

計測・センシング技術の動物繁殖現場への応用展開（第2報）

機械電子科

井出達樹 齋藤将人* 真野 肇**

静岡県畜産技術研究所

小熊亜津子 大村学海 永田浩章

株式会社メディカルプロジェクト

小林信明 一言貴則

Application development of a Measurementmeasurement-sensing technology for animal breeding sites (2nd Report)

IDE Tatsuki, SAITO Masato, MANO Tsuyoshi, OGUMA Atsuko, OMURA Manami, NAGATA Hiroaki,
KOBAYASHI Nobuaki and HITOKOTO Takanori

A non-invasive, non-restraint cow calving detection system has been developed by applying the a technology developed for nursing care monitoring systems. In order to improve the versatility of the system and reduce the its costs of the system, a sensor sheet for connected cows, which is commonly used on dairy farms, was developed , which is commonly used in dairy farms, and prepared a demonstration test environment was prepared. By using convolutional neural networks (CNNs) as a sensing technology, it wasthe authors were able to found determine that labor pains in cows can be detected with a high degree of accuracy. The This pattern recognition by CNNs is highly versatile, and it can be applied to animals other than cows and as well as in other industrial fields.

Keywords : cow, delivery, unrestraint, detection, convolutional neural network (CNN)

我々がこれまでに開発した介護用見守りシステムの技術を応用して、非侵襲・無拘束の牛分娩検知システムの開発を行った。本研究では、システムの汎用性向上、低コスト化のため、酪農家で一般的なつなぎ飼い用のセンサシートの開発、実証試験環境の整備とともに、分娩検知方法の検討を行った。深層学習の手法の一つである畳み込みニューラルネットワーク (CNN) の活用により、高い精度で牛の陣痛が検知可能であることが明らかとなつた。CNNによるパターン認識は汎用性が高く、牛以外の動物や工業分野等への応用も可能である。

キーワード：牛、分娩、無拘束、検知、畳み込みニューラルネットワーク (CNN)

1 はじめに

我々は、これまでに要介護者の状態（呼吸、脈拍、離床、在床、活動量等）を無拘束で見守ることのできる介護用見守りシステムを開発し、製品化した¹⁻³⁾。ここで開発した技術は、人ばかりでなく、動物への適用が可能である。家畜、競走馬、ペット、動物園等の動物を扱う繁殖現場では、昼夜の継続勤務となり労働負担が大きく、高いリスクを伴う出産は失敗すると経済的損失も大きい。この問題を解決するために、牛の分娩検知技術の開発に取り組んできた^{4,5)}。この中で、様々な繁殖環境に適応できる陣痛報知システムの構築が必

要であることがわかった。

本研究では、これまでの実証試験環境（分娩房）に加え、酪農家で一般的な「つなぎ飼い」環境に対応可能なシステム開発を行った。本報は、システムの普及・導入を容易とするためのセンサマットの低コスト化、深層学習を用いた牛分娩検知システムの開発について報告する。

2 方法

静岡県畜産技術研究所内にある牛分娩房の床にセンサマット及びビデオカメラを設置し、分娩時の牛の動

* 現 企業局西部事務所

** 現 工業技術研究所 化学材料科

作についてセンサデータ及び映像データを取得した。これらのデータを基に分娩検知方法の検討を行った。

2.1 改良型センサシートの開発

牛分娩房で使用しているセンサマット(図1左)は、ポリカーボネート板とゴム板の間にセンシング用シリコンチューブを挟み込んだ構造である。現地での設置が煩雑であり、設置に時間、労力もかかり、価格も30万円程度と高価であった。この問題を解決するため、センサマットの改良を行い、センサシートを開発した(図1右)。シートとチューブが一体化しているため設置が容易であり、価格も3万円程度に抑えることができた。センサの構造を変えることにより、センサ出力及び波形に変化が生じる可能性がある。このため、2.2の検討でセンサシートを使用し、センサマットと同様に使用できるか確認した。

2.2 つなぎ飼いでの実証試験環境の整備

一般的に、分娩房を所有する酪農家は少なく、つなぎ飼い環境で分娩させることが多い。分娩房、つなぎ飼いの両方に対応するシステム構築を行うことで製品としての汎用性を高めることができる。しかし、つなぎ飼い環境では、分娩房と違い、牛が自由に動き回ることができないため、行動パターンが変化する可能性がある。

