差率 (RMSPE) を用いた。RMSPE は、式 3.1 に示した。これは、予測体重と計測体重との差（誤差）の大きさを示す指標で、値が小さいほど誤差の少ないモデルであることを示す。

$$\text{RMSPE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{M_i - P_i}{M_i} \right)^2} \quad (3.1)$$

ここで、 n はデータ数、 M_i は i 番目の計測体重、 P_i は i 番目の予測体重を示す。 r が高く、かつ RMSPE が小さいモデルを精度の高いモデルと評価した。

3.2.3. (5) 立位と伏臥位から作成されたモデルの一致性

全データのうち、同一個体から両姿勢の画像を同時に取得できたデータ 71 件を用いて、牛の成長段階に応じて、250 kg 以上の未経産牛、250 kg 未満の未経産牛および

経産牛の体重推定モデル使い，対応する立位と伏臥位の体重を推定し，相関分析により一致性を検討した。

3.3 結果

3.3.1 体型指標と計測体重との相関分析

各体型指標間および各体型指標と計測体重との関係は，立位および伏臥位の両姿勢においてすべて強い正の相関がみられた（図 3.3-3.4，すべて $P < 0.01$ ）。ただし，その関係は完全な比例関係ではなく，湾曲（アロメトリー）関係を示すものが多かった。各体型指標と計測体重の相関係数（ r ）は，伏臥位（ $r = 0.85-0.98$ ）にくらべて，立位（ $r = 0.95-0.99$ ）でより高い値を示した。体重との相関係数が最も高い体型指標は，立位および伏臥位のいずれにおいても面積で，それぞれ $r = 0.99$ および $r = 0.98$ であった。

立位における，体重と相関の高い体型指標は，面積（ $r = 0.99$ ） > 外周長（ $r = 0.97$ ） > 腰角幅，体長（ $r = 0.96$ ） > 背骨長（ $r = 0.95$ ）の順であった。また，伏臥位における，体重と相関の高い体型指標は，面積（ $r = 0.98$ ） > 外周長（ $r = 0.95$ ） > 体長（ $r = 0.92$ ） > 背骨長（ $r = 0.90$ ） > 腰角幅（ $r = 0.85$ ）の順であった。

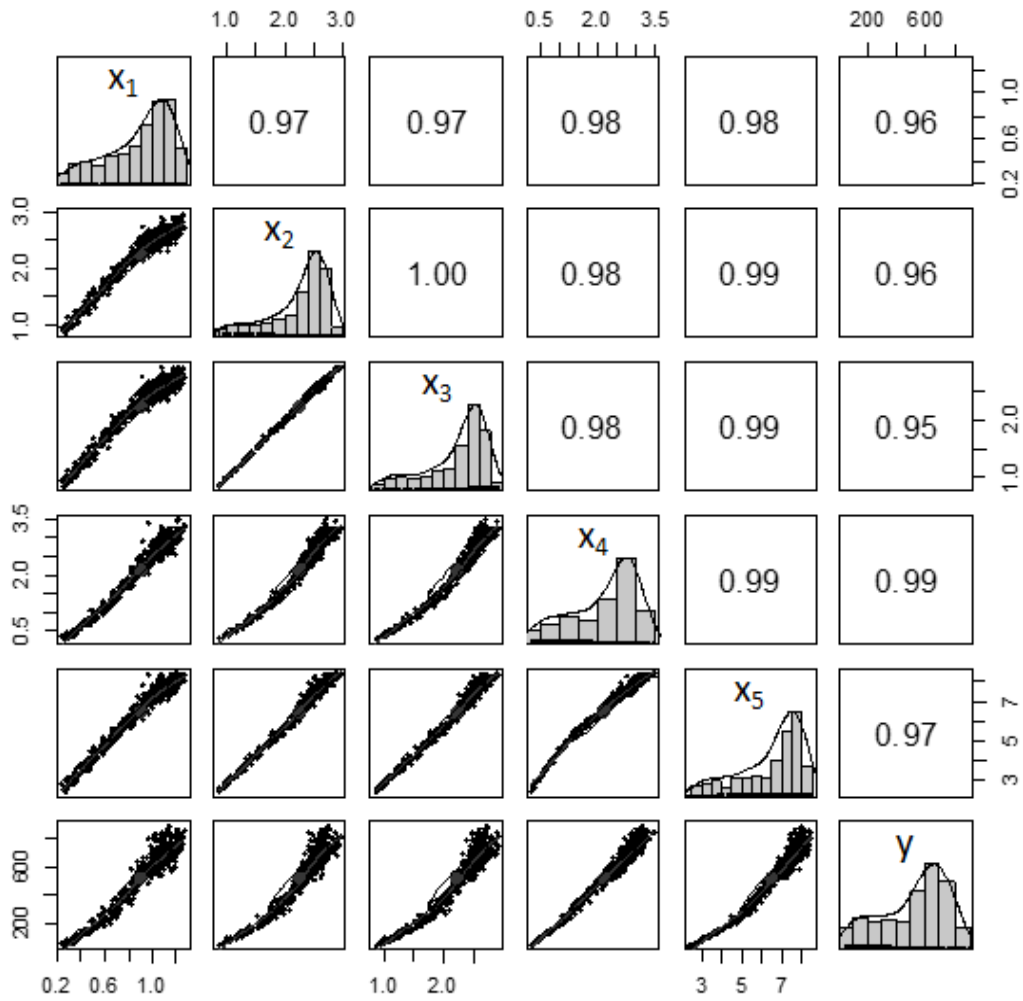


図 3.3 各体型指標間および各体型指標と計測体重との相関関係（立位）.

左上から右下の対角中央のグラフ：各データのヒストグラム，対角中央より右上：相関係数 r ，対角中央より左下：各データ間の相関グラフ． x_1 ：腰角幅， x_2 ：体長， x_3 ：背骨長， x_4 ：面積， x_5 ：外周長， y ：体重を示す．

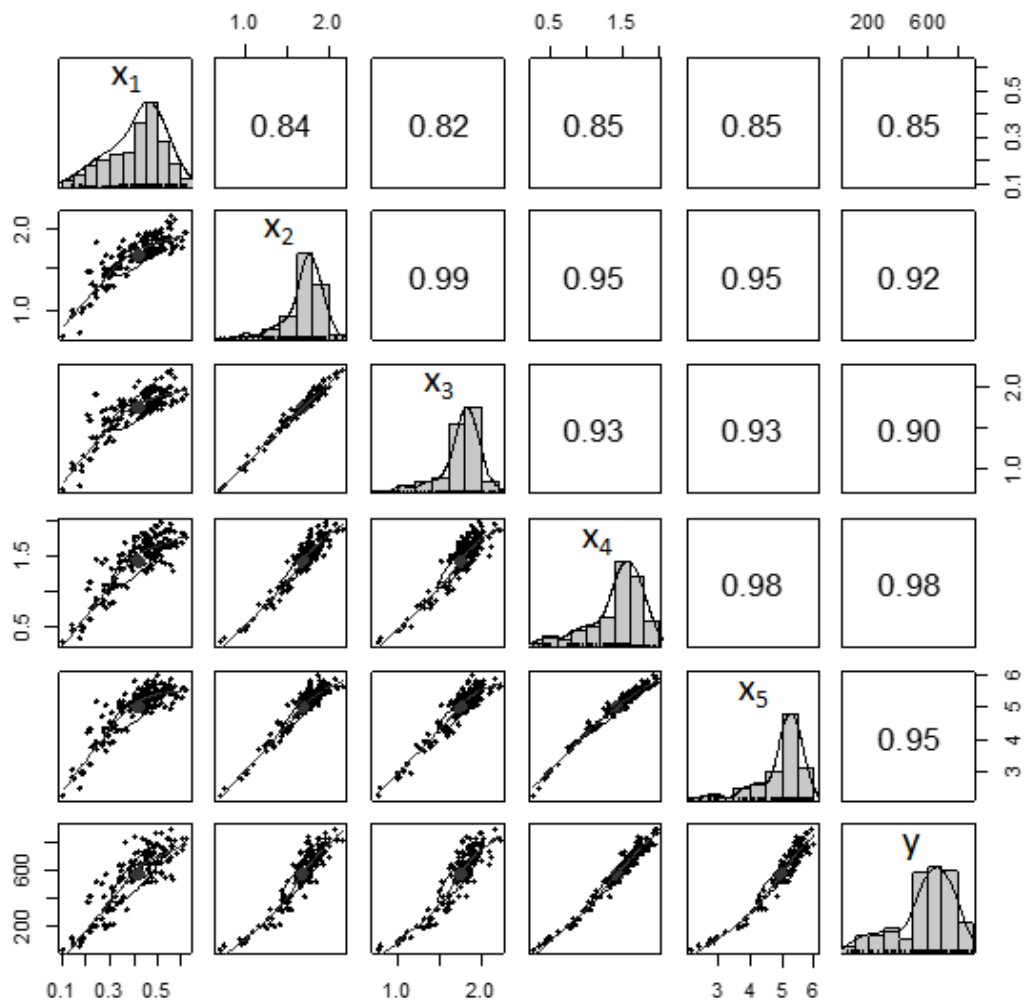


図 3.4 各体型指標間および各体型指標と計測体重との相関関係 (伏臥位).

記号は図 3.3 と同様.

