

博士論文要約 (Summary)

2019年 10月入学

連合農学研究科 地域環境創生学専攻

氏名 今野 真輔

タイトル	人工知能を使用した黒毛和種子牛の健康管理技術に関する研究
<p data-bbox="217 667 392 701">第1章 緒言</p> <p data-bbox="217 707 1385 1010">肉用牛生産業界では、従事者の高齢化と後継者不足により飼養戸数が減少しており、飼養規模の拡大が進んでいる。繁殖雌牛の頭数は飼養戸数の減少に伴い減少したため、2012年から2016年まで子牛価格が急激に上昇した。価格変動はここ数年で落ち着いたが、高止まりの傾向にある。子牛価格の高騰は特に肥育農家の経営に大きな影響を与えている。このような状況を解決する取組のひとつとして、情報通信技術（ICT）を活用した省力的な肉用牛生産技術が検討されている。特に、ウェアラブルセンサーを使用して生体データを収集するシステムやカメラを使用したモニタリングシステム、人工知能（AI）を活用したシステムが多く検討されており、これらのシステムにより作業の軽減が図られている。</p> <p data-bbox="217 1016 1385 1205">子牛は成牛と比較して体調を崩しやすいため、飼育管理面で注意が必要となる。子牛の健康を保つためにはストレスの少ない快適かつ清潔な飼育環境が必要であり、子牛にストレスがかかっていると思われる状況にいち早く気づくことが重要である。子牛の異常状態を早期に発見するには、健康状態の観察を頻繁に行い、体調指標・行動の機微な変化を見逃さないことが大切である。</p> <p data-bbox="217 1211 1385 1709">大規模飼養では、各個体の体調を正確に把握することが難しいため、省力的な家畜個体管理システムが必要とされており、ウェアラブルセンサーを使用した家畜個体管理システムの検討が先行して進んでいる。しかし、センサーの利用は導入コストや家畜に対するストレスの懸念、装脱着時に管理者に危険が及ぶ可能性が指摘されており、非接触で非侵襲の家畜個体管理システムが望まれている。モニタリングカメラを使用した個体管理システムは、その対応策として検討されているもので、カメラで取得した動画を画像解析や機械学習・深層学習による画像認識などで解析した事例がある。家畜の摂食行動の検出・分類（Achourら、2020；Tsaiら、2020）やボディーコンディションスコアの分類（Huangら、2019；Zinら、2020）、跛行の検出（Wuら、2020）がある。しかし、物体検出技術を使用して牛の体調指標から健康状態を把握する報告は少ない状況にある。これは、肉用牛生産では分娩事故防止のための分娩兆候の発見と分娩間隔を短縮させるための発情の発見が繁殖経営において最も重要視されており、これらの兆候を検出する技術開発が優先しているためである。</p> <p data-bbox="217 1715 1385 1944">肉用牛生産業界では、従事者の高齢化と後継者不足により飼養戸数が減少しており、より省力的な家畜管理システムや担い手を確保するための技術的支援が必要とされている。また、子牛を健康的に飼育することで肉用牛生産農家の経営が安定する。本研究では家畜管理者の作業負担を軽減する家畜観察作業補助技術の開発、畜産経営を安定化させる体調不良の家畜個体の早期発見、家畜管理者の技能習得に必要な体調判断指標の明確化を目的に、人工知能を活用した黒毛和種子牛の健康管理技術を検討した。</p>	

第2章 黒毛和種子牛の健康管理における家畜管理者が重視する体調指標

一般的に家畜管理者は発情や体調を把握する際、外見の状態や家畜行動を目視で確認する。子牛の体調管理の指標はいずれも機微の変化であることが多いため、経験年数が浅い家畜管理者にとって子牛の健康状態を正確に判断することが難しい現状にある。本試験では、家畜管理初心者の技術向上に役立てることを目途に、アイマークレコーダーを使用してベテラン家畜管理者の注視特性を検討した。

