

泌乳牛のリアルタイム映像モニタリングを実現する斑紋からの高速・高精度個体識別技術の開発

農研機構北海道農業研究センター
多田慎吾

要約

大量に蓄積保存した斜め撮影の牛舎映像を元に切り出した牛舎内画像について牛体範囲をアノテーションし、これを機械学習に用いて、画像中の牛体の境界範囲を高精度に検出できる AI(人工知能) モデルを作成した。これを利用することで映像中の個体ごとに背景や他個体との重なりを除いた牛体範囲のみを検出することが可能となり、斑紋特徴による個体識別の精度を向上させられることを示した。また、以上の技術をコンピュータプログラムとして実装し、映像のフレームレート (コマ数/秒) が 1~2 程度の範囲であれば、リアルタイムでの牛体境界検出および個体識別が実行可能な映像解析プログラムを実現できることを示した。

1. 研究の背景と目的

酪農経営において乳牛 1 頭当たりの生涯生産性を高めるためには、ウェルフェアのレベルを維持しつつ、採食や休息といった個体維持行動が正常に保たれるよう飼養管理することが求められる。これには日常的に乳牛の行動を把握することが重要である。飼養頭数が中規模程度までの酪農家やつなぎ飼いや牛舎で飼養する場合は、各個体に目が行き届きやすく、異常が生じた場合でも早期対応を図ることができる場合も多い。しかしながら、酪農家戸数の減少傾向に伴い、1 戸当たり飼養頭数は近年大きく増え、また、つなぎ飼いや方式からフリーストールのような放し飼いや方式への転換が進んでいる。牛群の大規模化に伴って乳牛の行動把握および個体ごとの精密な飼養管理がより困難な状況となっており、異常発見の遅れや症状の重篤化、その対処に伴う労力の増加を招くケースも多い。

このような課題を解決する目的で、近年、放し飼いや飼養下のウシを対象とした、映像解析による行動モニタリング技術が開発されつつある (e.g. コンピューター総合研究所, 2017; 東京理科大ら, 2019; 農研機構北農研, 2020, 2021; Tassinari ら, 2021)。同様の目的のものにウシに万歩計や加速度計のようなウェアラブルセンサを装着し行動データを収集する手法もあるが、映像解析に基づく手法はカメラさえ設置すれば各個体へウェアラブルセンサを取り付ける費用や労力が生じないため、低コストかつ省力的なシステムとして実用化が期待されている。

このような映像システムにおいて重要となるのが、いかにして個体識別を可能とするか、という点である。ウェアラブルセンサシステムとの差別化のためにも装着型マーカ―を利用せずに可能であることが望ましい。ホルスタイン種乳牛の個体識別手法としては体表の斑紋特徴を利用する機械学習による方法が検討され、ある程度の有効性が示されている (e.g. Zin ら, 2018; 田口ら, 2019; Tassinari ら, 2021)。しかし、映像システムにおいては画面上で牛体範囲を検出し、同範囲に含まれる斑紋情報に基づき個体識別をすることとなるが、この範囲に密集した他個体の体部分や対象個体の体範囲外の背景が含まれると、識別精度が極端に低下してしまう問題がある。特に斜め撮影の映像を用いる際にはこの問題が強く顕在化する。

そこで本研究では、このボトルネックを解消するアイデアとして、最新のリアルタイム画像セグメンテーション手法の適用を提案する。ここで用いる画像のインスタンスセグメンテーションとは、深層学習により検出する対象物の境界の推定を可能とする技術である (図 1)。同手法により映像画面中の特定個体の範囲のみを切り出すことができるため、その個体の斑紋特徴をより正確に抽出することが可能となり、個体識別の精度を向上できると見込まれる (図 2)。従来、同手法の計算コストは非常に高く処理に時間を要したが、近年のアルゴリズムの進歩、改良に伴いリアルタイム解析用途に適す方法も開発されている (Bolya ら, 2019, 2020)。本研究ではこれを乳牛画像へ応用し、(1) 映像中の牛体範囲を正確に検出できる画像セグメンテーションモデルを作成するとともに、(2) 同モデルから検出される牛体範囲の斑紋特徴を利用した高速・高精度個体識別技術を開発することを目的とする。



図 1. 画像のインスタンスセグメンテーションの例. 調整したモデルの適用例. 検出した各対象の範囲が透過色でマスクされている.