3.3.2 体重推定モデル

体型指標から体重を推定する最適なモデルを表 3.2 に示した。計測体重とモデルによる予測体重間には、すべてのデータセットで非常に強い相関関係を示した（立位の経産牛で $r=0.87$ ，それ以外で $r>0.93$ ，全て $P<0.01$ ）。また全ての体重推定モデルにおいて、面積が説明変数として選択された。

全体を対象としたデータセットのうち、立位は説明変数を面積のみとしたモデルが最適モデルとなった。伏臥位は説明変数として面積のほかに、腰角幅と体長の交互作用を加えたものが最適モデルとなった。

立位において経産牛と未経産牛とに分けたデータセットのうち、経産牛では面積のみ、未経産牛では面積および面積と体長の交互作用を説明変数としたモデルが最適モデルとなった。伏臥位においては、経産牛では面積および腰角幅と体長の交互作用、未経産牛では面積のみを説明変数としたモデルが最適モデルとなった。

未経産牛を 250 kg 以上と、250 kg 未満に分けた場合は、いずれの姿勢においても説明変数として面積のみからなるモデルが最適なモデルとなった。

表3.2 一般線形回帰による推定モデル。

姿勢	データセットの内容	データ数	推定モデル	r	RMSPE
立位	全体	457	$y = -46.38 + 260.22 x_4$	0.99	0.09
	経産牛	239	$y = -37.57 + 258.39 x_4$	0.87	0.06
	未経産牛	218	$y = -17.15 + 198.89 x_4 + 18.59 x_4 x_2$	0.99	0.07
	未経産牛250 kg以上	138	$y = -43.47 + 254.82 x_4$	0.97	0.07
	未経産牛250 kg未満	80	$y = -6.67 + 206.24 x_4$	0.99	0.06
伏臥位	全体	157	$y = -167.92 + 482.75 x_4 + 82.97 x_1 x_2$	0.98	0.17
	経産牛	96	$y = -178.14 + 499.91 x_4 + 66.08 x_1 x_2$	0.93	0.05
	未経産牛	61	$y = -163.01 + 511.67 x_4$	0.98	0.25
	未経産牛250 kg以上	45	$y = -241.09 + 570.57 x_4$	0.98	0.06
	未経産牛250 kg未満	16	$y = -27.59 + 293.98 x_4$	0.99	0.07

推定モデルの記号は y : 体重, x_1 : 腰角幅, x_2 : 体長, x_4 : 面積を示す。

r : 相関係数, RMSPE : 平均平方二乗誤差率。

r はすべてのモデルで $P < 0.01$ (t -test)。

3.3.3 モデルの評価

3.3.3. (1) 全体を対象としたモデル

立位と伏臥位において、全てのデータを使い作成したモデルからの予測体重と計測体重の関係を図 3.5 に示した。予測体重と計測体重間の相関係数は立位で $r=0.99$ ，伏臥位で $r=0.98$ ，RMSPE は立位で 0.09，伏臥位で 0.17 を示し，両者とも 1 : 1 ラインの付近でばらついた。

ただし，立位および伏臥位ともに 150 kg 以下の低い体重域における予測体重は計測体重よりも過小評価される傾向があり，その傾向は伏臥位で強かった（図 3.5）。また，450 kg 以上の高い体重域では，予測体重はばらつきが大きくなった。

計測体重を経産牛，未経産牛，250 kg 以上の未経産牛および 250 kg 未満に分けた時，全体モデルで予測された体重の精度を表 3.3 に示した。経産牛では，立位において $r=0.87$ ，伏臥位において $r=0.93$ と他の生育ステージと比較して低い相関係数を示した。また，予測体重が過小評価される傾向を示した 250 kg 未満の未経産牛では，立位において RMSPE=0.18，伏臥位において RMSPE=0.51 と誤差率が高いことを示した。

表3.3 体重推定モデルの各データセットに対する予測体重の精度.

推定モデル	利用データセット	立位			伏臥位		
		データ数	r	RMSPE	データ数	r	RMSPE
全体のモデル	全体	457	0.99	0.09	157	0.98	0.17
	経産牛	239	0.87	0.06	96	0.93	0.05
	未経産牛	218	0.99	0.12	61	0.98	0.27
	未経産牛250 kg以上	138	0.97	0.07	45	0.98	0.08
	未経産牛250 kg未満	80	0.99	0.18	16	0.99	0.51
経産牛のモデル	経産牛	239	0.87	0.06	96	0.93	0.05
未経産牛のモデル	未経産牛	218	0.99	0.07	61	0.98	0.25
	未経産牛250 kg以上	138	0.97	0.07	45	0.98	0.08
	未経産牛250 kg未満	80	0.99	0.07	16	0.99	0.47
未経産牛250 kg以上のモデル	未経産牛250 kg以上	138	0.97	0.07	45	0.98	0.06
未経産牛250 kg未満のモデル	未経産牛250 kg未満	80	0.99	0.06	16	0.99	0.07

r : 相関係数, RMSPE : 平均平方二乗誤差率.

r はすべてのモデルで $P < 0.01$ (t -test).

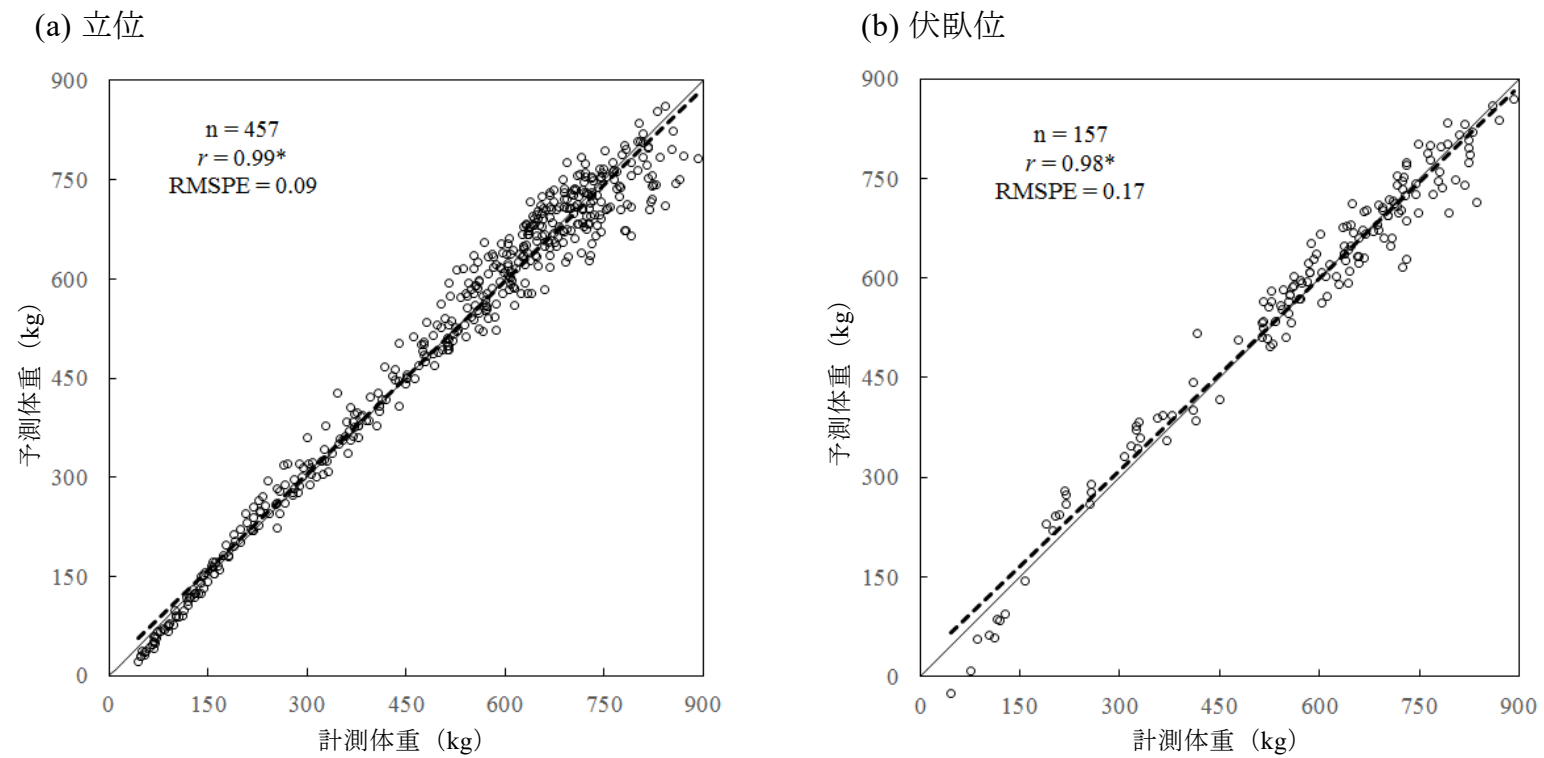


図 3.5 全体を対象としたモデルによる予測体重と計測体重の関係.

(a) : 立位, (b) : 伏臥位. n : 供試点数, r : 相関係数, $RMSPE$: 平均平方二乗誤差率.

*は $P < 0.01$ (t -test) を示す. 中央対角線は計測体重と予測体重の 1:1 ラインを示す.

3.3.3 (2) 経産牛と未経産牛を対象としたモデル

経産牛と未経産牛に分けたモデルの予測体重と計測体重との関係を図 3.6 に示した。経産牛と未経産牛に分けたことで、全体のモデルで見られた 150 kg 以下の低い体重域における予測体重が計測体重よりも過小評価される傾向は、立位で改善された。しかし、伏臥位では予測体重が過小評価となった。(図 3.6)。

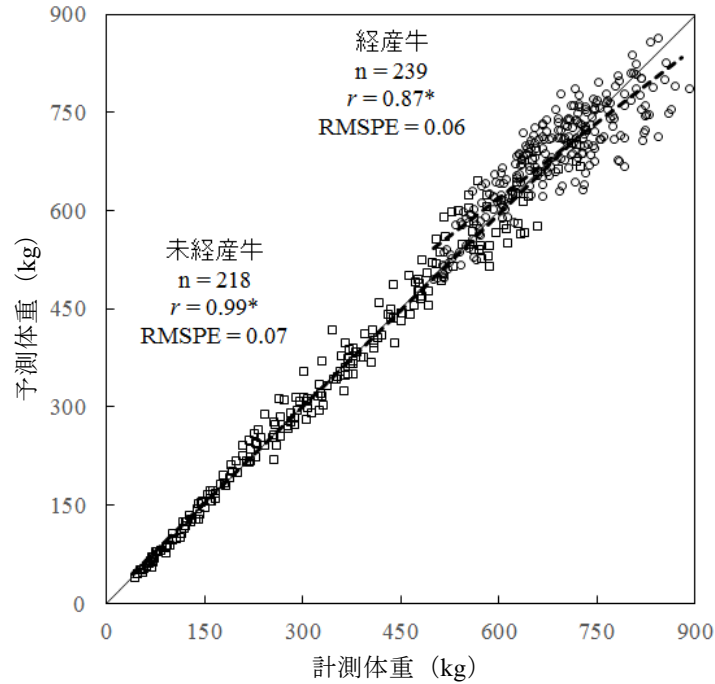
モデルの推定精度は、立位において、経産牛で $r=0.87$ 、未経産牛で $r=0.99$ を示し、経産牛が未経産牛より低くなった (表 3.3)。伏臥位では、経産牛で $r=0.93$ 、 $RMSPE = 0.05$ 、未経産牛で $r = 0.98$ 、 $RMSPE = 0.25$ を示し、経産牛は未経産牛と比較して、誤差率は小さかった一方で相関係数は低かった。