2.1で作成したセンサシートを用いて、つなぎ飼いでの実証試験環境の整備を行った(図2)。畜産技術研究所内の牛のつなぎ飼い環境を使用し、牛の足元にセンサシートとシート保護用のゴム板を設置した。また、牛の頭上に赤外線カメラを設置し、牛分娩房と同様に、分娩時のセンサデータ及び映像データを取得した。得られたデータを基に、センサ出力を調整し、分娩検知方法の精度検証を行った。

2.3 深層学習を用いた分娩検知方法の検討

深層学習の手法の1つである畳み込みニューラルネットワーク(CNN)による分娩検知システムの開発を行った。CNNモデルにはセンサマット及びセンサシートから得られる波形データ(0~5Vで出力される電圧の数値データ)を入力データとして使用した。この入力データから予測を行い、陣痛時の特徴的動作である「いきみ」を1、「いきみ以外」を0として出力するモデルを作成した。数値データを用いるため、今回は1次元CNNを利用している。

(1) データのラベリング

使用するデータの精度を高めるため、得られたセンサデータのラベリングは牛分娩の専門家である畜産技術研究所の獣医師3名が行った。センサ波形についてビデオカメラの映像と照合し、いきみか、それ以外の

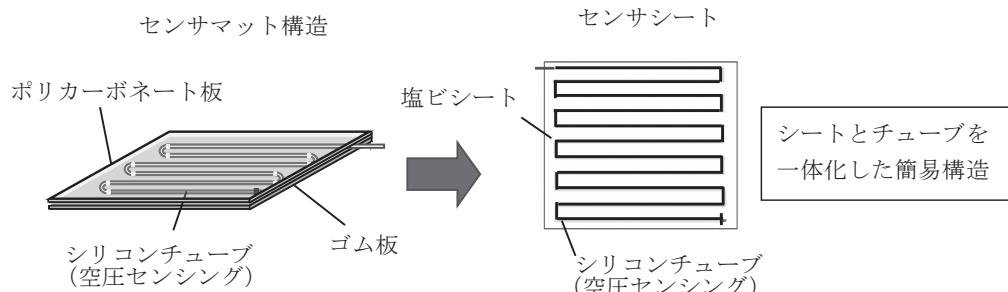


図1 分娩房のセンサマット（左）とつなぎ飼い用に改良したセンサシート（右）の構造

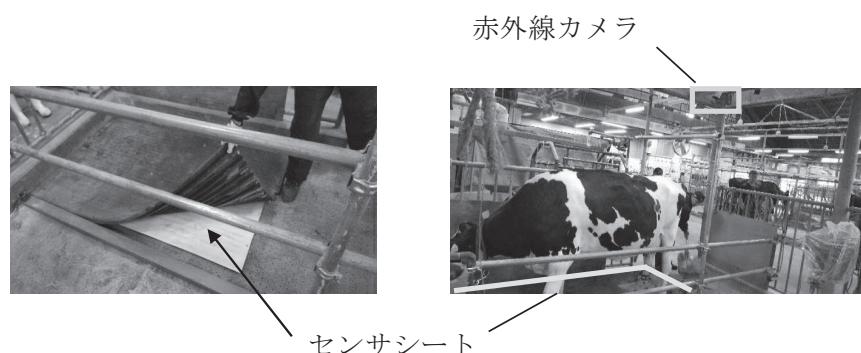


図2 試作した牛分娩検知システムの実証試験環境

動作かを多数決によって決定した。ラベリングの結果を基に、動作ごとにデータを分類し、CNN モデルの検証及び最適化に使用した。

(2) CNN モデルの検証、最適化

令和元年度までに分娩房にて 40 頭分の牛分娩データを取得している。本報告では、これらのデータを使用し、k- 分割交差検証という手法を用いて作成した CNN モデルの検証、最適化を行った（図3）。40 頭のデータを8頭ずつの5つのブロックに分割し、そのうち4つを学習用データとしてモデルの学習に使用し、残った1つをテストデータとしてモデルの精度検証に使用する。学習用、テストデータの組み合わせは図3 のように5つの組合せがあるため、全5パターンでモデルの精度を算出し、その平均値をモデルの精度として検証を行う。

(3) 分娩検知プログラムの作成及び精度検証

最適化した CNN モデルを使用した分娩検知プログラムを作成し、精度の検証を行った。令和2年度は新たに分娩房で 16 頭、つなぎ飼い環境で8頭の牛分娩データを取得した。これらのデータは、CNN モデルの検証、最適化に使用せず、分娩検知プログラムの精度検証に使用した。