注視点は、被験者にアイマークレコーダー（ナックイメージテクノロジー、EMR9）を装着させ、哺乳期子牛の健康状態を観察させて計測した。被験者は畜産経験2年の被験者Aと畜産経験30年の被験者Bの2名に依頼した。観察対象の牛は哺乳期子牛2頭とした。注視点の計測後、観察時に注意したポイントや観察時の牛の状態に関してインタビューを行った。計測シーンは2種類設定した。シーン①は観察対象の牛をあらかじめ調査者が特定し、測定前に被験者に伝えて、観察を行った（被験者AとB両氏で、朝給餌後の午前中または午後の夕方給餌より前の時間に実施）。シーン②は午前の最初（朝給餌前）に牛を特定せずに観察を行った（被験者Bのみ実施）。注視データの解析には注視ターゲット解析・集計ソフトウェア（ナックイメージテクノロジー/エモヴィス、EMR-dTarget for 9Pro X Ver.4.0）を使用し、抽出された注視点1つ1つを項目別に分類し、注視点数、注視時間、1注視点あたりの注視時間、1注視点の注視時間別発生頻度を算出した。注視項目は「Face」、「Body」、「Other」とした。なお、「Other」は牛床や赤外線ヒーター、糞、残飼など牛体以外で牛の状態や飼育環境に係るポイントとした。

観察時間は被験者Aが39秒、被験者Bが149秒となり、被験者Bが長い時間観察していた。これは被験者Bが子牛をなでたり、子牛の行動を観察したりしていたためである。被験者Bは被験者Aより「Face」の注視回数が多く、注視時間と1注視点あたりの注視時間が長くなった。被験者Bの午前最初の観察では観察時間が33秒となり、朝給餌後の観察と比較して観察時間が短くなった。1注視点あたりの注視時間は、朝給餌後の観察と比較して、「Face」が短くなり、「Body」が長くなった。また、子牛の状態や飼育環境に係る糞やヒーターの点灯など、注意が必要なポイントを中心に素早く確認している特徴があった。普段の観察方法に関し、被験者Aは朝昼夕3回同様の方法で観察を行っており、被験者Bは午前最初の観察で全体の状況を把握したあと、それ以降の観察では午前最初の観察で気になったポイントを中心に観察を行うとしていた。ベテラン家畜管理者は要所を押さえて観察を行っており、注意が必要なポイントやじっくり観察する必要があるポイントには時間をかけて観察を行っていた。

第3章 深層学習を使用した黒毛和種子牛の顔における体調指標の判別

子牛の状態を把握するための指標として目や鼻、耳の状態、咳の回数、直腸温、糞の状態などが示されている（内藤，2009）。また、これらの指標をスコアリングした健康評価方法が開発されており、糞便スコアや目のくぼみ、鼻汁の有無などに着目して評価を行った報告事例がある（HulsenとSwormink，2010；古村と塚本，2017）。しかし、体調指標の検出・判別に関しては、深層学習による画像解析技術を利用して家畜の健康状態を把握した報告はない。本試験ではAIを利用した画像解析で子牛の疾病を把握することで省力的な個体管理システムを確立することを目的に、子牛の体調指標因子を、物体検出アルゴリズムYOLOv4（Bochkovskiyら，2020）を用いたAIで検出・判別できるかを検討した。

体調指標に関する画像収集は2020年6月～2021年1月に山形大学農学部附属やまがたフィールド科学センター高坂農場で行った。供試動物は哺乳期子牛5頭（0～3か月齢）とした。体調指標に関する画像の収集はデジタルビデオカメラ（Sony Corp., FDR-X3000）を使用して行った。水溶性下痢や高熱の発症時、鼻汁が出ているとき、目ヤニが付着してい