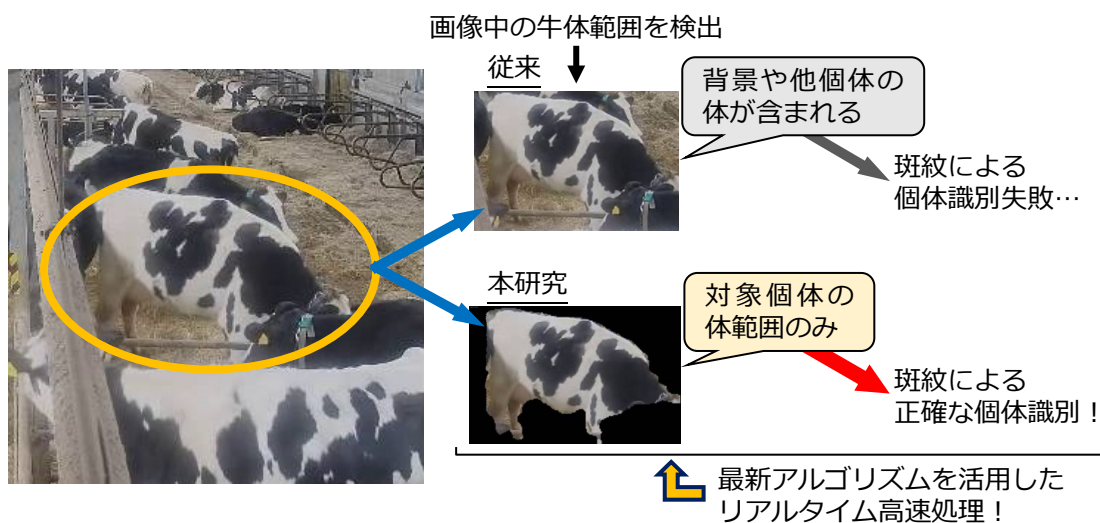


図 2. 本研究のアプローチ (従来法との比較).

2. 材料および方法

- (1) 牛舎内乳牛映像に適用可能な画像セグメンテーションモデルの作成
- ・映像データ収集および機械学習用データセットの作成

農研機構北海道農業研究センターの放し飼い方式の搾乳牛牛舎に設置の 2 台のネットワークカメラ (Panasonic 社、WV-S2570LNJ)、および本調査のために新たに設置した 2 台のネットワークカメラ (Panasonic 社、BB-SW374) を用いて、牛舎内を連続撮影し、得られたのべ約 28 ヶ月分の映像データを用いた (図 3)。このように様々な撮影位置および角度からの映像を利用することで、ウシの映り方に拠らない汎用性の高い牛体検出モデルが作成できると期待される。取得された映像はネットワーク経由でネットワークディスクレコーダー (Panasonic 社、WJ-NX200) に記録し、同データをハードディスクドライブに保存して、パーソナルコンピュータでの解析に供した。この映像データを元に画面の全体あるいは一部を画像として切り出し、合計 3,678 枚の画像データを得た。画像の切り出しは、画像・映像処理用の計算ライブラリである OpenCV (<https://opencv.org/>) を用いて行った。この大量の牛舎内画像について、牛体範囲をポリゴン頂点で囲うアノテーション作業を実施した (図 4)。アノテーション作業には VGG Image Annotator (<https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/software/via/>) を用いた。アノテーション対象のウシは体側面が目測で 75%以上の範囲映っているものとした。これらの画像の内、3,126 枚を画像セグメンテーションモデルの学習用データとし、残りの 552 枚は精度検証のためのテストデータとした。



図 3. 牛舎に設置した 4 つのカメラの映像.

