

肉牛の分娩検知システムにおけるクラウドソーシングを用いた誤通報の抑制

Suppression of false alarm using crowdsourcing in beef cattle delivery detection system

沖本祐典^{*1} 斎藤奨^{*1} 中野鐵兵^{*1*2} 赤羽誠^{*1*2} 小林哲則^{*1}
Yusuke OKIMOTO Susumu SAITO Teppei NAKANO Makoto AKABANE Tetsunori KOBAYASHI

小川哲司^{*1}
Tetsuji OGAWA

^{*1}早稲田大学 ^{*2}知能フレームワーク研究所
Waseda University Intelligent Framework Lab

In order for cattle farmers to detect calving sign beforehand and assist it to reduce risks of fatal accidents, recent work proposed a pattern recognition approach based on video information from cameras. To reduce false alarms given by the pattern recognizer, crowdsourcing can be used for double-checking the result of the automatic event detection. However, calving sign detection from videos is not a common task for crowd workers, where most of them are not experts of cattle farming; it is therefore not clear about how microtasks can be designed for the workers and thus their answers contribute to better prediction accuracy. In the present study, a calving detection system of beef cattle is designed aiming for real-world deployment. Exposure of the amnion and allanto from the buttocks of cattle is considered as a sign of calving and identified by the crowdworkers in microtasks designed. As a result of simulation evaluation of detecting two birth prognostic events, precision obtained when using only the pattern recognizer were 0.049 and 0.22, whereas in the case of using crowdsourcing it improved to 0.91 and 0.83, respectively. This result demonstrated that verification of the pattern recognition result by crowdworkers successfully reduced detection errors.

1. はじめに

本研究では、パターン認識器とクラウドソーシングによるラベリングの仕組みを同時に用いた肉牛の分娩検知システムを設計・実装し、検知結果をリアルタイムでクラウドワーカーに検証させることで、誤通報の抑制が可能であるか検証を行った。

肉牛の繁殖農家にとって、分娩間近の牛の見回りは大きな負担になっている。実際、分娩時の子牛の死亡事故は非常に多いため [Mee 13]、農家は見回りの中で分娩の予兆や開始に関わる牛の変化を見つけ、分娩に立ち合い、状況に応じて介助を行う。そこで、現在農家が目視で確認している予兆や変化を、パターン認識技術を用いてカメラ映像から自動で検出し、通知するシステムを構築できれば、農家の負担を大きく軽減できる可能性がある [Saint-Dizier 15, 沖本 18]。

映像による肉牛の分娩検知システムにおいては分娩の見逃しは致命的であり、最小限にすることが求められる。その一方で、見逃しと誤検出はトレードオフの関係にあり、見逃しを抑えようとするとき誤検出が多くなる。また、パターン認識器の性能が十分でない場合、見逃しと誤検出のトレードオフの関係はより強くなる。つまり、十分なデータが集まっていないシステム運用初期においては見逃しの件数を小さくするため検出の閾値を低めに設定せざるを得ないが、結果として農家に対する分娩の誤通報が多くなる可能性がある。このとき、頻繁な誤通報は農家にとって大きなストレスになると考えられる。

見逃しを最小限にしながら誤通報を抑制する手段として、クラウドソーシングをパターン認識器の出力の検証に用いる方法が提案されている [Saito 16]。見逃し件数を小さくするように設計されたパターン認識器がイベントを検知したとき、クラウドソーシングの作業者（クラウドワーカー）に人手による二重

チェックを依頼する。二重チェックの結果が負であると判断された場合はパターン認識結果は誤りとみなされ、通報は行われなくなる。このとき、クラウドソーシングによる誤検出の抑制を実現するためには、クラウドワーカーの回答が信頼できることが前提となる。しかし、肉牛およびその分娩の映像は、多くのクラウドワーカーには馴染みがないため、分娩を判断する根拠として畜産の専門家ではないクラウドワーカーでも判断可能なものを選び、分娩検知システムを設計する必要がある。

本研究では、パターン認識器とクラウドソーシングによるラベリングの仕組みを同時に用いた肉牛の分娩検知システムを設計・実装し、検知結果をリアルタイムでクラウドワーカーに検証させることで、誤通報の抑制が可能であるか検証を行った。分娩開始の目印は、尿膜・羊膜と呼ばれる組織の露出とする。このとき、牛舎に設置されたカメラから得られる画像を入力として、ニューラルネットワークに基づく分娩検知器により尿膜・羊膜を検出し、検出結果の検証をクラウドワーカーに依頼する。シミュレーション実験として、運用初期段階を想定したシステムの検知結果を得た後に、検証による正確なラベルを得た上で通知する場合と検知結果をそのまま通知する場合における最終的な分娩開始検知性能を画像単位の適合率と再現率により評価した。