3 結果

3.1 深層学習を用いた分娩検知方法の検討

(1) CNN モデルの検証、最適化

CNN モデルを複数のパターン作成した後、k- 分割交差検証にて精度を検証し、最適モデルを決定した。また、モデルの計算に使用する関数やハイパーパラメータについても最適化を行った。

最適化した CNN モデルの精度検証を行った結果を図4に示す。平成 30 年度の研究で作成したクロス点判定プログラム^{4,5)} では出力の弱いいきみ波形（図4（1））、ノイズが多いいきみ波形（図4（2））については失検知があり、また、牛の足踏み等（図4（3））のいきみに近いパターンの波形については誤検知を起こしていた。これに対して、最適化した CNN モデルでは、いずれの波形からも牛の行動を高い精度で判定することができた。また、図5の実線で囲まれている部分はノイズが少ないいきみ波形であるが、破線で囲まれている部分はノイズが多く、ラベリングの際に獣医師が見逃したいきみ波形である。このようなデータに対しても CNN モデルは正しくいきみを判別することができた。



図3 k-分割交差検証によるモデルの最適化

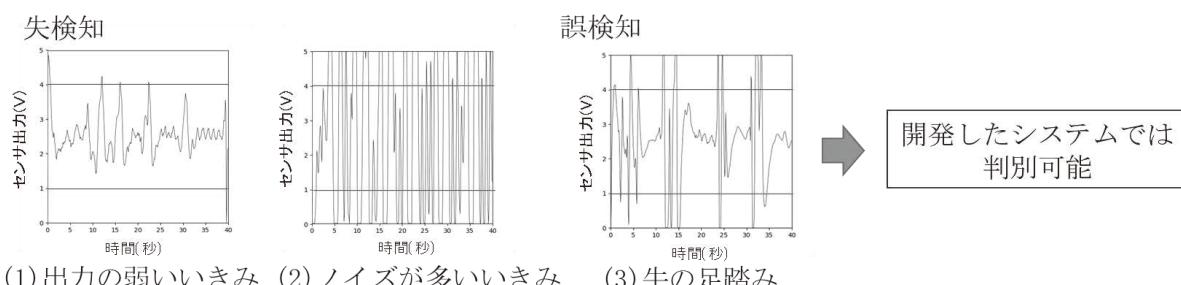


図4 クロス点判定では判別できなかった波形

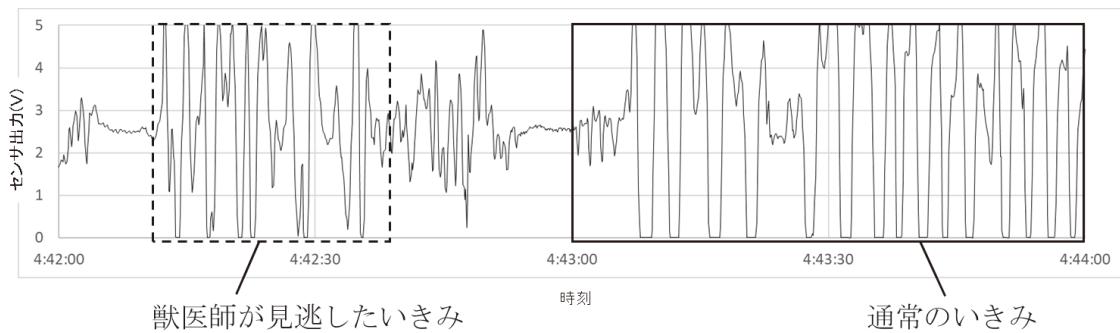


図5 獣医師が見逃したいきみ波形

(2) 分娩検知プログラムの作成及び精度検証

作成した分娩検知プログラムの概要を図6に示す。サンプリング周期 0.1 秒でセンサ波形を取り込み、CNN モデルによる予測を行う。モデルが一定回数以上のいきみを予測した場合に、陣痛として報知をするプログラムである。作成したプログラムについて、令和2年度に得られた分娩房での 16 頭分の分娩データを適用した結果を表1に示す。いきみを正しく検知できたものを正検知 (TP)、実際はいきみではないが、誤つ