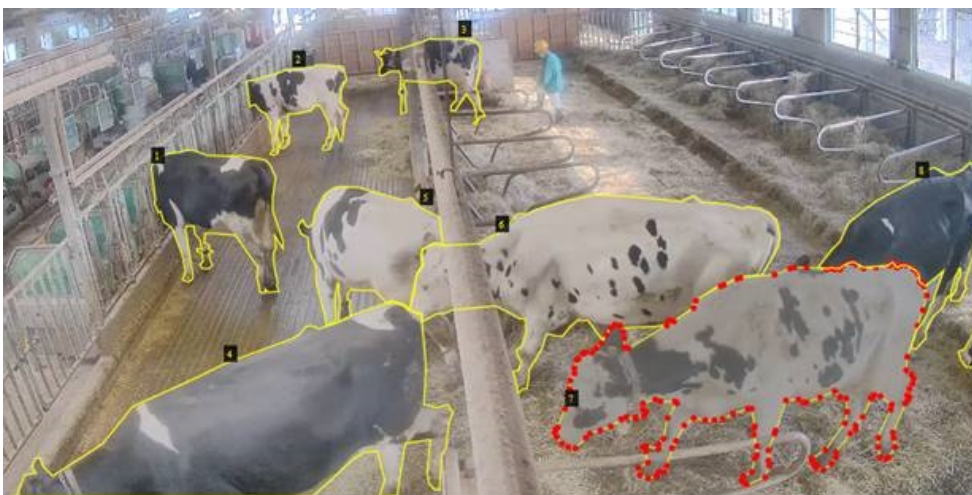


図 4. 牛舎内画像の牛体範囲アノテーションの例. 右下部のウシを囲む赤点は、同ウシに対して指定したポリゴン頂点の箇所を示す.

・画像セグメンテーションモデルの作成

本調査では Bolya ら (2019, 2020) らが報告している YOLACT と呼ばれる手法を応用して牛舎内の乳牛画像を対象に適用した。同手法はリアルタイムでの画像インスタンスセグメンテーションを可能とした機械学習モデルであり、計算

速度が非常に速く、精度も高い方法として知られている。本調査では、Bolya ら (2019, 2020) らが公開している Python 言語のプログラムコード (<https://github.com/dbolya/yolact>) を自身の開発環境 (Windows 10、Anaconda (<https://www.anaconda.com/>) を利用) にて実行し、上述のアノテーション済み牛舎画像データセットを同モデルに学習させることで、牛体の境界を検出できるオリジナルの画像セグメンテーションモデルを作成した。機械学習のエポック数 (一つの訓練データを繰り返して学習させる回数) は 80 万回とし、最終的に得られたモデルを用いることとした。

- ・作成した画像セグメンテーションモデルの精度評価

上記で学習に用いなかったテストデータ 552 枚に対して、作成した画像セグメンテーションモデルによる牛体検出を試行し、精度評価を行った。評価指標として IOU (Intersection Over Union) の閾値を 0.5 以上、もしくは 0.75 以上とした際の、Precision と Recall を用いた。IOU とはモデルにより検出された領域と正解の領域との、重なっている領域の比率を示し、1.0 で完全一致、0.0 で重なり無しを示す。Precision はいかに正確に範囲を検出できるかの指標であり、全ての検出範囲の個数の内、IOU の閾値 (0.5 もしくは 0.75) 以上での予測に成功した個数の割合を表すこととなる。また、Recall はいかに漏れなく検出できるかの指標であり、検出されるべき範囲の個数の内、IOU の閾値以上で検出できた個数の割合を表すこととなる。これらの算出についても Bolya ら (2019, 2020) らが公開している Python 言語のプログラムコード (<https://github.com/dbolya/yolact>) を用いて行った。