本稿の構成は次の通りである。まず、2. で、映像による分娩検知システムの概要を述べる。次に、3. で、システムの各モジュールについて説明する。4. では、構築したシステムを用いて行った実験について述べ、クラウドソーシングによって誤検出を抑制できるか検証する。最後に、5. で本稿のまとめを述べる。

2. 分娩検知システムの概要

本章では、本研究で構築する、肉牛の分娩検知システムの概要について述べる。

連絡先: 沖本 祐典, 早稲田大学基幹理工学研究所, 東京都新宿区早稲田町 27, okimoto@pcl.cs.waseda.ac.jp

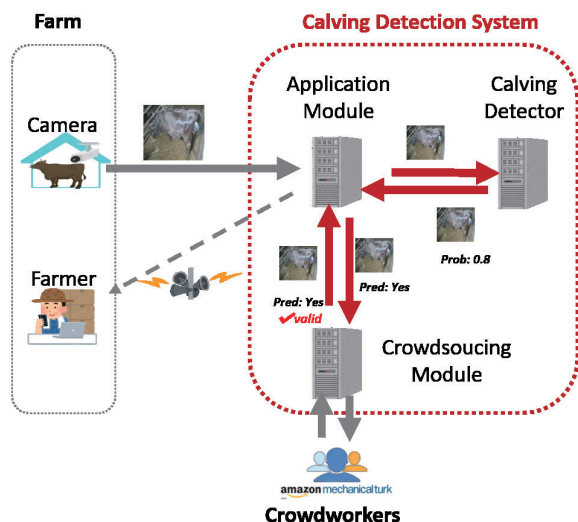


図 1: 映像による分娩検知システムの構成。アプリケーションモジュール（Application Module）、分娩検知器（Calving Detector）、クラウドソーシングモジュール（Crowdsourcing Module）の 3 つの部分からなる。

このシステムは、肉牛の尿膜・羊膜の露出（図 2）をカメラの映像から検出することで、分娩検知を行う。システムは、分娩検知器、クラウドソーシングモジュール、アプリケーションモジュールの 3 つのモジュールからなる（図 1）。分娩検知器は、映像から肉牛の領域を検出し、その肉牛で尿膜・羊膜の露出が発生している確率を出力する。アプリケーションモジュールは、牧場、分娩検知器、クラウドソーシングモジュールをつなぐ役割を持つ。また、アプリケーションモジュールは、尿膜・羊膜の露出の確率についての閾値 p_{th} をもち、分娩検知器が出力した確率がその閾値 p_{th} 以上だった場合、システムとして画像で尿膜・羊膜の露出が発生していると判断する。クラウドソーシングモジュールは、システムが尿膜・羊膜の露出が発生していると判断した画像について、その検出結果が正しいかクラウドワーカーに検証を依頼する。

分娩の見逃しを小さくするため、アプリケーションモジュールが持つ、尿膜・羊膜の露出の確率の閾値 p_{th} は低く設定する。この結果、分娩検知器による尿膜・羊膜の露出と誤検出は多くなる。ここで、尿膜・羊膜の検出結果をクラウドソーシングモジュールを通してクラウドワーカーにより検証してもらうことで、誤検出を訂正する。この、分娩検知器とクラウドソーシングを併用することにより、分娩の見逃しを低く抑えながら、同時に誤検出も抑制する。

