

畜産農家の意思決定支援AI導入に向けた取り組み



早稲田大学
基幹理工学部
情報通信学科 教授

おがわ てつじ
小川 哲司



知能フレームワーク研
究所 最高執行責任者
／早稲田大学 グリー
ンコンピューティング
システム研究機構
次席研究員

さいとう すずむ
斎藤 奨



知能フレームワーク研
究所 最高経営責任者
／早稲田大学 グリー
ンコンピューティング
システム研究機構
客員上級研究員

なかの てっぺい
中野 鐵兵

1. はじめに

音声の認識や合成、テキストの翻訳、映像中の物体の検出や追跡といった分野では、深層学習（End-to-Endモデリング）が成功を取めていると言われている。しかし、これらの分野では、機械学習に必要な大規模な公開データが利用可能であり、同じ入力データであればその正解クラスはユーザによって変わることはなく、予測の根拠を説明する必要は必ずしもない。一方で、畜産農家の意思決定支援として繁殖牛の分娩兆候を映像により監視する場合を考えると、利用可能なビッグデータは存在せず、同じ映像でも分娩兆候と見なすか否かは農家に委ねられ、分娩兆候と判定した根拠を農家にとって直感的な形で説明する必要がある（表）。このように、深層学習を用いた人工知能（AI）技術開発は、ビッグデータの必要性和予測結果の説明性の観点で現実の社会課題と本質的に相性が悪い場合がある。

したがって、畜産農家の意思決定支援AIは、1) 大量のデータがなくてもシステムの構築・運用が可能であること、

2) 監視映像などは日々蓄積されるので、それらを用いてシステムが成長可能であること、3) システムの予測根拠を畜産農家にとって直感的な形で説明可能であること、が求められる。これらの要件を考慮して設計がなされていないシステムは持続可能な運用ができず、場当たりの対応が求められ、その結果、運用の過程で非常に手間がかかる可能性がある。それに対し我々は、システムを運用しながら実環境でデータを集め、無理のない形で人に頼りながら、人もAI技術も共に進化させるエコシステムを構築することを目指している。これは、畜産農家の支援に限らずこれからAI技術を導入しようとする産業分野においては共通の課題と言えよう。

本稿では、無理なく人を介在させる仕組みとして専門家とのシステム協調設計、人を介在させるための技術としてクラウドソーシング利活用基盤を紹介する。

2. 畜産農家の意思決定過程を模倣したシステム設計と運用

意思決定支援のための要件を満たす状態監視システムを開発するためのフローを提案し、映像を用いた繁殖牛の分娩予兆検知システムを構築した^[1, 2]。家畜の映像監視のための公開データは存在しないため、システムの開発・運用に際してはビッグデータの力に頼ることはできず、畜産の専門家や農家を持つ知識や経験に適切な形で頼らざるを得ない。我々は、畜産農家が実際に意思決定を行う際のプロセスをモデル化することで、データだけに頼らずに繁殖牛の分娩監視を高精度に行う方式について研究・開発を行っている（図1）。具体的には、畜産農家へのインタビューを中心とした4つのステップにより、持続可能な映像監視システムの開発・運用を可能にすると考えている。

1. 畜産農家に対し、分娩介助を判断する拠り所について聞き取り調査を行う。

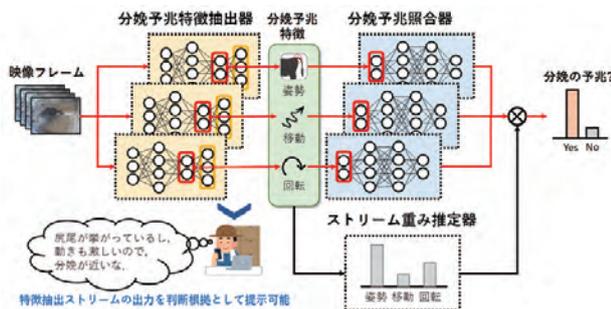
■表. 意思決定支援のための状態監視と深層学習の相性

識別クラス（例えば、分娩の兆候か否か）はユーザ（畜産農家）が決定するため監視対象のビッグデータが潜在的に集まりにくい。また、意思決定支援において必須であるユーザへの直感的な説明は、深層学習モデリングに多く見られるblack-boxな構成での実現は難しい。