ていきみと判定したものを誤検知 (FP)、実際はいきみであるが、いきみと判定できなかったものを失検知 (FN) としている。全体の検知精度 ($TP / (TP+FP)$) は 0.993 と非常に高い精度で分娩を検知することができた。また、令和2年度に得られたつなぎ飼い環境での8頭分の牛分娩データを適用した結果を表2に示す。全体の検知精度が 0.976 となり、高い精度で分娩検知が可能であることが分かった。

表2 分娩検知プログラムをつなぎ飼いでの実証データに適用した結果

| 牛番号 | TP | FP | FN |
|------|----|----|----|
| No.1 | 4 | 0 | 3 |
| No.2 | 13 | 0 | 3 |
| No.3 | 4 | 0 | 0 |
| No.4 | 12 | 1 | 1 |
| No.5 | 15 | 1 | 0 |
| No.6 | 10 | 0 | 0 |
| No.7 | 9 | 0 | 13 |
| No.8 | 16 | 0 | 0 |

TP: いきみを正しく検知 FP: いきみを誤検知
FN: いきみを失検知

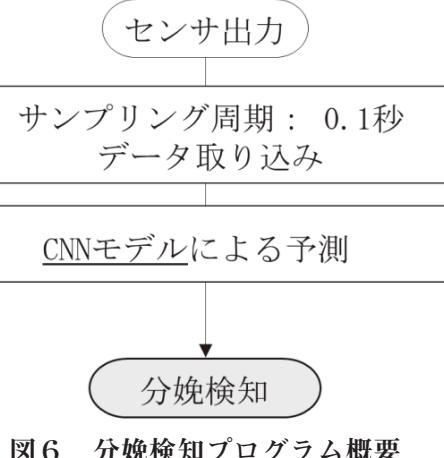


図6 分娩検知プログラム概要

表1 分娩検知プログラムを分娩房での実証データに適用した結果

| 牛番号 | TP | FP | FN | 牛番号 | TP | FP | FN |
|------|----|----|----|-------|----|----|----|
| No.1 | 6 | 0 | 0 | No.9 | 21 | 0 | 0 |
| No.2 | 7 | 0 | 0 | No.10 | 3 | 0 | 1 |
| No.3 | 9 | 0 | 0 | No.11 | 3 | 0 | 1 |
| No.4 | 7 | 0 | 0 | No.12 | 8 | 0 | 15 |
| No.5 | 3 | 0 | 4 | No.13 | 13 | 0 | 0 |
| No.6 | 5 | 0 | 0 | No.14 | 10 | 0 | 1 |
| No.7 | 2 | 0 | 0 | No.15 | 8 | 1 | 2 |
| No.8 | 23 | 0 | 0 | No.16 | 8 | 0 | 1 |

TP: いきみを正しく検知 FP: いきみを誤検知
FN: いきみを失検知

4 考察

平成30年度に作成したクロス点判定プログラムを令和2年度に得られた分娩房での16頭分の牛分娩データに適用した結果を表3に示す。全体の検知精度は 0.553 であった。判定条件が今回作成した分娩検知プログラムとは異なるため、単純な比較はできないが、CNN モデルを使用した分娩検知プログラムは、クロス点判定と比較して(表1と表3)明らかに精度が高い。CNN モデルはいきみ波形の特徴量を正しく学習できているため、クロス点判定では判定できなかつた波形データに対応できたことが分かる。また、分娩房での

表3 クロス点判定プログラムを分娩房での実証データに適用した結果

| 牛番号 | TP | FP | 牛番号 | TP | FP |
|------|----|----|-------|----|----|
| No.1 | 6 | 5 | No.9 | 13 | 7 |
| No.2 | 3 | 0 | No.10 | 1 | 2 |
| No.3 | 7 | 2 | No.11 | 1 | 9 |
| No.4 | 3 | 1 | No.12 | 2 | 0 |
| No.5 | 0 | 0 | No.13 | 1 | 5 |
| No.6 | 2 | 0 | No.14 | 6 | 3 |
| No.7 | 1 | 0 | No.15 | - | - |
| No.8 | 11 | 4 | No.16 | - | - |

TP: いきみを正しく検知 FP: いきみを誤検知
FN: いきみを失検知

牛番号15、16は判定プログラムを組み込んだ装置の不具合により適用できなかった

実証データによる最適化を行ったCNNモデルがつなぎ飼い環境に対応できることからも、モデルの高い汎用性が確認できた。

一方、表1、表2の結果から分かるように、いきみの失検知(FN)が一定数みられる。失検知を起こしたセンサ波形の例を図7に示す。一定の間隔で出力の大きい波形が出ており、獣医師は容易にいきみと判定可能である。失検知を起こした理由としては、製品化を想定