表 3.3 に示したように、未経産牛の計測体重を 250 kg 以上と 250 kg 未満に分けた時、未経産牛モデルで予測された体重の精度は、立位では、250 kg 以上と 250 kg 未満共に高い相関係数と低い $RMSPE$ となり、高い推定精度を示した。伏臥位では、相関係数は 250 kg 以上、250 kg 未満共に高い値を示したが、 $RMSPE$ は 250 kg 以上で 0.08、250 kg 未満で 0.47 となり、250 kg 未満で高い誤差率を示した。

3.3.3 (3) 250 kg 以上の未経産牛と 250 kg 未満の未経産牛を対象としたモデル

図 3.6 の経産牛と未経産牛のモデルの予測体重と計測体重の関係のうち、未経産牛のデータを 250 kg 以上と 250 kg 未満に分けて作成したモデルの予測体重と計測体重との関係を図 3.7 に示した。図には、比較のため、経産牛のモデルの予測体重と計測体重の関係も示した。250 kg 以上の未経産牛の立位と伏臥位におけるモデルは、立位で $r = 0.97$ 、 $RMSPE = 0.07$ 、伏臥位で $r = 0.98$ 、 $RMSPE = 0.06$ となり高い推定精度を示した。250 kg 未満の未経産牛の立位と伏臥位におけるモデルは、立位で $r = 0.99$ 、 $RMSPE = 0.06$ 、伏臥位で $r = 0.99$ 、 $RMSPE = 0.07$ となり高い推定精度を示した (表 3.3)。

(a) 立位



(b) 伏臥位

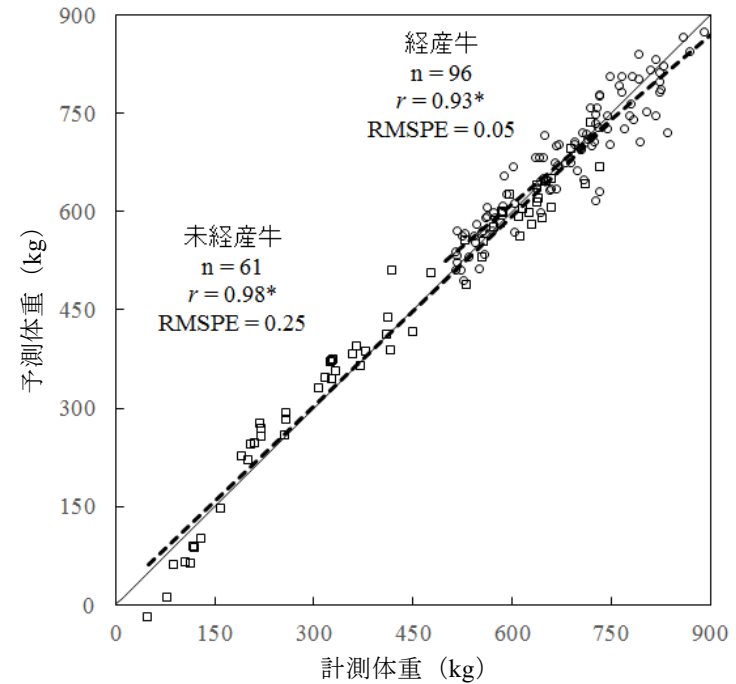


図 3.6 未經産牛と経産牛を対象としたモデルによる予測体重と計測体重の関係。

(a) : 立位, (b) : 伏臥位. ○ : 経産牛を対象としたモデルによる推定, □ : 未經産牛を対象としたモデルによる推定. n : 供試点数, r : 相関係数, RMSPE : 平均平方二乗誤差率. *は $P < 0.01$ (t -test) を示す. 中央対角線は計測体重と予測体重の 1:1 ラインを示す.

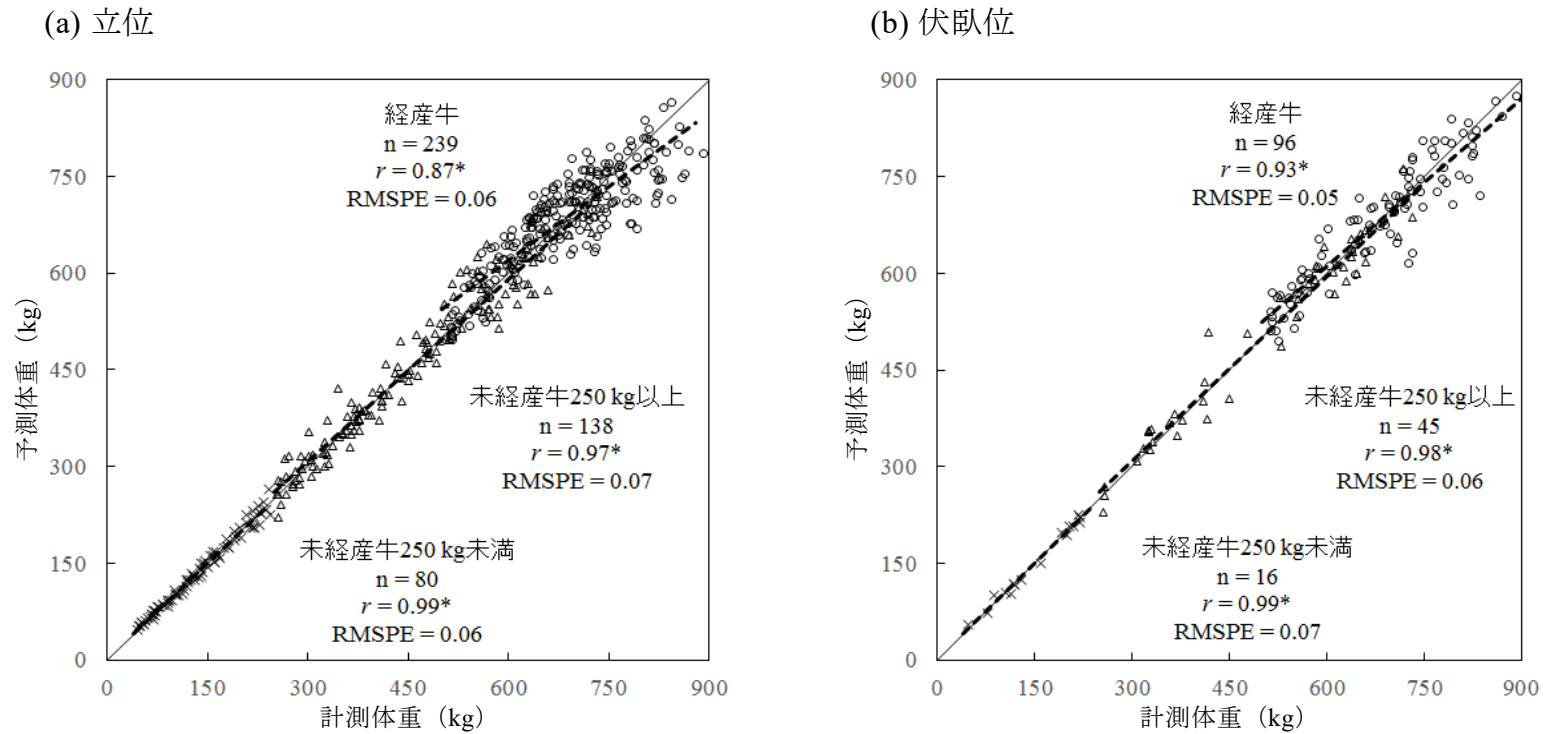


図 3.7 250 kg 以上の未經産牛，250 kg 未満の未經産牛および経産牛を対象としたモデルによる予測体重と計測体重の関係。

(a) : 立位，(b) : 伏臥位．○ : 経産牛を対象としたモデルによる推定，△ : 250 kg 以上の未經産牛を対象としたモデルによる推定，× : 250 kg 未満の未經産牛を対象としたモデルによる推定． n : 供試点数， r : 相関係数， RMSPE : 平均平方二乗誤差率．*は $P < 0.01$ (t -test) を示す．中央対角線は計測体重と予測体重の 1:1 ラインを示す．経産牛のデータは図 5 と同じ．

3.3.3 (4) 立位および伏臥位から推定された予測値の一致性

作成したモデルを利用し，対応する立位と伏臥位の画像データから推定した体重の関係を図 3.8 に示した。両姿勢の予測値は，1:1 ライン上近辺にあり，姿勢の違いによる予測値の偏りは示されなかった。未経産牛の 250 kg 未満では供試点数が 2 件のみであるが，立位と伏臥位からの予測値は一致した。未経産牛の 250 kg 以上において，推定体重が 550 kg までは立位と伏臥位の予測値は一致したが，推定体重が 550 kg を越えると一致性にばらつきが見られた。経産牛は未経産牛より一致性のばらつきが大きかった。

立位と伏臥位の画像データからそれぞれ推定された予測体重間の関係は，全データで $r=0.94$ ，250 kg 以上の未経産牛で 0.95 および経産牛で 0.83 を示した。

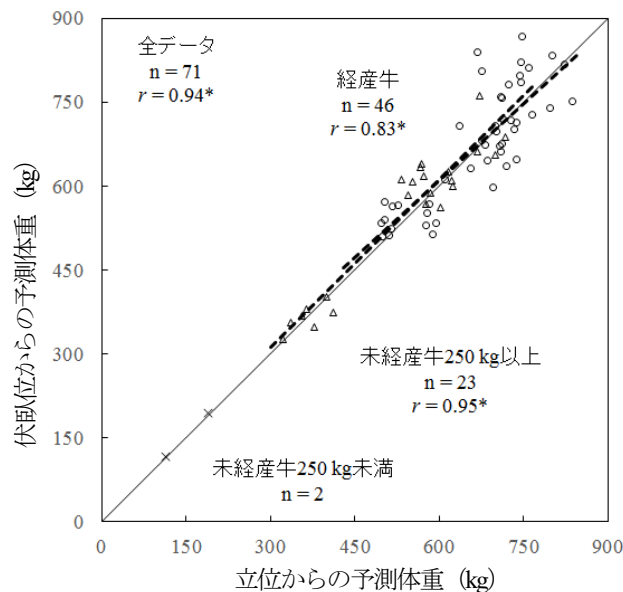


図 3.8 立位および伏臥位のモデルによる予測体重の関係。

○：経産牛を対象としたモデルによる推定，△：250 kg 以上の未経産牛を対象としたモデルによる推定，×：250 kg 未満の未経産牛を対象としたモデルによる推定。n：供試点数，r：相関係数。*は $P<0.01$ (t-test) を示す。