	一般的なパターン認識 (音声認識など)	意思決定支援のための状態監視
特徴抽出過程	😊 汎用的	😞 汎用的 (分娩兆候はユーザによらない)
識別クラス	😊 ユーザ非依存 (ビッグデータが集まりやすい)	😞 ユーザが決定する (ビッグデータが集まりにくい)
説明性	😞 必須ではない (black-boxな構成でも可)	😞 必須 (black-boxな構成は不可)
深層学習(End-to-Endモデリング)との相性	😊 良い	😞 悪い



2. 畜産農家が拠り所とする情報をAI技術が扱いやすい情報（特微量）に分解し、その抽出方法の設計、システムの開発を行う。
3. 前段で得られた情報（特微量）を基に、分娩兆候であるか否かを判定する方法の設計、システムの開発を行う。
4. 分娩兆候である旨を農家に通知するインターフェースの設計、開発を行う。



■図1. 畜産農家の意思決定過程を組み込んだ映像監視モデリング
前段では、畜産農家が分娩監視の拠り所とする牛の姿勢、移動、回転に関する情報を抽出し、後段では、それらの情報を、監視する牛や状況を考慮して用いることで最終的に分娩の兆候が否かを判定する。

ステップ1：専門家への聞き取り調査

畜産・繁殖の専門家に対し、意思決定の拠り所となる情報（何に着目して分娩の兆候と判断するか）について聞き取り調査を行う。このステップは、畜産・繁殖の専門家とAI技術の専門家の協業により進める（図2）。



■図2. 映像から観測可能な繁殖牛の分娩兆候

尾の挙上頻度、起立姿勢と臥床姿勢の切り替わり頻度などは分娩の兆候、羊膜・尿膜の露出などは分娩の開始を知らせる情報として知られている。

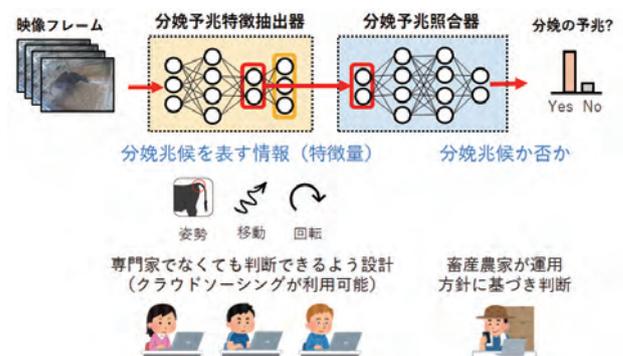
ステップ2：分娩予兆特徴抽出器の構築

聞き取り調査で明らかとなった、映像監視の際に専門家が注目する特徴を、専門家でなくても映像から判定できる情報として抽出する仕組みを設計する。このとき、畜産・繁殖の専門家でなくても画像から判断できることに加え、判断する情報が監視映像の大部分を占める平常時においても観測されることも重要である。前者は分娩兆候を非専

門家でも判定可能な情報に分解することで、専門家である畜産農家の仕事を妨害するような頼り方をせずに持続可能なシステムの運用を可能にする。後者は比較的大規模な平常時の映像データも用いて牛の個体差や農場の違いなどに頑健な分娩兆候情報の抽出装置の構築を可能にする。非専門家によるアノテーションには、インターネットを通じてアノテーションなどの作業を比較的安価で依頼できるサービス（クラウドソーシング）の利用も有効である（図3）。