し、誤検知(FP)が少なくなるようにCNNモデルを設計、最適化したため、いきみの判定が厳しくなっていること、また、学習データの不足によるものと考察される。

これについては、学習データを追加することでモデルの精度が向上する可能性は高い。また、分娩検知プログラムの判定条件を変更することで、報知回数、報知のタイミングを調整可能である。今回、すべての症例で正しくいきみを検知できたことを考えると、プログラムの判定条件の調整のみで製品化に対応可能であると考えている。今後、酪農家で実証試験を行い、改めてプログラムの調整する予定である。

5 まとめ

CNNを用いた牛分娩検知プログラムにより、高い精度での検知が可能となった。今回作成したプログラムは分娩房とつなぎ飼い環境の両方に適用可能であり、システムとしての汎用性を向上させることができた。また、改良したセンサシートはシステムの低コスト化に寄与する。

今回の成果を基に平成30年度に作成した牛分娩検知試作システム(図8)を改良し、酪農家にて実証試験を行う。令和3年度中に製品化する予定である。

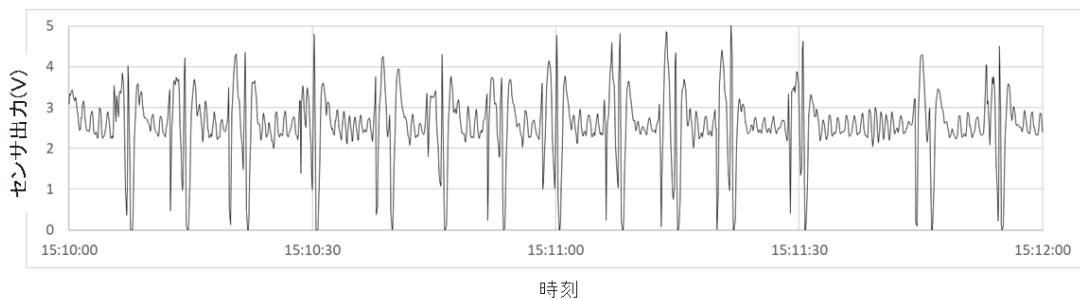


図7 プログラムが失検知を起こした波形

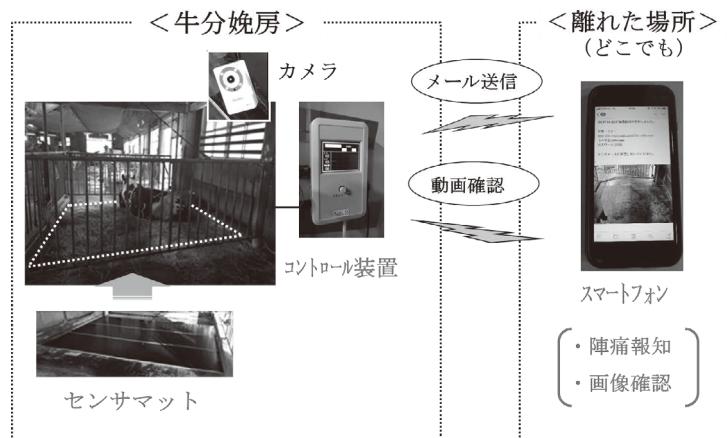


図8 試作した陣痛報知システム

参考文献

- 1) 岡田慶雄 他 : 無拘束見守りセンサシステムの開発 (第1報) , 静岡県工業技術研究所研究報告, 第9号, 64-66 (2017).
- 2) 白井圭 他 : 無拘束見守りセンサシステムの開発 (第2報) , 静岡県工業技術研究所研究報告, 第9号, 67-70 (2017).
- 3) 中山洋 他 : 無拘束見守りセンサシステムの開発 (第3報) , 静岡県工業技術研究所研究報告, 第9号, 71-74 (2017).
- 4) 中山洋 他 : 牛の分娩検知システムの開発 (第1報) , 静岡県工業技術研究所研究報告, 第11号, 95-98 (2018).
- 5) 中山洋 他 : 牛の分娩検知システムの開発 (第2報) , 静岡県工業技術研究所研究報告, 第12号, 91-93 (2019).