3.4 考察

3.4.1 画像を利用した体型計測

本研究で利用した体型指標の測定値は画像から計測しており、その際のスケール補正はすべて牛の足元にある構造物等のサイズを基準として行った。画像から計測される牛体上部の位置は構造物の位置と高さが異なるため、直接測定する場合と異なる計測値になる。加えて、構造物から牛体上部の位置が離れるに従い、その影響が大きくなる。これにより体重と体型指標の間のアロメトリー関係に影響すると考えられるが、本研究では体重と体型指標の間に明確なアロメトリー関係が示されており（図 3.3-3.4）、画像から測定された体型指標は体重推定モデルの作成に十分利用できると考えられる。

ただし、成長段階で分けた体重推定モデルの推定精度が、立位よりも伏臥位でわずかに高かった（表 3.2 および図 3.7）のは、立位は成長にともなって構造物からの距離が大きく変化するのに対して、伏臥位は成長しても構造物からの距離が大きく変化しないことによる可能性がある。

なお、画像から各体型指標を測定するためのサイズ補正には、1 頭当たり 15-30 秒程度を要する。体型指標のうち、腰角幅、体長、背骨長の選択にはそれぞれ数秒程度で可能である。面積および外周長を測定するための牛領域の抽出は、難しい作業ではないが、その所要時間は、両姿勢とも 1 頭当たり 5 分程度要するため、より短時間で牛領域を抽出する技術を検討する必要がある。例えば、田中・板野（2021）は、機械学習による牛領域の抽出技術の可能性について検討している。

3.4.2 牛体上部画像の体型指標と体重の関係

一般に牛の成長指標として計測される体型部位は体重を除くと 11 部位あり、これらは体重とアロメトリー関係があると考えられる（Brody 1945；福原 1976）。ホルスタイン種において、秋元・勝森（1964）は体型部位間の成長にアロメトリー関係がある

ことを示しており、これより体重と体型部位の間にも同様の関係があると考えられる。今回計測した5部位のうち腰角幅、体長、背骨長は、11部位のうちの腰角幅、体長に対応していると考えられ、本研究においても体重との間に高いアロメトリー関係を示した(図3.3-3.4)。

本研究で使用した5部位のうち体重と最も高い相関関係を示したのは、両姿勢ともに面積、次に外周長であった(図3.3-3.4)。面積や外周長を、11部位のように現場で計測することは困難である。しかしながら、画像解析技術を取り入れることで、計測することが可能となった。

このことから、牛体上部画像から計測された面積は、体重推定の指標として、有用と考えられる。緒方ら(2011)は、黒毛和種において体上部から撮影された画像を用いて牛体の画素数と体重との関係が高いことを報告している。また、豚においても上方投影面積と体重に高い相関があることが報告されている(皆川・村上2001)。本研究においても、全ての成長段階での体重推定モデルの説明変数として、面積が選択された(表3.2)。

3.4.3 生育ステージと体重推定モデル

本結果は、画像から乳牛の体重計測を行うときは、生育ステージに分けた推定モデルを利用することが有効であることを示した。

全体モデルはすべての体重域で利用できるが、低い体重域にある250 kg未満の未経産牛では、計測体重に対して予測体重が過小評価される傾向が見られた(図3.5)。各生育ステージのモデルを使うことで、250 kg未満の未経産牛における予測値の過小評価の傾向は見られず(図3.7)、高い精度で推定できることが明らかとなった(表3.3)。生育ステージによって異なるモデルとなるのは、生育ステージによって成長に伴う体重と体型部位の変動の関係が異なったことに起因すると考えられる。本研究において体型部位と体重の関係は、完全な線形ではなく、アロメトリー関係を示した(図3.3-

3.4)。これは体型部位と体重の関係が生育ステージにより異なることを示唆している。動物の各組織の発育はすべて同一步調で行われるものではなく、それぞれ一定の順序に従って発育することが知られている (Hammond 1960)。また、ホルスタイン種においても重回帰分析により各体型測定値の体重への寄与度が未経産牛と経産牛で変化することが示唆されている (寺田ら 1992)。本研究のモデルは線形モデルを採用しているため、全体モデルは、生育ステージ間の体型指標と体重の関係の違いを補正できなかったと考えられる。変数を対数化し体型指標と体重とのアロメトリー関係を線形に変換する等の手法を採用することで、適切な全体モデルを作成できる可能性がある。

一方、高い体重域にある経産牛では、全体モデル、経産牛のみのモデルのどちらを利用しても、予測体重と計測体重の関係は大きくばらつき、生育ステージを考慮した効果は示されなかった。経産牛では、分娩後の泌乳に伴うエネルギーバランスの変化により、体重が大きく変動することが知られている。その変動に骨格サイズは強く関与しないと考えられるため、画像から推定した体型指標のみを説明変数にしたのでは、精度の高い推定ができないと考えられる。この問題に対処するため、体型指標に加え、分娩後の日数、泌乳量などのエネルギーバランスの変動を説明する変数を加えた体重推定モデルを検討していく必要がある。

3.4.4 伏臥位の画像を利用した体重推定

本研究では、牛の伏臥位の画像を使い体重を推定できることが示された。体重推定に関するこれまでの報告として、胸囲 (Davisら 1961 ; Heinrichsら 1992 ; 寺田ら 1992 ; Ozkaya・Bozkurt 2009 ; Yanら 2009 ; Heinrichsら 2017), かん幅 (Dingwellら 2006 ; 坂口ら 2006) から推定する方法および画像 (緒方ら 2011 ; Tasdemirら 2011 ; 喜田ら 2014 ; Kuzuharaら 2015 ; 喜田 2016 ; Hansenら 2018 ; Martinsら 2020) を利用する方法があるが、いずれも立位姿勢で計測したものである。立位姿勢を使い決まった姿勢を維持することで、姿勢の歪みによる体型指標の測定誤差が少なくなり、体重の推定精度が高くな

ると期待される。一方、伏臥位では、身体の歪みによって体型指標の測定誤差が生じると考えられる。本結果においても体重と体型指標との相関関係は、立位の方が伏臥位より高くなった（図 3.3-3.4）。しかしながら、複数の体型指標を説明変数としたモデルを利用することで、伏臥位からも立位と同程度の推定精度で体重を推定できた。また、対応する立位と伏臥位から推定した予測体重の関係は 1:1 ライン上にばらつく（図 3.8）ことから、姿勢の違いにより体重を過小もしくは過大に推定することはないと考えられる。

画像を利用した体重推定の有用性として、家畜への接触や計測場所への誘導など、管理者の家畜へのハンドリングが少なくすむ点が考えられる。これにより、牛の多様な飼養環境、例えば、放牧中でも、画像を撮影することで体重を計測できる可能性がある。牛は休息時には、立位より伏臥位をとることが多い。石井（1986）は、放牧されているホルスタイン種去勢牛の休息と反芻時間のうち 71%が伏臥位および横臥位がしめることを報告している。伏臥位画像を使い高い精度で体重を推定できることを示した本研究の結果は、牛の体重計測の汎用性と応用性を考えたとき極めて有用と考えられる。

牛が横になっている姿勢には、伏臥位以外に横臥位があるが、本研究で横臥位と体重の関係を解析しなかった。これは、実際に横臥位がほとんど観察されなかったことによる。横臥位と伏臥位では異なった体重推定モデルとなることも考えられるため、今後、横臥位の体型指標に基づく体重推定モデルについても検討する必要がある。

3.5 まとめ

本章は、体上部画像から体重を推定することが可能であることを示した。本章の手法を用いることで、生育ステージに応じた推定モデルを適用することにより未経産牛の体重推定は高い精度で行えることを示した。しかしながら、経産牛の体重の推定精

度を改善するため、体型指標に加え泌乳期間中の体重の変動を考慮したモデルを検討していく必要がある。また、生育ステージを通じた全体モデルを作成するためには、体重および体型指標の対数変換等が有効かもしれない。

体重推定のために必要とされる体上部画像は、立位画像のみならず、伏臥位画像でも利用できることを示した。これは放牧やフリーバーンで飼養されている牛の自由姿勢条件での体重計測技術の開発につながると考えられる。放牧地での利用を考える場合、ドローンによる空撮を用いた牛の画像取得技術が有効となるかもしれない。また、伏臥位のみでなく横臥位における体重推定モデルの作成が必要であろう。

第4章 総合考察

4.1 画像と数理モデルを用いた体重計測技術の概要

体重は、牛の生育状況や健康状態を把握し適正な飼養管理をするために重要な指標であり、また、家畜の生産性や育種選抜を評価する指標として頻繁に使われる。しかし、牛の体重計は大掛かりで高価な設備であるため生産者ごとに備えることはできず、体重計測の設備を導入している公共牧場は多くない。現在、簡易的に体重を推定するために胸囲から体重を推定する推定尺が市販されているが、それでも測定作業に労力がかかることや測定時の危険性の問題などの理由から、牛の体重測定はあまり行われていない。そのため、より省力的で簡易な体重推定技術を開発する必要がある。

そこで、本論文では新たな体重推定技術として、画像を用いた乳牛の自由姿勢条件下での体重計測技術を開発することを目的として、体重計測のための撮影技術の開発（第2章）と、自由姿勢および生育ステージを考慮した牛の体重推定モデルの開発（第3章）を試みた。

まず、第2章において、長尺棒に簡易ジンバルを組み合わせた撮影装置を開発した。この装置を利用することで、持つ角度が変化しても常に鉛直方向を向き、安定的に牛体上部の画像を撮影することが可能となった。さらに、この撮影装置は軽量であるため牛舎内や放牧地に持ち運んで撮影することが可能で、立位および伏臥位の両姿勢の画像を撮影することが可能となった。撮影された画像について、撮影距離が牛の体型測定値の測定に及ぼす影響について検討し、スケール補正は牛の足元付近にある構造物をサイズの基準として行うことを提案した。また、放牧地で撮影された画像から牛領域を抽出する技術として、機械学習の一つである TWS の利用を検討した結果、作成された学習モデルを利用して、多数の個体および異なる姿勢の牛領域を抽出できることが示された。