るときに撮影を行った。体温が高い状態の顔、鼻汁、目ヤニの各状態を判別する AI モデルを作成するためデータセットをそれぞれ用意した。体調不良時（高熱や下痢を発症した状態）の顔と通常状態を判別する AI を作成するためのデータセット（データセット A）を作成した。学習用データセットについて顔全体を囲むようにラベル付けを行った。鼻汁の有無を判別する AI モデルを作成するためのデータセットとしてアノテーションの範囲が異なる 2 種類の学習用データセットを作成した。学習用データセットについてデータセット B は鼻汁のみ、データセット C は鼻全体を囲むようにラベル付けを行った。データセット C では鼻汁がない、通常状態の画像も用意した。目ヤニの有無を判別する AI モデルを作成するためのデータセットとしてアノテーションの範囲が異なる 2 種類の学習用データセットを作成した。学習用データセットについてデータセット D は目ヤニのみ、データセット E は目全体を囲むようにラベル付けを行った。深層学習により各体調状態を判別する物体検出アルゴリズム YOLOv4 の AI モデルを作成した。また、データセット A, C, E について、アノテーション範囲を切り取った画像を使用して、深層学習を行い、画像認識 AI モデルを作成し、Score-CAM を使用して、畳み込み層の最終層における判断根拠を可視化するヒートマップを作成した。

体温が高い状態の判別について、データセット A の F 値は体調不良の画像で 0.89、通常状態の画像で 0.29、体調不良状態の画像では F 値が高くなり、通常状態の画像では F 値が低くなった。体温が高い状態と通常状態で明確な違いがわかりにくいことが影響したと考えられた。鼻汁の検出について、鼻汁のみラベル付けを行ったデータセット B では F 値が 0.10 であった。鼻汁が牛の顔の大きさに対して小さいため、検出が難しかったと推測された。鼻全体をラベル付けしたデータセット C では F 値が鼻汁ありの画像で 0.75、鼻汁なしの画像で 0.65 であった。鼻汁が多い場合や白色の鼻汁など明確にわかる鼻汁の場合には高い精度で検出できるが、鼻汁が少ない場合には画像中の鼻汁部分が小さくなり、判別が難しくなったと考えられた。目ヤニの検出について、目ヤニのみラベル付けを行ったデータセット D では F 値が 0.79、目全体をラベル付けしたデータセット E では F 値が目ヤニありの画像で 0.73、通常画像で 1.00 であった。目ヤニありの画像で両データセットに有意な差はなく、ある程度の検出が可能であった。目ヤニは白色であることが多く、黒い牛の毛に対して目立つことから、検出しやすかったと考えられた。Score-CAM による判断根拠の可視化の結果では、体温が高い状態の判別で明確な判断根拠が明らかとならなかったが、鼻汁の判別では約 50 %程度、目ヤニ判別では 100 %の判断根拠を示し、これら 2 項目の検出・判別に AI を利用できる可能性を示した。

第 4 章 深層学習を使用した行動解析による黒毛和種子牛の飼育快適性の検討

子牛は成牛に比べると寒さに弱いいため、健康を維持させるためには寒冷対策が必要となる。しかし、寒冷対策が必要となる環境条件について明確になっていない。子牛のストレスを抑えて、健康を維持するには寒さ対策が必要となる環境条件を解明し、快適な飼育環境を整える必要がある。近年、カメラで取得した動画画像からコンピュータービジョンや深層学習を使用して家畜行動の解析を行った報告が増えており、物体検出技術を使用して長期間の家畜行動の解析を行った報告もある。よって本試験では子牛の寒冷対策が必要となる環境条件を明らかにするため、物体検出技術を使用して長期間の子牛行動を解析し、舎内気温等の環境条件との関係を調査した。

試験は 2021 年 10 月～2022 年 1 月に東北大学大学院農学研究科附属複合生態フィールド教育研究センターで実施した。供試動物は 0～3 か月の黒毛和種子牛 6 頭とし、1.8 m×1.8 mのペンに 1 頭ずつ飼育された。敷料には稲わらを使用し、床が十分に隠れる程度に敷いた。敷料交換は湿った敷料が増えた時点で適宜実施した。試験期間中、家畜用カーボンヒ