3. 分娩検知システムの設計

本章では、肉牛の分娩検知システムの各モジュールについて説明する。

3.1 分娩検知器

本節では、本分娩検知システムで分娩の根拠として用いる肉牛の尿膜・羊膜の露出について説明したのち、尿膜・羊膜を検出する分娩検知器の構成について述べる。

3.1.1 分娩時における尿膜・羊膜の露出

肉牛の尿膜・羊膜の露出の画像例を図 2 に示す。羊膜は分娩 3 時間から 7 時間前に露出する。また、尿膜は分娩 2 時間



図 2: 尿膜・羊膜の画像例。尿膜・羊膜ともに水風船状の外見を持ち、牛の産道から露出する。尿膜は黒っぽい色を、羊膜は白っぽい色をしている。

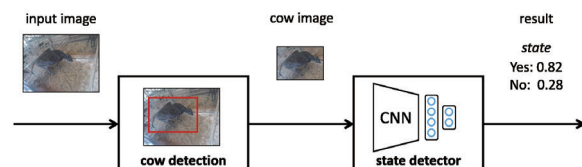


図 3: ニューラルネットワークによる分娩検知器の構成。まず牛の領域を検出し、次に尿膜・羊膜が露出しているか識別する。

半から 5 時間前に露出する [Saint-Dizier 15]。両者とも、水風船状の外見をしており、尿膜は黒っぽく、羊膜は白っぽい色をしている。

3.1.2 ニューラルネットワークによる分娩検知器

尿膜・羊膜検出による分娩検知器は、画像から牛を検出する部分と、検出した牛が尿膜・羊膜を露出しているか識別する部分からなる（図 3）。牛領域の検出には、ニューラルネットワークを用いた高精度な物体検出アルゴリズム YOLOv2 [Redmon 17] を用いる。尿膜・羊膜の露出の識別には、畳み込みニューラルネットワーク（Convolutional Neural Networks, CNN）を用いる。

3.2 クラウドソーシングモジュール

クラウドソーシングモジュールは、尿膜・羊膜を露出していると判断された牛の画像領域を受け取り、その正しさをクラウドワーカーによって検証する。

クラウドソーシングのプラットフォームには Amazon Mechanical Turk を用いる。タスク画面には、尿膜・羊膜が露出している判定された画像が複数枚一度に提示される。クラウドワーカーには、画面の画像から、尿膜・羊膜の露出している画像を選択するよう求められる。

クラウドワーカーの回答の信頼性を担保するため、一画面に提示される画像には、正解ラベルが既に付与された画像も含まれている。正解ラベルを持つ画像をクラウドワーカーが間違えた場合、その画面で得られた回答は、信頼できないとしてすべて無効とする。画像ごとに有効な回答が一定数集まったら、多数決をとって検証結果とする。

3.3 アプリケーションモジュール

アプリケーションモジュールは、各モジュール間をつなげる役割を持つ。具体的には、以下の処理を行う。

- 牧場のカメラからのインターネットを介した画像の受け取る。
- 分娩検知器へ牧場のカメラ画像を渡す。
- 分娩検知器から、牛の画像領域と、領域ごとの尿膜・羊膜の露出の確率を受け取る。

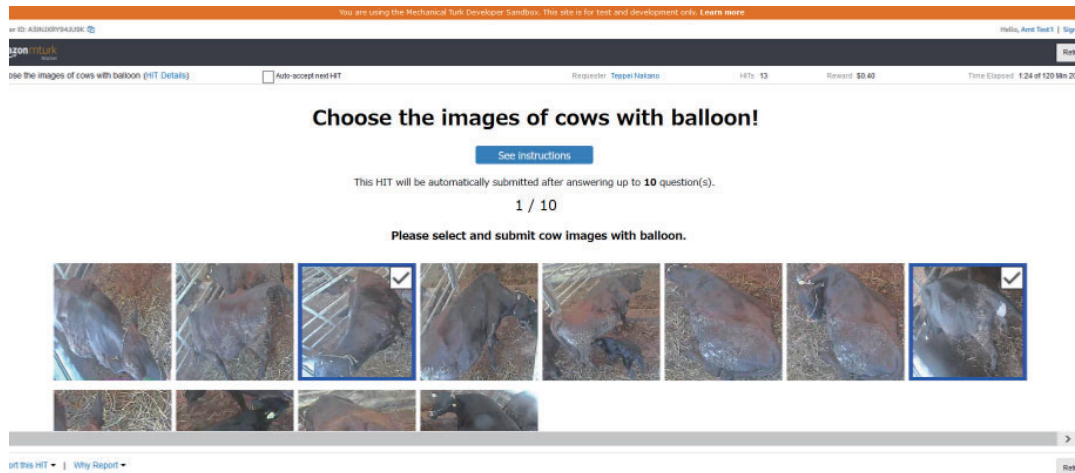


図 4: クラウドワーカーによる尿膜・羊膜の露出の検証タスク画面. 複数提示された画像から, 尿膜・羊膜が露出している画像を選択する. あらかじめ正解ラベルが付与された画像も提示され, それらの画像の回答をチェックし, ワーカーの信頼性を確認する.

- クラウドソーシングモジュールに, 尿膜・羊膜が露出していると判断した牛画像領域を渡す
- クラウドソーシングモジュールから, 尿膜・羊膜が露出していると判断した牛画像領域の検証結果を受け取る.