次に第3章において、第2章で開発された撮影技術を利用して、乳牛の立位および伏臥位条件下で撮影した。その撮影画像から牛体部位を測定し、計測された体型指標と体重との関係を数理解析し、関係を表す体重推定モデルの探索を行った。その結果、体重と体型指標の間に明確なアロメトリー関係が示されており、画像から測定された体型指標は体重推定モデルの作成に十分利用できることが明らかとなった。体重と最も高い相関関係を示した体型指標は、両姿勢ともに面積、次に外周長であり、面積は両姿勢のすべての成長段階での体重推定モデルの説明変数として選択された。未経産牛の推定精度は、生育ステージに応じた体重推定モデルを適用することにより高い精度で推定できることが示された。一方、経産牛の推定精度は未経産牛にくらべて低いことが示された。また、立位からの予測値と伏臥位からの予測値はおおむね一致しており、姿勢の違いにより体重を過小もしくは過大に推定することはないと考えられた。

これらにより、画像を用いた乳牛の自由姿勢条件下での体重計測技術が開発された。この技術は、撮影装置を牛のいる場所へ持ち運んで撮影することができ、放牧されている乳牛の姿勢として多く見られる立位および伏臥位の画像から体重を推定することが可能である。そのため、従来の体重測定で行われてきたような牛を集畜する作業や正姿勢のまま保持するなどの牛に直接接触するような操作をすることなく自由な姿勢の乳牛に対して利用可能である。

4.2 本研究の体重計測技術導入の有用性

牛の体重測定が広く行われていない理由の一つとして、体重計が高価で大掛かりな設備で、その導入には多額の費用が掛かるため生産者ごとに備えることができないことが挙げられる。体重計に代わり簡易的に体重を推定する手法である、ヒポメーターは現時点で国内での販売元が見当たらず入手は困難と考えられる。体重推定尺は、体重計にくらべてきわめて安価であり、購入後そのまま利用することができるため導入

しやすいと考えられる。ただし、これらの装置は全て、牛を立位姿勢に保持し、牛の誘導時や計測時に接触する必要があるため、牛のストレス、計測場所の制限、労力と危険性の問題が生じる。

これら従来からの体重測定法と比較して、本研究で開発された画像を用いた体重計測技術に利用する画像撮影装置は、家電量販店やホームセンターで入手可能な材料を工夫することで、安価で作成することができる。また、撮影画像から牛領域を抽出するために利用した画像ソフトウェアや機械学習ソフトウェアはオープンソースであるため無料で利用できる。そのため、本技術を生産現場に導入することは容易であると考えられる。

この画像撮影装置は牛のいる場所へ持ち運んで撮影することができるため、畜舎のみならず放牧地においても牛の撮影が可能であり計測場所の制限が少ない。また、自由な姿勢の条件下で撮影するため、牛を集畜する作業や正姿勢のまま保持するなどの牛に直接接触するような操作をすることがなく、牛のストレスの低減が期待できる。これは労力や危険性の問題が少ないことにつながるが、その有用性は、本手法の重要な成果であるので、その考察については項を分けて以下に説明する。

しかしながら、放牧地においては立位以外に伏臥位の姿勢が多く見られるため、この撮影技術を利用して得られる画像には両方の姿勢がある。それゆえ、この撮影装置を使い体重を推定するには、立位と伏臥位のどちらの画像を利用しても正確に体重を推定する必要がある。本研究で提案した、画像から計測した体型指標から体重を推定するモデルは、立位と伏臥位両方の姿勢の画像における体重の推定が可能である。立位姿勢での体型部位と体重間のアロメトリー関係を示した研究報告があるが、伏臥位のその関係を示したものはない。伏臥位姿勢においても体型部位と体重の間にアロメトリー関係が示されたことは牛の新たな成長研究解析手法を提示している。その関係を利用し構築した自由姿勢条件での体重推定モデルは、計測時の牛の姿勢の制御を必

要としない汎用性が高いモデルといえる。

また、生育期を通じた体重推定モデルも高い精度で体重を推定できたが、成長段階毎にモデルを開発することで、より高い精度で体重を推定できる。

未経産牛の推定精度は RMSPE を指標として、両姿勢で 0.06–0.07 を示した。坂口 (2006) は、ホルスタイン育成雌牛を対象とした推定誤差率は、ヒポメーターで 5.2–10.2 %、推定尺で 4.2–5.8 % と報告されている。誤差率の算出方法が若干異なるため一概には比較できないが、未経産牛における画像からの体重推定の精度は、推定尺よりも若干劣るがヒポメーターと同程度もしくはヒポメーターよりも若干良いと考えられる。本研究と Dingwell (2006) がホルスタイン育成雌牛で示した、ヒポメーターと推定尺の実測値と推定値の関係を比較すると、本研究で提案された画像からの推定手法は、特に低い体重域でばらつきが少なく、高い精度で推定できていると考えられる。

経産牛の推定精度については推定尺、ヒポメーターともにはっきりした情報がないため比較できていない。推定尺はその基礎となる胸囲と体重との関係を示した報告のほとんどが未経産牛のみを対象としており、経産牛を対象とした場合の推定精度を示したものは見られない。ヒポメーターはそもそも育成牛用の体重推定器具であり経産牛には使うことができない。これらに対して本研究の手法は、未経産牛に加えて経産牛を含め広い体重域の体重推定に利用することができ、汎用性が高い。経産牛の推定精度は 4.6 で示すモデルの高度化により向上すると考えられる。

4.3 労力と危険性の軽減

牛の体重測定が広く行われていない理由の一つとして、体重測定の作業に労力がかかることと、危険性を伴うことが挙げられる。これらの問題に対して、本研究で提案した体重計測技術は以下に示すような対応ができる。

本研究で提案された撮影装置は、持ち運びが可能であり、牛がいる場所に行ってそ

の場で撮影することが可能である。一般に実施される体重計での計測において、牛をロープで引く際に激しく抵抗し作業が困難になる場合がある。また、ロープ誘導に慣れていない牛を体重計まで誘導する作業は重労働となり、牛の前方からロープを引く者と牛の後方から追う者の複数の作業員が必要となることがしばしばある。さらに、無理に体重計の場所までロープ誘導する時、急に走りだしたり、転回したりするなどの暴走反応を現すことがあり、作業中の負傷事故につながりかねない。本撮影装置を利用した計測は、集畜やロープ誘導などの労力や牛との接触を必要としないため、上記のような問題が生じず、省力化と作業中の危険性を軽減につながる。

上記のような有用性は、牛舎内での飼養時においても重要であるが、集畜の労力が多く、接触による危険性が高い放牧地やフリーバーン、フリーストールといった放し飼い方式ではより高くなる。

また、体重計を利用しない推定尺を利用した簡易測定法においても牛を正姿勢で保持する必要があるため複数の作業員が必要で労力がかかるうえ、胸囲の測定で牛に触れる時の危険性が生じるため、この手法と比較しても本研究の体重計測技術は有用と考えられる。

4.4 本研究の体重計測技術導入時の注意点

本研究で開発した撮影装置は軽量であるため、牛がいる場所へ持ち運んで撮影することが可能であるが、現地で安定した撮影をするため、以下の点に注意する必要がある。本装置は、長尺棒の先端付近にデジタルカメラおよびジンバルを配置しているため先端部の方が重くなり、長尺棒が長いほど、そして持つ角度が水平に近いほど支えるには大きな力を必要とする。支えきれない場合、カメラを地面に落下させてしまうことや、牛が驚いて逃げってしまうことがあるので注意が必要である。そのため、本研究では無理なく支えるために、2.3.1で示したように、長尺棒の長さ、鉛直方向に対す

る角度を撮影条件に適合させる必要がある。

放牧地で撮影のために牛に近づく際は、ゆっくり接近する必要がある。放牧地において撮影装置を持って牛に近づいたとき、牛は警戒し逃避行動をとることがしばしば見られる。牛に近づいた時の逃避行動開始までの距離（フライトディスタンス）は近づく速度により変化することが報告されており、接近速度が速いほどフライトディスタンスは大きい（Kosako ら 2008）。そのため、接近速度を遅くすることで撮影がしやすくなると考えられる。仮に逃げられた場合、無理に追いかけるのではなく、牛が落ち着くまで待つなど、牛の行動を理解して適切に撮影する必要がある。牛の逃避行動は、本技術の課題の一つであり、後述する 4.5 で対応を提案する。

体重推定モデルを利用する際には、生育ステージに合ったモデルを選択することが望ましい。本研究で開発された体重推定モデルは、全体、経産牛、未経産牛、未経産牛の 250 kg 以上と 250 kg 未満のモデルである。このうち、未経産牛と経産牛を分けることは容易である。一方、未経産のうち 250 kg 以上と 250 kg 未満を正確に分けることはできない。250 kg 付近の牛についてはどちらのモデルを利用しても大きな差は生じないと考えられるが、正確に利用モデルを選択するための方法をここで検討する。両姿勢で未経産の 250 kg 以上、250 kg 未満のモデルの変数はいずれも面積のみである。これより、未経産牛の 250 kg 以上のモデルから推定された、250 kg 時の体重時の面積は、立位で 1.15 m^2 、伏臥位で 0.86 m^2 であった。また、未経産牛の 250 kg 未満のモデルから推定された、250 kg 時の体重時の面積は、立位で 1.24 m^2 、伏臥位で 0.94 m^2 であった。このことから両モデルの 250 kg 体重時の面積を平均すると、立位で 1.2 m^2 、伏臥位で 0.9 m^2 である。この値を利用し、本研究の撮影手法の場合、立位であれば面積 1.2 m^2 以上と未満で利用するモデルを選択し、伏臥位であれば面積 0.9 m^2 以上と未満で利用するモデルを選択すれば良い。もしくは、ホルスタイン登録協会（1995）が示す、ホルスタイン種雌牛の標準発育値によると、8 か月齢の標準体重の平均が 258 kg とさ