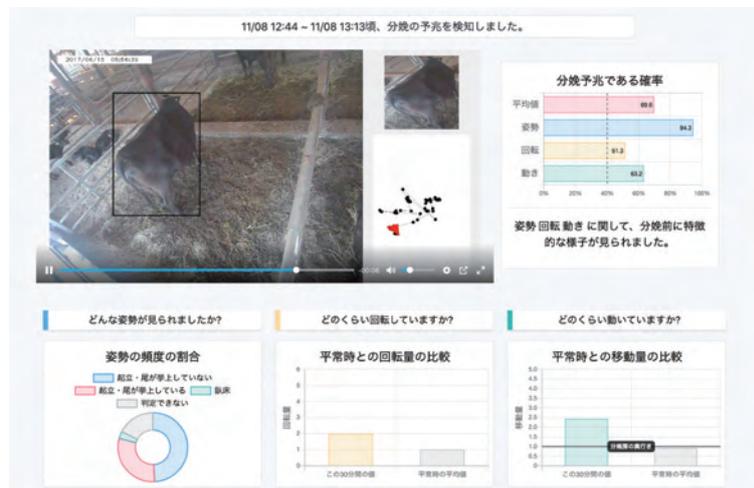
ステップ3：分娩予兆検知器の構築

ステップ2で抽出した複数の分娩兆候情報を適切に用いて、分娩が近いのか否かを最終的に判定する仕組みを構築する。例えば、普段からあまり動かない牛であれば、動きの情報ではなく姿勢等別の情報を重要視して分娩介助に関する意思決定を行うかもしれない。そのように、実際の意思決定プロセスを模倣して予測を行うようにシステムを学習する（図1）。本ステップも、基本的にはAI技術の専門家が担当するが、システム運用中にユーザ（畜産農家）のひと手間の協力で使い勝手が向上する可能性がある。分娩が近いとシステムが判断した場合、その旨が通報される。農家は、パソコンやスマホ等で監視映像を確認する際、システムの通知が分娩兆候のタイミングとして適切であったか否か、システムにフィードバックする（1クリックで済むと想定できる）。そうすることで、各農家の運営方針に即した形でAIシステムが成長する。つまり、通報の正確性が向上するのみならず、ユーザの意図通りにシステムが振舞うようになると期待できる（図3）。



■図3. 映像監視システムの構築・運用における人の関わり方

システムの成長に無理のない形で人が介入することで持続可能な運用を可能にする。前段の分娩兆候情報を抽出するシステムの構築には、畜産・繁殖の専門家でなくても貢献できる。一方、後段の分娩兆候を最終的に判定するシステムは、畜産農家がシステムの通報に対してフィードバックを行うことで、運営方針に即した判定が行えるように学習される。



■図4. 分娩通知インターフェース

監視映像と予測結果に加えて、姿勢の頻度情報、平常時との回転量や移動量の比較、真上から見た牛の軌跡を、予測の根拠として提示する。

ステップ4：ユーザインターフェース設計

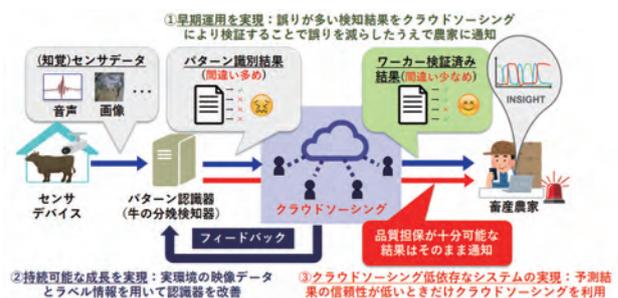
最後に、監視情報を農家に通知するインターフェースを設計する。提案システムでは、予測結果（分娩前である確率）に加え、ステップ2で抽出した分娩兆候情報をシステムの判断根拠として農家に提示可能になる（図4）。これらは、聞き取り調査を通じて得られた、ユーザが実際に意思決定の際に用いる情報であるため、直感的で納得感があることが期待できる。本ステップは、畜産・繁殖の専門家とAI技術の専門家（特にヒューマン・コンピュータ・インタラクションの専門家）の協業により進める。

以上のように、新たにシステムを開発する際にはユーザや専門家からAI技術者に対して専門知識を提供してもらう必要があるものの、システムの運用段階では、システムの通知内容が適切か否かを通知インターフェース上で提供してもらうのみである。これは通常業務の流れの中で行われ、手間が掛かるものではないと期待できる。

要素技術の性能評価についても紹介する。畜産・繁殖に関する知識を用いて設計したモデルは、学習データが比較的少量（14体の牛の監視映像）の場合、データだけに頼る深層学習モデルよりも頑健に高い精度で分娩予兆を検知できた^[1, 2]。また、提案システムの解釈性を検証するために、畜産農家及び繁殖・畜産の専門家に対して主観評価実験を行った。その結果、予測結果のみ提示される深層学習モデルに基づくシステムの通知画面と比較して、予測結果に加えて予測の根拠も提示可能な提案システムの通知画面（図4）の方が、意思決定の際に有用であることが