(2) 画像セグメンテーションモデルから取得の斑紋画像に基づく乳牛個体識別技術の開発、実装および性能評価

- ・個体識別に供する画像の切り出し

解析対象には (1) と同様に、農研機構北海道農業研究センターの放し飼い方式の搾乳牛牛舎にて収集した映像データを用いた。同映像データを元に (1) で作成した画像セグメンテーションモデルを利用して映像中の牛体範囲を検出し、同範囲を画像として切り出した。なお、この際に牛体範囲を矩形としてそのまま切り出したものを「従来法」によるもの、同矩形範囲内の牛体範囲以外をマスクして切り出したものを「開発手法」によるものとして、2つのパターンの画像を生成した (上記図 2)。以上により、合計 59 頭の乳牛個体について計 29,526 枚の画像を得た (「従来法」および「開発手法」各々で)。これを個体ごとに分類して、個体識別用畳み込みニューラルネットワークモデルの学習のための教師データ (22,658 枚) および精度検証のためのテストデータ (6,868 枚) とした。

- ・ 個体識別精度の比較

個体識別を行うための判別器として ResNet50 モデル (He ら, 2015) を用いた。同モデルは画像の特徴量抽出に優れた性能を持つことが知られる畳み込みニューラルネットワークモデルである。これを上述の乳牛個体別切り出し画像について学習させることで、画像を入力として個体 ID を判別するモデルを作成した。判別モデルは、入力画像の特徴量を算出し、これに基づいて個体別に類型した参照用画像との類似度を求め、類似度の最も近かった画像の個体 ID を出力する構成とした。入力画像のサイズは 224×224 ピクセルとした。判別モデルは「従来法」および「開発手法」の画像、それぞれの場合について作成した。作成した判別モデルを、学習に用いなかったテストデータを対象に適用し、個体識別の正解率を算出した。学習は画像特徴抽出のために一般的な画像データセットを用いて事前訓練された既存の ResNet50 モデルを再訓練するかたちで行った。この再訓練において充分とされる 60 エポックを学習回数の上限として 10 エポックごとに作成したモデルの内、テストデータにおける正解率が最大であったモデルを本調査の個体識別モデルとして採用した。以上の ResNet50 モデルの実行は Python の計算ライブラリ Pytorch (<http://pytorch.org/>) を用いて行った。

- ・ 牛舎内映像からのリアルタイム乳牛検出・個体識別プログラムの作成

調査者は牛舎内映像からのウシ個体識別・追跡プログラム (特許出願済; 農研機構北農研, 2020, 2021; 図 5) の開発に取り組んできた。これは画像解析技術と複数の機械学習手法を組み合わせたもので、ウシの体範囲を矩形検出した後、同範囲に含まれる斑紋特徴から畳み込みニューラルネットワーク判別モデルにより個体識別し、追跡する構成となっている。本研究では同プログラムの牛体範囲矩形検出ステップを、(1) で開発した画像セグメンテーションモデルによる検出に置き換え、背景や他個体の体部位を除いた画像を個体識別に用いることとした、新たなプログラムを作成した。同プログラムを、実際に牛舎映像データを対象に適用し、解析処理に係る速度を検証した。

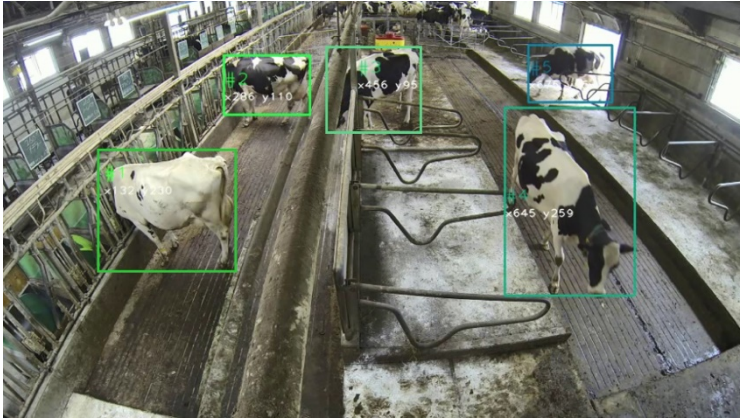


図 5. ウシ個体識別・追跡プログラム (特許出願済). ウシの体範囲を矩形検出、個体識別し、空間座標を記録しつつ追跡する.