れていることから、生後8か月でモデルを分けることも一つの方法と考えられる。

4.5 撮影技術の課題と今後の展開

4.1 で述べたとおり、第2章では体重計測のための画像撮影技術が開発された。しかし、放牧地で撮影装置を持って牛に近づいたとき、牛は逃避行動を取るため撮影に時間を要した。これは本研究で開発された撮影技術の課題の一つである。本研究では、時間の経過とともに牛が撮影装置に慣れ、立位だけでなく伏臥位の画像を取得できたが、一般的に牛の逃避行動の程度はさまざまであり、想定した通りに撮影できない場合も考えられる。本研究で開発した撮影装置を牛のいるところに持ち運び、撮影することは十分に可能であるが、放牧地は傾斜地にあることが多く、起伏のある広大な放牧地で撮影装置を持ちながら移動することはそれ自体が労力の掛かることである。さらに撮影対象となる牛に逃げられて撮影に多くの時間を要することになれば、画像を用いた体重計測の一般化は難しいと考えられる。このため、今後、より簡便な撮影技術について検討する必要がある。

そこで、近年急速に普及し、利用場面が広がっているドローンを利用することが考えられる。ドローンを活用することができれば牛のいる場所まで行く必要がなくなり、ある程度高い位置を飛行することで牛に逃避行動をとられることなく撮影できると考えられる。また、多くの個体を同時に撮影することで群レベルでの撮影が可能となる。

ドローンによって上空から撮影された画像は、第2章で開発された撮影装置と同様に鉛直方向での撮影が可能であるため、本研究の原理を応用し発展させることが可能と考えられる。その際には、第3章で提案された、立位および伏臥位のモデルに加えて、本研究で対象としなかった横臥位姿勢についてのモデルを作成することで、さらに応用の場が広がると考えられる。

図4.1に牛舎併設の運動場において搾乳牛をドローンで撮影した例を示した。ドロ

ーン画像を利用した画像の撮影は、高い位置から広範囲を撮影できるため複数頭の牛を同時に撮影できる。その反面、現時点で体重推定に利用するにはいくつかの課題があると考えられる。その一つとして、画像の中央付近から周縁部にかけて位置ズレが生じ、周縁部に映った牛は斜め上方向から見た画像となり、本研究で必要とされる鉛直方向の牛画像が得られないため、撮影したそのままの画像では、体重推定には利用できない可能性がある。そのため、位置ズレを補正し、真上から撮影されたような傾きのない、正しい大きさと位置に表示されるように正射変換（オルソ画像化）することを検討するか、もしくは牛の上空を移動しながら動画を撮影し、動画から位置ズレの少ない鉛直方向の画像を抽出する手法を検討する必要がある。



図 4.1 ドローンで撮影された牛の画像。
搾乳牛（約 600–750 kg）を高さ約 40 m から撮影。

4.6 モデル精度の向上に向けた今後の展開

本研究で提案された画像からの推定手法は、生育ステージを考慮して推定モデルを利用することが有効であり、全ての生育ステージの体重を一つのモデルで推定しようとするとう推定精度が低下した。また、未経産牛にくらべて経産牛の推定精度が低かった。これらの問題に対処し、より汎用性が高く推定精度の高い体重推定モデルを開発するためには、生育ステージを通じた体重と体型指標値との汎用的なアロメトリー関係と、経産牛における体重推定誤差が生じる機構を解明し、これらの要因を体重推定モデルに導入する必要がある。

まず、全ての生育ステージに利用できる汎用的な体重推定モデルを開発するためには、アロメトリー関係を考慮したモデルに改良することが考えられる。その理由として、本研究で得られた体重と体型部位の関係は、完全な線形ではなく、非線形関係を示した。これは体型部位と体重の関係が生育ステージにより異なることを示唆しており、この関係によりモデル精度が低下していることが推察された。そのため、変数を対数化し体型指標と体重とのアロメトリー関係を線形に変換する等の手法を採用することで、生育ステージを考慮する必要のない適切な全体モデルを開発できる可能性がある。

つぎに、経産牛の推定精度を向上させるためには、分娩後のエネルギーバランスを考慮したモデルに改良することが考えられる。その理由として、経産牛は分娩後の泌乳に伴うエネルギーバランスの変化により、体重が大きく変動することが知られている。分娩後は、泌乳開始に伴い、多くのエネルギーを必要とするが、この時期には乾物摂取量がまだ十分増加していないため負のエネルギーバランス状態（NEB）となる（Bauman・Currie 1980；Baird 1982）。一般に、NEBは45日間程度継続するとされ、この時期の体重変化について、Gibbら（1992）は、泌乳開始からの8週の間、1日あたり1.1 kg減少することを報告している。この体重変動に骨格サイズは強く関与しない

と考えられるため、画像から推定した体型指標のみを説明変数にすると、精度の高い推定ができないと考えられる。この問題に対処するため、体型指標に加え、分娩後の日数、泌乳量などのエネルギーバランスの変動を説明する要因、もしくはボディコンディションスコア（BCS）を、説明変数に加えた体重推定モデルの開発が有効かもしれない。一般的な乳牛生産現場において、分娩後の日数、泌乳量は容易に取得できるデータである。BCSについては、すでに2D画像から測定する手法が報告されており（Bewleyら2008；Halachmiら2008；Azzaroら2011；Bercovichら2013）、これらの多くは乳牛の腰角付近と坐骨端ならびに尾尻の窪み付近に着目している。これらの部位は本研究の第2章で開発された撮影技術でも容易に確認できる部位であるため、画像からスコアリングし変数としてモデルに加えることが可能である。

4.7 スマート農業、農業DXへの貢献

スマート農業や農業DXはデジタル技術を利用して省力的かつ効率的な農業生産を目指す取り組みで、近年、様々な分野で急速に発展しつつある。体重推定技術の分野におけるスマート農業、農業DXの一つとして、深度センサーやLiDARなどのセンサーを用いた3D画像とAIを組み合わせた手法がある。豚ではすでに一部のスマートフォンに搭載されているLiDARを利用しAIにより体重を推定するスマホアプリ（吉角2022）が実用化されており、近い将来、牛でも実用化される可能性がある。しかしながら、現時点でスマートフォンに搭載されているLiDARのスキュン可能な撮影距離は短く、一定の距離以上離れた対象物は検知できない。そのため、豚で開発されたこの技術が、たとえ牛に利用できるように改良されたとしても、牛舎内などの限られた場所での利用か、放牧地に於いては牛のすぐ近くまで赴いて撮影する必要があると考えられる。

一方で、本研究で開発された画像からの牛の体重推定技術は、非接触かつ自由姿勢

での測定が可能であることから、牛舎、放牧地、フリーバーン等、多様な牛の飼養条件下で、体重計測できる農業DXの技術として捉えることができる。

本体重計測技術を農業DXの一つとして展開するためには、牛の撮影技術の高度なDX化とそれによる省力化が考えられる。その一つとして、4.5で提案したドローンを利用した撮影技術の導入がある。将来ドローンからの画像が体重推定に利用することができるようになれば、労働力の負担軽減と省力化の面だけでなく、放牧管理の情報取得に役立てることができる。すでに草地生態系におけるドローンの活用場面の例として、草地の収量評価、植被率、牧草栄養価、雑草検出が報告されており（川村ら2018）、放牧家畜の餌となる牧草資源量を知るための基礎的な情報を、ドローンを利用して収集することができつつある。さらに、ドローンを利用した牛の個体数の計測技術（Barbedo 2020；Shao 2020）が報告されており、草地を利用する家畜の情報をドローンで把握する研究も進められつつある。

4.5で提案したドローンを利用した撮影技術と、4.6で提案した推定モデルの高度化を組み合わせることでさらに発展させて、牛群レベルでの体重推定が高い精度で可能となれば、牧草資源量や家畜個体数などの情報と組み合わせることで包括的に放牧管理ができるようになり、より高度で、省力的かつ効率的な家畜生産の実現が期待できる。

4.8 まとめ

新たな牛の体重推定技術として、画像を用いた乳牛の自由姿勢条件下での体重計測技術を開発することを目的として、体重計測のための撮影技術を開発し、自由姿勢および生育ステージを考慮した牛の体重推定モデルを開発した。画像を利用することで、大掛かりな測定設備を整備する必要がなくなり、牛をハンドリングすることなく体重を推定することが可能であるため、省力化や測定時における危険性の低減が期待できる。牛が示す姿勢の大部分を占める、立位および伏臥位姿勢の画像から、高い精度で

体重を推定できることを示した本研究の成果は、自由姿勢での体重計測の汎用性と応用性を考えたときに極めて有用であると考えられる。本研究で開発された画像からの乳牛の自由姿勢での体重計測技術が、家畜生産発展の一助となると期待する。

補 遺

補遺1 Fiji プラグイン Trainable Weka Segmentation による分節方法と Graph Cut による 2 値化方法

1. ファイルを読み込む [File] → [Open]
2. Trainable Weka Segmentation (TWS) を起動する
[Plugins] → [Segmentation] → [Trainable Weka Segmentation]
3. 牛領域を class 1, 非牛領域を class 2 にラベルする
[Freehand line] などで牛領域を選択し [Add to class 1] を押下
同様に非牛領域を選択し, [Add to class 2] とする
4. [Train classifier] で学習結果が表示される
5. [Get probability] で Probability maps (各 class に属する確率を示した画像) が表示される
6. プラグイン Graph Cut を起動する
[Plugins] → [Segmentation] → [Graph Cut]
7. 牛領域として選択したチャンネル (この場合は 1) を選択して [OK] を押下
8. [Segment image] を押下することで, 2 値化された画像が表示される
9. [wand tool] により牛領域を選択し, ROI マネージャーに追加することで, 元画像へあてはめ (確認) が可能となる

補遺2 VLCメディアプレーヤによる静止画の取得方法

1. ファイルを読み込む [File]→[Open]
2. ファイルの保存形式, ディレクトリ, プレフィックス, 連番付けを設定する (省略可。設定すれば便利。) [ツール]→[設定]→[ビデオ]
3. スナップショットを取得したい画像で一時停止する
4. スナップショットを撮影し, 2. で設定した場所への保存する [ビデオ]→[スナップショット]