ーター（パナソニック，NK-16CLB）を各ペンに1台ずつ，0～4台設置した．家畜用カーボンヒーターは，ペンを真ん中で2分割したときに片側のエリアのみにあたる位置で，かつ敷料から1.5 mの高さの位置で天井から吊り下げるように設置した．ネットワークカメラ（アイ・オー・データ，TS-NA220W）を使用して，常時録画により子牛の行動動画を収集した．カメラはペンの真ん中の位置で，敷料からの高さ1.8 mの位置で固定した．カメラのfpsは1に設定した．牛舎内の気温の測定には温湿度データロガー（ティアンドデイ，TR-72wf）を使用し，1時間おきに記録した．敷料温度の測定には赤外線温度計（Fluke Corp.，Fluke56Max）を使用して，子牛のペン1つあたり5点，1日に3回（6時，12時，17時）測定した．外気温のデータは気象庁ホームページよりアメダス（川渡）のデータを取得して使用した．行動分類用AIモデルのデータセットの作成は，子牛個体ごとに学習用画像を960枚用意した．牛全体を囲むようにラベル付けを行い，「起立状態」と「横臥状態（伏臥状態を含む）」の2種類の行動状態をラベル付けした．深層学習を行い，個体ごとに行動を分類する物体検出アルゴリズムYOLOv4のAIモデルを作成した．作成したAIモデルを使用して，1日分の行動動画1つ1つに物体検出を行った．検出した矩形の左上角の座標と矩形の横幅と縦幅の長さをピクセル値で出力し，出力データから矩形の中心座標を算出した．縦方向に対して真ん中で上下2分割にしてエリアを設定し，エリアごとに横臥と判定した矩形の個数を算出することで横臥時間を推定した．推定した横臥時間から各エリアの横臥時間の割合を算出した．

外気温の気温（アメダス（川渡）），牛舎内気温，敷料表面温度（カーボンヒーターを設置していないペン，カーボンヒーターを設置しているペン（ヒーターの熱があたるエリア））について，各温度間で高い相関関係があった．各子牛の行動分類用AIモデルの検出・分類精度は，F値が0.983～0.999，IoUが91.7～93.1%となり，高い精度での検出・分類が可能であった．子牛の推定横臥時間は16.4～19.4時間となり，子牛によってばらつきがあった．子牛の横臥時間割合は全子牛の平均で左が56%，右が44%となった（通路側から子牛のペンを見た際に，中央から左側のエリアを「左」，右側のエリアを「右」と表記）．このことから，カーボンヒーター側で横臥する時間の割合が60%を超える気温のときに寒冷対策を検討する必要がある．カーボンヒーター側で横臥する時間の割合が60%を超えるのは，牛舎内の日平均気温で8℃以下，アメダス（川渡）の日平均気温で3℃以下の時点である．また，カーボンヒーター側で横臥する時間の割合の推移から，前日と比較して日平均気温が牛舎内温度で3℃，アメダスで5℃程度気温が急激に下がることをポイントとして寒冷対策の検討する必要がある．

第5章 深層学習を使用した黒毛和種育成牛の糞水分推定と糞スコアの分類

牛の糞は健康状態に直結し，体調判別にスコア化されていることから，生産現場や試験研究機関などで幅広く利用されている．しかし，この糞スコアは写真例や外見的特徴を参考に目視で判定を行うという形で利用されているため，基準に曖昧な点も多い．また，糞水分については形状を含めて状態別に調査した報告や糞スコアと関連した情報が少ない状況にある．本試験では黒毛和種育成牛管理者の負担軽減と技能習得を容易にするため，AIで黒毛和種育成牛の糞画像から糞水分を推定して分類することで，黒毛和種育成牛の糞における糞水分のAIによる推定法を検討した．

AIモデル作成用の糞画像と糞水分の測定は2021年1～3月に山形大学農学部附属やまがたフィールド科学センター高坂農場で実施した．供試動物は3～12か月齢の黒毛和種の育成牛8頭とした．糞の採取は敷料がつかないようにバケツを使用して排泄時に直接採取した．糞の採取はスタンションで繋がれた牛の夕方の給餌中（15：30～16：30）に行った．画像収集は，刎殻を敷いたアルミ製トレイ（35 cm×28.8 cm，深さ5 cm）の上にサンプリ