3. 結果および考察

(1) 牛舎内乳牛映像に適用可能な画像セグメンテーションモデルの作成

本調査にて作成した牛体境界範囲検出用セグメンテーションモデルの精度指標は、IOU の閾値を 0.5 以上とした際は、Precision が 91.8%、Recall が 71.5%、IOU の閾値を 0.75 以上とした際は、Precision が 78.7%、Recall が 61.3%であった。Precision の値はどれだけ正確に牛体範囲を検出できたかを示す。すなわち、検出した範囲の個数の内、91.8%と非常に高い割合で IOU 0.5 以上にて牛体範囲を検出でき、78.7%については 0.75 以上の高い IOU で牛体範囲を検出できたことを意味する。また、Recall の値は検出漏れの少なさを示し、IOU の閾値が 0.5 の場合においても、検出すべき範囲の個数の内、3 割程度は検出できなかったことを意味する。このように本調査で作成した画像セグメンテーションモデルは、ある程度の検出漏れはあるものの、検出した対象に関しては正確に牛体範囲を検出可能であったといえる。したがって、本調査の個体識別精度向上の目的のために対象個体の体範囲のみを抽出する用途には充分適用可能と考えられた。

(2) 画像セグメンテーションモデルから取得の斑紋画像に基づく乳牛個体識別技術の開発、実装および性能評価

本調査では、同じ乳牛個体画像を対象に、これをそのまま個体識別に供する場合 (従来法) と、(1) の画像セグメンテーションモデルを用いて牛体範囲以外をマスク処理し、これを個体識別に用いる場合 (開発手法) とで、識別の正解率を比較した。その結果、個体識別の正解率は従来法では 65.4%、開発手法では 70.1%となり、4.7 ポイント精度を向上させることができた。これは本調査の想定通り、対象個体の識別に際して、他個体の映り込みや背景といったノイズが除かれ、個体自体の斑紋特徴をより正確に抽出できたためと考えられた。一方で、

個体識別の正解率は開発手法においても 70%程度に留まった。本調査の撮影条件では牛体が様々な向きで撮影されるため、同一個体であっても映り方にばらつきがあったことが、誤識別の要因となった可能性がある。また、従来法の個体識別の正解率も約 65%とある程度の水準が認められ、牛体範囲以外のマスク処理による精度向上効果も 5%ポイント程度であった。本調査では多量の個体ごとデータを学習させたことに加え、個体切り出しに用いたセグメンテーションモデルにて高精度で矩形の牛体範囲も検出できたため、他個体との重なりや背景の影響をある程度抑えることができた可能性がある。

本調査ではさらに同技術をコンピュータプログラムとして実装し、映像から個体ごとの乳牛の境界範囲を検出するとともに、同範囲の個体を識別するプログラムを作成した (図 6)。画像セグメンテーションモデルを実行しつつ畳み込みニューラルネットワークモデルを用いた個体識別を行うという、計算負荷の高い処理を行うこととなるが、中程度の性能の AI 推論用 GPU (本調査では NVIDIA 社、GeForce GTX 1650 Ti) を利用するパーソナルコンピュータであれば、映像 1 フレームあたりの解析処理時間が 0.4~0.7 秒程度となることが確認できた。すなわち、映像のフレームレート (コマ数/秒) が 1~2 程度であれば、リアルタイムでの乳牛検出・個体識別が実現できると考えられた。また、さらに高性能の AI 推論用 GPU (NVIDIA 社、Titan RTX) を利用するパーソナルコンピュータでは、1 フレームあたりの解析処理時間が 0.2~0.5 秒程度と、さらに高速であった。同時に解析対象となる個体の頭数が多いほど解析に時間を要することがわかれたため、大規模な群飼養の牛群を対象とする場合には、高い性能をもつハードウェアの利用が必要となる可能性がある。一方で、実際の適用にあたってはこのような短い時間間隔でフレームごとに解析を実行する必要はないと思われ、数秒に 1 度の解析といったより計算負荷の少ない条件での運用も想定される。