明らかになった。

なお、クラウドソーシングを活用することで、大規模なデータ収集を待たずにシステムを運用し、運用中に得られた実環境のデータを監視モデルの学習に用いることで、システムの持続的な成長が期待できる（図5）。実際、羊膜・尿膜を検知することで繁殖牛の分娩の開始を検知・通報するシステムの構築を通じて、クラウドソーシングを活用した監視システムの早期運用^[3]、信頼度推定を用いたクラウドソーシングへの依存度低減^[4]が可能であることが分かっている。



■図5. 状態監視システムの持続的運用基盤

①クラウドソーシングを活用してシステムを早期運用し、②運用中に取得した実環境データを学習データとしてシステムを継続的に改善する。③予測結果の信頼性に基づきクラウドソーシングを利用することで、クラウドソーシングへの依存度を低減する。

3. Tutti：大規模クラウドソーシングを継続的に利用するための基盤ソフトウェア

クラウドソーシングを活用して大規模なデータ収集・実験を継続的に行うための開発環境としてTutti^[5]を開発している。Tuttiとは、アノテーション作業をマイクロタスクと



して外注するためのウェブUIの設計を容易に行える環境である。クラウドソーシングを用いて大規模にアノテーション作業を行う際は、多くの場合、同一UI上で異なるデータを出し分けたり、多数のワーカーの回答を収集したりする仕組み等、多くのシステム実装が求められる。そのため、実験完了までに膨大な時間を必要とするという問題点がある。一方 Tutti では、実際にラベルを収集したいデータのこと以外を気にかける必要がなくなるため、実験に要する時間を大幅に削減できる。Tutti を用いる主な利点は以下のとおりである。

- 異なるデータを読み込む機能を持つウェブページの雛形が提供されており、若干のUI設計変更と読み込むデータのアップロードだけでデータ収集の準備をおおよそ完了できる。
- 複数種類のウェブページの遷移図を設計する機能により、同一マイクロタスク内で同一UIでのラベリング作業を反復したり、条件によって別のUIを出し分けたりするような複雑なタスクを設計できる。
- ワーカーへのタスク自動割当機能により、提示するデータごとの目標収集回答数に合わせた適切なマイクロタスク外注を行うことができる。
- GUIコンソール上やAPIを用いて、収集したワーカーの回答を即時に確認できる。

我々は、この開発環境を用いて、尾の挙上を始めとする姿勢情報や羊膜・尿膜の露出といった分娩兆候、牛の領域、などのアノテーションを継続的に実施している。ただし、悪意のあるワーカー（スパマーと呼ばれる）や依頼者の意図を理解していないワーカーも含まれているので、回答の品質を

担保するための技術（例えば、ワーカーの能力を考慮した回答の多数決、動的なタスク発注による多数決の信頼性担保、等）^[6]も検討している。

4. おわりに

家畜の映像監視を持続可能にするためのシステム構築・運用のフローと要素技術について紹介した。この取組みは、システムを運用しながら農場等で実際にデータを収集し、得られたデータを用いて持続的にシステムを成長可能にするエコシステムを構築しようとするチャレンジと言え、これからAI技術を導入しようとする産業分野においてAI技術の容易化に貢献することを期待している。

参考文献

- [1] R. Hyodo et al.: Feature representation learning for calving detection of cows using video frames, In Proc. ICPR, pp.4131-4136 (2021).
- [2] 兵頭, 他: 意思決定支援のための解釈可能な映像監視システムの開発フローと繁殖牛の分娩予兆検知への応用, MIRU2021 (2021).
- [3] Y. Okimoto et al.: Crowdsourced verification for operating calving surveillance systems at an early stage, In Proc. ICPR, pp.4356-4362 (2021).
- [4] 松永, 他: 予測の不一致に基づく深層学習モデルの不確実性推定とクラウドソーシングを用いた映像監視への応用, MIRU2021 (2021).
- [5] 株式会社知能フレームワーク研究所. 「Tutti.works」. <https://www.tutti.works/>, (2022年8月1日閲覧)
- [6] 柳澤, 他: クラウドソーシングにおける動的タスク発注モデルの教師無し学習, 信学技報, AI2022-14, pp.72-76 (2022).



■ 図6. Tutti主要機能一覧

マイクロタスクとしてのアノテーション作業外注を、①ページテンプレート提供によるアノテーションツール開発効率化、②ページ遷移設計機能による複雑なマイクロタスク設計の実現、③クラウドワーカーやインハウスワーカーとのシームレスな連携、④APIによるデータ分析・自動化処理実装の容易化、の4つの観点から支援する。