補遺3 Fiji / imageJによる体部位変量の測定方法

1. ファイルを読み込む [File]→[Open]
 2. スケールを補正し，測定結果を具体的な長さや面積で表示させる
[Analyze]→[Set scale]
 3. 測定部位を選択する
 - ①直線部の長さの測定部位の選択（腰角幅，体長）
[Straight Line]直線ツールなどで測定したい長さに線を引く
 - ②湾曲部の長さの測定部位の選択（背骨長）
[Polygon selections]湾曲に沿ってポリゴンを複数設定し，測定したい長さに線を引く
 - ③面積，外周長の測定部位の選択
[Freehand selections]で輪郭をおおまかに選択した後，[Selection Brush Tool]で牛の輪郭に合致するように修正する
- ※上記により選択した範囲（ROI: Region of Interest）はROIマネージャーにより保存，読み込みが可能 [Analyze]→[Tools]→[ROI manager]
4. 選択部位の計測 [Analyze]→[measure]により [Results]が表示される

補遺 4 Rによる一般線形モデル探索プログラム

1. データ入力

1列目に目的変数 y , 2列目に説明変数 x_1 , 3列目に説明変数 x_2 , 4列目に説明変数 x_3 , 5列目に説明変数 x_4 , 6列目に説明変数 x_5 を入れる。変数の各行の値は対応させる。タブ区切りの Text 形式として保存 (all.txt)。

2. データの読み込み

```
setwd("C:/rdata/200620ritsui")          ##ディレクトリの設定,  
                                         ##""内はパス名  
  
(data <- read.table("all.txt", header=T))  ##" "内はファイル名  
  
attach(data)  
  
names(data)
```

3. データの要約・散布図

3.a. 統計値要約

```
(data.n <- nrow(data))                  ##全データ数の表示  
  
summary(data)                          ##全データ統計要約
```

3.b. データプロット

```
plot(data, panel=panel.smooth)         ##変数間の対散布図の表示
```

3.c. 変数名の入力

```
x1 <- Y                                ##Y (腰角幅) を x1 とする  
  
x2 <- L                                 ##L (体長) を x2 とする  
  
x3 <- LC                                ##LC (背骨長) を x3 とする  
  
x4 <- A                                 ##A (面積) を x4 とする  
  
x5 <- P                                 ##P (外周長) を x5 とする  
  
y <- BW                                 ##BW (体重) を y とする
```

4. 重回帰分析

4.a パラメータ, 統計値要約

```
model <- lm(y~x1*x2*x3*x4*x5)          ##モデルへのあてはめ (全変数)

model <-

lm(y~x1+x2+x3+x4+x5+x1:x2+x1:x3+x1:x4+x1:x5+x2:x3+x2:x4+x2:x5+x3:x4+x3:x5+x4:x5)

##有意差がない変数を P 値が高い順に消去してモデルへのあてはめを繰り返す

summary(model)                        ##統計値 (代表値, パラメータ,
                                       ##p 値, 決定係数)

summary(aov(model))                   ##統計値 (分散分析表, 平方和
                                       ##S, p 値)

AIC(model)                            ##赤池の情報基準(AIC)
```

4.b 線形回帰-モデル検査図 (残差変動, NormalQ-Q, cook 距離)

```
par(mfrow=c(2,2))

plot(model, which=1:4)

par(mfrow=c(1,1))
```

4.c モデル予測値と測定値のプロット

```
(bv2 <- predict(model))

par(mfrow=c(1,1))

plot(y, bv2)

abline(0,1)
```

4.d 予測値と測定値間の精度評価

```
#相関性

cor.test(y, bv2, method="p")          ##Pearson の相関係数と有意差検定

#予測値と測定値の回帰
```

```
SSr <- summary(lm(bv2 ~ y))  
  
SSr$coefficients[1]  
  
SSr$coefficients[2]  
  
#残差  
  
resid <- y-bv2  
  
#2乗平均平方根誤差(RMSE)  
  
(RMSE <- sqrt(sum(resid^2)/data.n))  
  
#平均絶対誤差(MAE)  
  
(MAE <- sum(abs(resid))/data.n)
```

5. データ後処理

#利用した変数の削除とデータフレームを変数 y で利用できなくする

```
m(list=ls())
```

```
detach()
```


謝 辞

本研究を取りまとめるにあたり、新潟大学自然科学系の板野志郎准教授には、終始懇切なる御指導を頂くとともに、本論文の御校閲を賜りました。また、新潟大学自然科学系の山田宜永教授、杉山稔恵教授、中野 優教授、高田良三教授、山城秀昭准教授、韓 東生准教授には、本論文の御校閲と貴重なご意見、ご助言を賜りました。新潟大学自然科学系の吉田智佳子助教には、供試牛の管理や調査等の連絡、調整に関して多大なるご協力を賜りました。

本研究は、2018年より今日に至る間に、新潟大学農学部附属フィールド科学教育研究センター 村松ステーションにおいて実施されたものです。この間、多くの先生方、同僚諸氏より御指導、ご支援を頂きました。

ここに記し、これらの方々に深く感謝を申し上げます。

引用文献

- 相原光夫 (2017) 新しい牛群検定成績表について (その 49) - 推定体重, 推定飼料効率等-. LIAJ News 165: 17-22
- 秋元博一・勝森良勇 (1964) ホルスタイン種牝牛の発育相様について. 大阪農技セ研報 1: 99-104
- 秋山征夫・福重直輝・菅 正・久保田明人・田村健一・眞田康治・藤森雅博 (2018) Unmanned aerial vehicle (UAV) と画像解析法を利用した牧草育種評価法の開発. 日草誌 64: 99-102
- 青木康浩 (2019) 酪農現場におけるスマート技術の現状. 乳業技術 69: 23-33
- Arganda-Carreras I, Kaynig V, Rueden C, Eliceiri KW, Schindelin J, Cardona A, Seung HS (2017) Trainable Weka Segmentation: a machine learning tool for microscopy pixel classification. Bioinformatics 33: 2424-2426
- Azzaro G, Caccamo M, Ferguson JD, Battiato S, Farinella GM, Guamera GC, Puglisi G, Petriglieri R, Licitra G (2011) Objective estimation of body condition score by modeling cow body shape from digital images. J Dairy Sci 94: 2126-2137
- Barbedo JGA, Koenigkan LV, Santos PM, Ribeiro ARB (2020) Counting Cattle in UAV Images-Dealing with Clustered Animals and Animal/Background Contrast Changes Sensors 20: 2126
- Baird GD (1982) Primary ketosis in the high-producing dairy cow: Clinical and subclinical disorders, treatment, prevention, and outlook. J Dairy Sci 65: 1-10
- Bauman DE, Currie WB (1980) Partitioning of nutrients during pregnancy and lactation: a review of mechanisms involving homeostasis and homeorhesis. J Dairy Sci 63: 1514-1529
- Bercovich A, Edan Y, Alchanatis V, Moallem U, Parnet Y, Honig H, Maltz E, Antler A, Halachmi I (2013) Development of an automatic cow body condition scoring using body shape signature and Fourier

- descriptors. *J Dairy Sci* 96: 8047–8059
- Bewley JM, Peacock AM, Lewis O, Boyce RE, Roberts DJ, Coffey MP, Kenyon SJ, Schutz MM (2008) Potential for Estimation of Body Condition Scores in Dairy Cattle from Digital Images *J Dairy Sci* 91: 3439–3453
- Boykov Y, Kolmogorov V (2004) An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 26: 1124–1137
- Branton C, Salisbury GW (1946) The estimation of weight of bulls from heart girth measurements. *J Dairy Sci* 29: 141–143
- Braude R, Walker DM (1949) Mortality, weight and bod measurement at birth of dairy Shorthorn calves. *Jour Agr Sci* 29: 141–143
- Brody S (1945) *Bioenergetics and growth*. Hafner Publishing Company, New York, p1–1023
- 畜産技術協会 (2015) 乳牛の飼養実態アンケート調査報告書: 1–28
- Davis HP (1954) Relationship between weight and seven other body measurements of Holstein females at birth, 6 months, 12 months, 18 months, and 24 months. *J animal Sci* 13: 1018
- Davis HP (1956) Chest girth-weight relationships for Holstein, Jersey, Guernsey, and Ayrshire males–birth to 18 months. *J Dairy Sci* 39: 930
- Davis HP, Swett WW, Harvey WR (1961) Relation of heart girth to weight in Holsteins and Jerseys. *Bulletin of the Agricultural Experiment Station of Nebraska* 194: 1–24
- Dingwell RT, Wallace MM, McLaren CJ, Leslie CF, Leslie KE (2006) An evaluation of two indirect methods of estimating body weight in Holstein calves and heifers. *J Dairy Sci* 89: 3992–3998
- 動物衛生研究所 (2002) 牛の放牧場の全国実態調査 (2000年) 報告書: 18–23
- 道立畜試・根釧農試 NRC 乳牛飼養標準 2001年版翻訳プロジェクトチーム (編) (2002) NRC 乳牛飼養標準 2001年・第7版. (株) デーリィ・ジャパン社, 東京, p1–364
- Enevoldsen C, Kristensen T (1997) Estimation of body weight from body size measurements and body

condition scores in dairy cows. *J Dairy Sci* 80: 1988–1995

福原利一 (1976) 和牛の発育について. *日畜会報* 47: 561–569

Gibb MJ, Ivings WE, Dhanoa MS, Sutton JD (1992) Changes in body components of autumn-calving Holstein–Friesian cows over the first 29 weeks of lactation. *Anim Prod* 56: 339–353

後藤秀昭 (2015) SfM (Structure from Motion)–MVS (Multi-Video Stereo) 技術を用いた変位地形の数値表層モデルの作成と変位量の計測. –1970 年代撮影の空中写真およびポールカメラの写真を用いた検討–. *活断層研究* 42: 73–83

Halachmi I, Polak P, Roberts DJ, Klopčič M (2008) Cow Body Shape and Automation of Condition Scoring *J Dairy Sci* 91: 4444–4451

Hammond J (1960) *Farm Animals. Their Breeding, Growth, and Inheritance*. 3rd Ed. Edward Arnold, London. p1–322

Hansen MF, Smith ML, Smith LN, Abdul Jabbar K, Forbes D (2018) Automated monitoring of dairy cow body condition, mobility and weight using a single 3D video capture device. *Computers in Industry* 98: 14–22

Heinrichs AJ, Hargrove GL (1987) Standards of weight and height for Holstein heifers. *J Dairy Sci* 70: 653–660

Heinrichs AJ, Rogers GW, Cooper JB (1992) Predicting body weight and wither height in Holstein heifers using body measurements. *J Dairy Sci* 75: 3576–3581