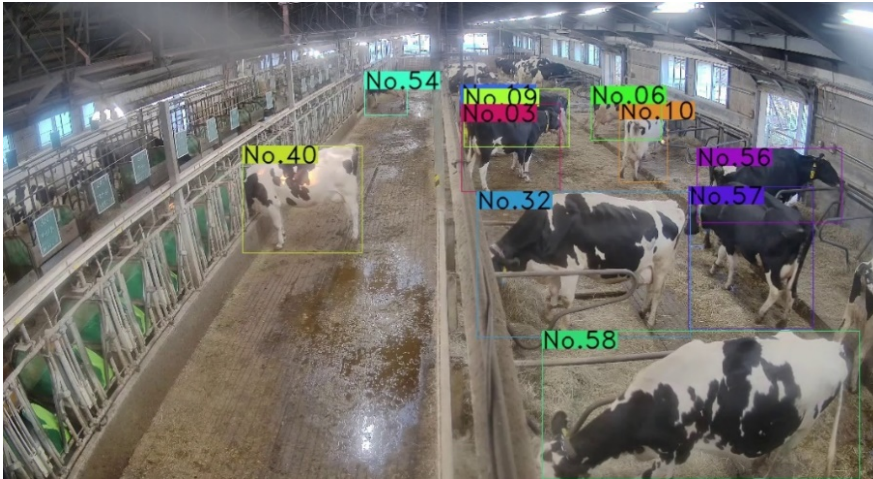


図 6. 作成した乳牛検出・個体識別プログラム実行の様子

4. まとめと今後の展望

本調査での開発技術により、斜め撮影の牛舎内映像から正確に乳牛の牛体範囲を検出しつつ、ある程度高い精度にて個体識別をするまでを、リアルタイムで実現できることが示された。同技術は単純に個体の位置発見をする用途にも利用可能である他、映像に基づく行動モニタリングシステムの実用化に向けても大いに応用が期待される。一方で、本調査にて達成できた斑紋特徴に基づく個体識別の正解率は 70%程度となり、個体ごとの正確な行動モニタリングへの応用に向けては更なる精度向上が求められる。また、本調査では 1 つの牛舎のみから得られた映像を供試したため、開発技術の汎化性能を高める取り組みも必要と考えられる。今後は複数の実証地にて映像データを取得、技術検証するとともに、より高度な特徴量抽出モデルの適用や個体識別の際のウシの体の向き補正といった方策を組み合わせ、汎用性および精度の向上に努める。これにより低コストかつ省力的な酪農管理者支援ツールを実現・提供することを目指したい。

謝辞

本調査にあたっては、画像データのアノテーションおよび個体識別用データセットの作成において農研機構北海道農業研究センターの山形麻利子氏に多大なご尽力をいただいた。ここに記して感謝の意を表す。

参考文献

Bolya et al., 2019. YOLACT: Real-time Instance Segmentation. ICCV.

Bolya et al., 2020. YOLACT++: Better Real-time Instance Segmentation. IEEE

Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.

コンピューター総合研究所. 2017. 牛の行動監視システム MOH-CAL.
<https://moh-cal.com/> [ホームページ].

He et al., 2015. Deep residual learning for image recognition. arXiv:1512.03385.

農研機構. 2020. 学習用データ生成装置、学習装置、行動分析装置、プログラム、
及び記録媒体. 特願 2020-114316. 発明者: 多田慎吾. [特許出願]

農研機構. 2021. 学習用データ生成装置、学習装置、行動分析装置、行動型分析
装置、プログラム、及び記録媒体. 特願 2021-110070. 発明者: 多田慎吾. [特許出
願].

田口ら. 2019. ドローンによる牧場空撮画像における乳牛の個体識別. SSII.

Tassinari et al., 2021. A computer vision approach based on deep learning for the detection
of dairy cows in free stall barn. Computers and Electronics in Agriculture.

東京理科大学. 2019. 北海道初！5G と AI 技術による乳用牛の映像を用いた個体
管理システムの実証実験を開始. [プレリリース].

Zin et al., 2018. Image technology based cowidentification system using deep learning.
IMECS.