を行う. アプリケーションモジュールは, 分娩検知器から受け取った牛領域の尿膜・羊膜が露出している確率が, あらかじめ定めてある閾値 p_{th} 以上であった場合, クラウドソーシングモジュールに検証を依頼する. 先述した通り, 分娩の見逃しを小さくするため, 閾値 p_{th} は低く設定しておく.

4. 実験

誤検出の抑制を, 通報をリアルタイムにクラウドワーカーに検証させることで実現できるか調べるため, システムを実験あらかじめラベリングしたデータセットを入力として, 分娩検知システムを稼働させ, クラウドソーシングを用いた場合と用いない場合について, 尿膜・羊膜の露出の, 画像単位での適合率と再現率を測定した.

検知結果をリアルタイムでクラウドワーカーに検証させることで, 誤通報の抑制が可能であるか検証を行うため, あらかじめラベリングしたデータセットを入力として, シミュレーション実験として, 分娩開始の目印には, 尿膜・羊膜の露出を用い, 運用初期段階を想定したシステムの検知結果を得た後に, 検証による正確なラベルを得た上で通知する場合と検知結果をそのまま通知する場合における最終的な分娩開始検知性能を画像単位の適合率と再現率により評価した.

運用初期段階を想定したシステムの検知結果を得た後に, 検証による正確なラベルを得た上で通知する場合と検知結果をそのまま通知する場合における最終的な分娩開始検知性能を画像単位の適合率と再現率により評価した.

4.1 使用データ

実験には, 鹿児島県の肉牛の畜産農家で収録した黒毛和種の映像を用いる. 映像の収録は 2016 年 11 月から開始し, 現在も継続して行われている. カメラで取得した映像は, 1 秒ごとに 1 枚の画像として, 分娩検知システムが稼働するクラウドサーバー上の転送され, 保管される (図 5).

4.1.1 分娩検出器の訓練データセット

分娩検知器の訓練データには, 2017 年 3-8 月に収録した画像を用いた. 分娩 5 時間前から分娩時まで画像から 6 秒毎に 1 枚ずつ選びそれらの画像から牛領域を切り出し, 尿膜・羊膜の露出についてアノテーションした. アノテーションには Amazon Mechanical Turk を用いた. 各画像ごとに 2 人のワーカーの回



図 5: 収録された画像例.

表 1: システム検証用データの枚数.

	正例	負例
分娩 1	125	16829
分娩 2	941	26446

答を集め, 両者の回答が一致したものをラベルとして用いる. 尿膜・羊膜が露出している正例画像の枚数と, 露出していない負例画像の枚数は, それぞれ 3806 枚である. 正例と負例の数が一致するように, ランダムアンダーサンプリングを行った.

4.1.2 システム検証用データ

クラウドソーシングによる適合率向上実験の評価データには, 2017 年 9-12 月に収録した画像を用いた. 計 2 回の分娩シーンが含まれており, 分娩 6 時間前から分娩時までのすべての画像を用いた. 枚数を表 1 に示す.

4.2 実験設定

本節では, 実験における, 分娩検知システムの各モジュールにおける設定を述べる.

4.2.1 分娩検知器

牛を検出する YOLOv2 の重みには, MS COCO [Lin 14] で学習した既存のモデルを用いた. 尿膜・羊膜を検出する CNN は, 畳み込み層は ResNet50 [He 16] と同様, それに続く全結合層は 1024unit の 1 層の構造のものを用いた. 出力層は, 尿膜・羊膜が露出しているかどうかの二値識別を行う. 畳み込み層は ImageNet[Deng 09] で学習済みの重みを初期値とし, 先述した訓練データを用いてファインチューニングした.

アプリケーションモジュールが持つ, 検知器の出力確率の閾値 p_{th} には 0.5 を用いる.

4.2.2 クラウドソーシングモジュール

クラウドワーカーには, 一画面に 10 枚の画像を提示した. そのうち 2 枚は, 品質保証用の正例 1 枚, 負例 1 枚のアノテ

表 2: システムを稼働させた際の画像単位の適合率と再現率

クラウドソーシング		適合率	再現率
分娩 1	なし	0.046	1.0
	あり	0.91	1.0
分娩 2	なし	0.22	0.90
	あり	0.83	0.70

ション済み画像である。1 画像につき 3 人分のワーカーの有効回答を集め、多数決を行った。

4.3 実験結果

分娩検知システムを、2 回の分娩データセットで稼働させたときの、画像単位の適合率と再現率を表 2 に示す。

適合率は、クラウドソーシングによる検証を行わなかった場合、それぞれ 0.049, 0.22 であった。一方で、クラウドソーシングによる検証を行った場合、それぞれ 0.91, 0.83 であり、クラウドソーシングによる検証によって、それぞれ 0.86, 0.61 改善した。また、再現率は、クラウドソーシングによる検証を行わなかった場合はそれぞれ 1.0, 0.90 で、クラウドソーシングによる検証を行った場合もそれぞれ 1.0, 0.70 だった。