ングした糞 100 g 程度を置いて撮影した。なお、アルミ製トレイには、底面が隠れる程度に粗殻を敷設した。画像収集はデジタルビデオカメラ (FDR-X3000, Sony Corp.) を使用し、アルミ製トレイから高さ 30 cm の位置に固定して撮影した。画像のサイズは 2304×1296 ピクセルとした。糞水分は 50 g 程度の糞を 105 °C に設定した大型送風定温乾燥機 (アドバンテック東洋, DRL823WA) で 24 時間乾燥させて算出した。データセットは得られた 199 の糞サンプルから 93 の糞サンプルを抽出して交差検証法に基づきそれを 3 分割し、精度検証用として 31 の糞サンプルを分離し、残りの 62 の糞サンプルと 106 の糞サンプルの合計 168 の糞サンプルを学習用に配分した。本試験では各糞サンプルの画像を 90 度, 180 度, 270 度回転させてデータ拡張を行い、学習用に 672 枚, 精度検証用に 124 枚の画像を使用した。糞水分データは低い方から 3 段階が 6 %, 4 段階が 5 %, 5 段階が 4 %, 6 段階が 3 % の間隔で区分し、それぞれに糞スコアを設定した。作成したデータセットは、アノテーションソフトウェア (Microsoft, VoTT2.2.0) を使用して糞スコアごとにラベル付けを行った。アノテーションは画像中の糞全体が含まれるように四角で囲った。深層学習を行い、物体検出アルゴリズム YOLOv4 の AI モデルを作成した。糞形状はアノテーションデータを使用して糞水分ごとの広がり度の違いと縦と横の長さの比率を調査した。家畜管理者による糞スコアは、牛が実際に排泄し、かつ形が崩れていない敷料上の糞を撮影して得られた 50 の糞サンプルの画像を基に、山形大学農学部附属やまがたフィールド科学センターの技術職員 1 名が行った結果を用いた。

糞水分は 75.7~93.8 % となり、糞水分 89~91 % では広がり度合いが大きくなった。作成した AI モデルの F 値は 3 段階のモデルが 0.80, 4 段階のモデルが 0.73, 5 段階のモデルが 0.62, 6 段階のモデルが 0.53 であり、3 段階および 4 段階で分類するモデルが 5 段階および 6 段階で分類するモデルより F 値が有意に高くなった。家畜管理者による糞スコア判定では、4 段階で分類を行っており、糞水分 4 % ずつで家畜管理者による糞スコア判定が変化する傾向にあった。糞水分と形状特性や、家畜管理者の評価との関連性から、物体検出 AI モデルにより 3 段階または 4 段階での分類が有効であることを確認した。

第 6 章 総合考察

本研究では、深層学習による物体検出 AI モデルを使用して、黒毛和種子牛の顔における体調指標の判別、飼育快適性、糞水分推定と糞スコアの分類について検討を行った。肉用牛生産業界は今後も規模拡大が進むと考えられ、大規模飼養に対応したより省力的な家畜管理システムが必要になる。自動化が可能な作業については AI や ICT 技術を活用した技術開発が進むと考えられる。AI はルーティンワークや与えられてデータに対して最適解を見出すことなどを得意としており、このような作業では AI が活用されると考えられる。本研究では子牛の鼻汁や目ヤニの有無の判別、子牛行動の解析、子牛の糞スコア分類に適用できることを明らかにした。これら技術の現場への適用は、大規模飼養の生産現場を中心に子牛の体調把握に要する時間の削減が可能となり、家畜管理の省力化に寄与できる。しかし、思考力を必要とされる作業などでは AI に置き換えることが難しく、人が行う必要のある作業も多い。そのため、今後構築される家畜管理システムは AI や ICT 技術と人が協調したシステム (Digital Twin) が必要になるといえる。

※注 1 博士論文要約はインターネットの利用により公表されるので、記載内容については十分注意してください。

※注 2 公表できない「やむを得ない事由」(特許、知的財産等に係る部分)は記載しないでください。

※注 3 全体で 4 頁~5 頁程度を目処にしてください。