Heinrichs AJ, Heinrichs BS, Jones CM, Erickson PS, Kalscheur KF, Nennich TD, Heins BJ, Cardoso FC (2017) Verifying Holstein heifer heart girth to body weight prediction equations. *J Dairy Sci* 100: 8451–8454

北海道農作業安全運動推進本部 (2022) 令和3年度農作業事故報告書: 1–38

石井 幹 (1986) 牛の行動学入門. –よりよき飼養管理のために–. 中央畜産会, 東京, p1–543

- 川村健介・林 志炫・吉利怜奈 (2018) 放牧地におけるドローンの活用：植被と植生指数の季節変化. 日草誌 64: 125–129
- 喜田環樹・手島茂樹・田中史彦・内野敏剛 (2014) 3D デジタルカメラによる放牧牛の体型推定. 日草誌 60: 85–90
- 喜田環樹 (2016) 自給粗飼料の生産履歴・計量法と放牧牛体型測定法の開発. 畜草研研報 16: 21–59
- 喜田環樹・中尾誠司・平野 清・手島茂樹 (2021) 電子タグを用いた放牧牛用自動体重測定手法. 日草誌 67: 21–23
- Kosako T, Fukasawa M, Kohari D, Oikawa K, Tsukada H (2008) The effect of approach direction and pace on flight distance of beef breeding cows. *Anim Sci J* 79: 722–726
- 口田圭吾・鈴木三義・三好俊三 (1996) ビデオカメラを用いたコンピュータ画像解析による牛体尺測定法の開発. 畜産の研究 50: 1207–1211
- 口田圭吾・篠原 彩・鈴木三義・三好俊三 (1997) コンピュータ画像解析による牛舎内誘導通路を利用した体尺測定法の開発. 畜産の研究 51: 405–408
- Kuzuhara Y, Kawamura K, Yoshitoshi R, Tamaki T, Sugai S, Ikegami M, Kurokawa Y, Obitsu T, Okita M, Sugino T, Yasuda T (2015) A preliminary study for predicting body weight and milk properties in lactating Holstein cows using a three-dimensional camera system. *Comput Electron Agric* 111: 186–193
- Martins BM, Mendes ALC, Silva LF, Moreira TR, Costa JHC, Rotta PP, Chizzotti ML, Marcondes MI (2020) Estimating body weight, body condition score, and type traits in dairy cows using three dimensional cameras and manual body measurements. *Livestock Sci* 236: 104054
- Minagawa H (1994) Surface area, volume, and projected area of Japanese–Shorthorn cattle measured by stereo photogrammetry using non–metric cameras. *J Agr Met* 50: 17–22
- 皆川秀夫・村上 正 (2001) 投光と画像処理による豚の非接触式体重計の開発. 日本

家畜管理学会誌 37: 50–51

森本淳子・畔柳晶仁・卜部 覚・鈴木 玲・木村浩二・三輪哲哉・志田祐一郎・岡

孝雄 (2017) 農地切り下げ面に再生した湿地植生のポールカメラによるモニタ
リング. 日緑工誌 43: 324–326

中田 高・渡辺満久・隈元 崇・後藤秀昭・西谷義数・桜井元康・川口雄作 (2009)

地形調査のための簡易高位置撮影装置 (Hi-View) の開発. 活断層研究 31: 39–43

日本ホルスタイン登録協会 (1995) ホルスタイン種雌牛・月齢別標準発育値. 東京,

<http://hcaj.lin.gr.jp/04/4-5.htm> [2020年3月29日参照]

農林水産省 (2022a) 畜産・酪農をめぐる情勢 (令和4年11月). 農林水産省, 東京,

https://www.maff.go.jp/j/chikusan/kikaku/lin/1_hosin/attach/pdf/index-123.pdf [2022年12月10日
参照]

農林水産省 (2022b) 公共牧場・放牧をめぐる情勢. 農林水産省, 東京,

https://www.maff.go.jp/j/chikusan/sinko/lin/1_siryu/attach/pdf/koukyou_bokujyou-7.pdf [2022年12
月10日参照]

農林水産省 (編) (2022c) 食料・農業・農村白書 令和4年版. 農林統計協会, 東京,

p1-312

緒方三華・中橋良信・澁谷良治・口田圭吾 (2011) 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. 帯畜大学術研報 32: 14–19

Ozkaya S, Bozkurt Y (2009) The accuracy of prediction of body weight from body measurements in beef

cattle. Archiv Tierzucht 52: 371–377

R Core Team (2019) R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical

Computing, Vienna, Austria, <https://www.R-project.org/> [cited on 22 October 2019]

Rahim L, Harada H, Fukuhara R (1996) Estimating body weight by use of body measurements of fattening

Japanese Black beef steers. Anim Sci Technol 67: 115–119

Revelle W (2020) Package 'psych'. Illinois, <https://cran.r-project.org/web/packages/psych/psych.pdf> [cited on 15 April 2021]

坂口 実・高橋正樹・上田博美 (2006) ホルスタイン種育成牛における寛幅による簡易体重推定法の評価. 日畜会報 77: 89–93

佐藤衆介・近藤誠司・田中智夫・楠瀬 良 (編著) (1995) 家畜行動図説. 朝倉書店, 東京, p1–128

Schindelin J, Arganda-Carreras I, Frise E, Kaynig V, Longair M, Pietzsch T, Preibisch S, Rueden C, Saalfeld S, Schmid B, Tinevez J-Y, White DJ, Hartenstein V, Eliceiri K, Tomancak P, Cardona A (2012) Fiji: an open-source platform for biological-image analysis. *Nature Methods* 9: 676–682

瀬戸隆弘・安宅麻南・赤松裕久 (2018) 3D 画像を用いた乳牛の体重推定と周産期疾患との関連性. 静岡県畜産技術研究所研究報告 11: 4–6

Shao W, Kawakami R, Yoshihashi R, You S, Kawase H, Naemura T (2020) Cattle detection and counting in UAV images based on convolutional neural networks. *Int J Remote Sens* 41: 31–52

志藤博克・積 栄・岡田俊輔・高橋圭二・舘山則義・馬淵彰二 (2018) 乳牛との接触による事故の調査・分析と対策の提案. 農作業研究 53: 173–182

Song X, Bokkers EAM, van der Tol PPI, Groot Koerkamp PWG, van Mourik S (2018) Automated body weight prediction of dairy cows using 3-dimensional vision. *J Dairy Sci* 101: 4448–4459

鈴木省三・村山友希・左 久 (1978) 乳牛の横臥姿勢と牛舎のけい留方式. 日畜会報 49: 165–172

高橋圭二 (2014) 家畜飼養管理作業での事故. –特集 酪農・畜産業における農作業事故の現状と予防に向けた方策–. 畜産技術 704: 13–15

田中繁史・板野志郎 (2021) 放牧地における写真撮影を用いた牛体重計測のための撮影技術. 日草誌 67: 164–170

Tasdemir S, Urkmez A, Inal S (2011) Determination of body measurements on the Holstein cows using

digital image analysis and estimation of live weight with regression analysis. *Comput Electron Agric*

76: 189–197

寺田直樹・笹沼清孝・古田賢治・新城明久（1992）黒毛和種およびホルスタイン種の若牛と経産牛の体重と体型測定値の関連性の重回帰分析. *獣医情報科学雑誌* 29: 1–4

矢部志央理・上原奏子・吉津祐貴・渡辺 翔・野下浩司（2016）育種学と農学のこれからを考える 30 ～フェノタイピングは頭痛の種？～. *育種学研究* 18: 67–71

Yan T, Mayne CS, Patterson DC, Agnew RE. (2009) Prediction of body weight and empty body composition using body size measurements in lactating dairy cows. *Livestock Sci* 124: 233–241

吉角裕一郎（2022）PIGI : AI 体重測定カメラ（特集 スマート養豚最新動向（後編））. *養豚界* 57: 33–35

Weight measurement techniques for dairy cows under free posture conditions using mathematical models and image analysis.

Shigefumi Tanaka

Summary

Body weight is an important indicator for monitoring the growth and health conditions of cattle. It is also frequently used as an indicator for evaluating livestock productivity and breeding selection. However, weighing is not widely carried out due to the need for expensive equipment, the labor intensive and the risks involved in measurement. Therefore, more effort-saving and simple weight estimation techniques need to be developed. If weight measurement technology can be developed using images taken of cows, expensive measuring equipment will no longer be necessary. In addition, the need for contact with the cow's body will be eliminated, which will lead to reduced labor and safety in the measurement process. Thus, this paper aims to develop a new weight estimation technique for dairy cows under free-posture conditions using images, and therefore, a photography technique for weight measurement was developed (Study I), and a cow weight estimation model considering free posture and growth stage was constructed (Study II).

In Study I, we proposed a technique for photographing cows raised under grazing pasture and free barn conditions. By using a simple gimbal and a long stick, the camera could always be pointed vertically to the top of the cow. This photographic equipment is lightweight, making it portable to the free barn and pasture, and can acquire upper body images in the standing and lying positions. Therefore, it is expected to be applied to weight estimation technology from images. In addition, this

imaging device is inexpensive and easy to make. Trainable Weka Segmentation (TWS), a machine learning technique, was shown to be effective in extracting cow body regions from images in grassland. This technique can extract body regions of different cows in free-posture, using a training model created from only one individual.

In Study II, dairy cows at different life stages were photographed from above in both lying and standing positions. Several body-shape indices were measured based on the captured images, and relationships with body weights were analyzed. From these relationships, we created models to estimate body weights using shape indices based on all of the data for each life stage of multiparous cows and heifers of more/less than 250 kg. In both standing and lying positions, area measurements of the upper portion of the body had the highest correlations with body weight. In the model using all of the data, predicted body weights varied most for cattle that were multiparous, and were underestimated for low-body weight cattle. In the models of the standing and lying positions created for each life stage, body weight was estimated with high accuracy, except in the case of multiparous cattle. No bias was shown between body weights in the standing and lying positions. These results imply that cow body weights can be estimated using photographs of standing and lying cattle.

These results indicate that the image-based dairy cow weight measurement technique presented in this study has advantages not found in existing weight measurement techniques, such as: 1) measurement can be done in the presence of cows in pastures or barns, 2) measurement can be done under free posture conditions of standing or lying cows, 3) the labor and risk involved in gathering, leading, and holding cows in posture during measurement can be eliminated, and 4) stress on cows during measurement is reduced.