以上より、映像による分娩検知システムにおいて、尿膜・羊膜の露出を分娩の情報を用い、クラウドソーシングによる分娩検知器の出力を検証することで、見逃しを少なく（再現率を高く）保ちつつ、誤検出を抑制（適合率を高く）できることが確認できた。

クラウドソーシングを用いない場合、適合率がかなり小さい。再現率が高くなるよう閾値を設定したことが、理由の一つである。加えて、牛の動きが緩慢であり、同じような画像が連続していることも理由として考えられる。一つ画像が正例として間違えて検出した場合、連続している同じような画像をすべて正例として間違え、まとめて誤検出が発生していると考えられる。これは、クラウドソーシングで得られた検証結果を用いて分娩検知器を逐次更新を行うことで、改善できる可能性がある。

また、分娩 2 において、クラウドソーシングの検証により、再現率が 0.20 悪化している。クラウドワーカーが、尿膜・羊膜が露出している画像を、間違えて露出していないと判断しているが原因である。これは、画面設計の変更や説明を詳しくすることにより、タスクの改善によって、改善できると考えられる。

5. 結論

本研究では、パターン認識器とクラウドソーシングによるラベリングの仕組みを同時に用いた肉牛の分娩検知システムを設計・実装し、検知結果をリアルタイムでクラウドワーカーに検証させることで、誤通報の抑制が可能であるか検証を行った。分娩開始の目印には、尿膜・羊膜と呼ばれる組織の露出を用いた。このとき、牛舎に設置されたカメラから得られる画像を入力として、ニューラルネットワークに基づく分娩検知器により尿膜・羊膜を検出し、検出結果の検証をクラウドワーカーに依頼する。シミュレーション実験として、運用初期段階を想定したシステムの検知結果を得た後に、検証による正確なラベルを得た上で通知する場合と検知結果をそのまま通知する場合における最終的な分娩開始検知性能を画像単位の適合率と再現率により評価した。実験の結果、パターン認識器のみの場合の適合率が 0.049 と 0.22 であったのに対し、クラウドソー

シングを用いた場合は 0.91 と 0.83 に向上した。この結果からパターン認識結果をクラウドワーカーに検証させることで、適切に誤検出を抑制できることを示した。

今後は、クラウドソーシングで得られた検証結果を用い、分娩検知器を逐次更新することによる、分娩検知器の適合率の改善と、クラウドワーカーに対するタスク設計の改善による、最終的な分娩開始検知における再現率の改善について検討を行う。

6. 謝辞

本研究を行うにあたり、牛のモニタリング動画を提供してくださった東村牧場様、そして有益な議論を頂いたファーマーズサポート株式会社様、鹿児島頭脳センター様に感謝申し上げます。

参考文献

- [Deng 09] Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L., Li, K., and Fei-Fei, L.: ImageNet: A large-scale hierarchical image database, in *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 248–255 (2009)
- [He 16] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J.: Deep Residual Learning for Image Recognition, in *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 770–778 (2016)
- [Lin 14] Lin, T., Maire, M., Belongie, S., Bourdev, L., Girshick, R., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P., and Zitnick, C.: Microsoft COCO: Common Objects in Context, in *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 740–755 (2014)
- [Mee 13] Mee, J.: Why Do So Many Calves Die on Modern Dairy Farms and What Can We Do about Calf Welfare in the Future?, *Animals*, pp. 1036–1057 (2013)
- [Redmon 17] Redmon, J. and Frhadi, A.: YOLO9000: Better, Faster, Stronger, in *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 7263–7271 (2017)
- [Saint-Dizier 15] Saint-Dizier, M. and Chastant-Maillart, S.: Methods and on-farm devices to predict calving time in cattle, *The Veterinary Journal*, Vol. 205, pp. 349–356 (2015)
- [Saito 16] Saito, S., Kobayashi, T., and Nakano, T.: in *the 19th ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work and Social Computing Companion(CSCW)*, pp. 393–396 (2016)
- [沖本 18] 沖本 祐典, 菅原 一真, 斎藤 奨, 中野 鐵兵, 赤羽 誠, 小林 哲則, 小川 哲司: 牛の分娩予兆として映像から観測可能な状態の検知, 2018 年度人工知能学会全国大会 (第 32 回) (2018)