

1S-03

機械学習に基づく乳牛の動きと位置の情報を用いた分婉予測に関する研究

大野 佑介, 秦野 亮, 大和田 勇人, 西山 裕之

東京理科大学 理工学部 経営工学科

1 背景

酪農経営者は様々な問題を抱えている。その問題の1つとして分婉事故が挙げられる。分婉事故とは、母牛が子牛を産む際に事故が起こり、子牛が死んでしまうものである。分婉事故は酪農経営者にとって大きな損害となり、経営者たちはこれをできる限り避けたいと考えている。分婉事故の原因として一番多いものは難産である[1]。難産による分婉事故を防ぐためには、分娩中の乳牛に立ち会い介助を行うことが必要であるが、分娩のタイミングが分かりづらいという問題がある。分娩は昼夜問わず始まる可能性があるため、経営者たちは分娩を見逃したり、夜通しの監視を強いられている。この問題を解決するために本研究では、酪農経営者の生産性向上を目的とし、加速度センサーと機械学習を用いて、乳牛の分娩を自動的に検出する手法を提案する。

2 提案手法

本研究で提案する手法は次のステップで行われる。(i)乳牛の首輪にセンサーを取り付け、データを収集する。(ii)収集したデータを加工し、特徴量を生成する。(iii)生成した特徴量にラベリングを行う。(iv)特徴量のデータセットを機械学習(ILP)に学習させ分類を行う。また、精度検証とルール抽出を行う。

2.1 使用するセンサー

では乳牛の首輪に小型のセンサーデバイスを装着し、加速度データと位置情報(GPS)の収集を行う。使用するデバイスはライフラボラトリ社のLS1000である(図1)。大きさは約3cm×6cm×1cmである。このデバイスは加速度や気圧、気温、位置情報といった情報を1秒間に約3回の頻度で取得することができる。



図1 LS1000

2.2 特徴量の生成

データから12種類の特徴量を生成する。センサーからはX軸、Y軸、Z軸それぞれについての加速度が得られるが、本研究ではこれらのノルム和($\sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}$)を使用する。時系列の加速度データを10分間毎に区切り、区間中のノルム和の平均値、標準偏差を算出する。また同様にして1時間毎の区間でも平均値と標準偏差を算出する。位置情報については、10分間毎、1時間毎の総移動量を算出する。1つ前に取得した座標からのユークリッド距離を求め、これを区間中足し合わせ、総移動量とする。また、これらの特徴量が直前からどのように変化したか、値の変化量を計算し、これらも特徴量とする。したがって特徴量は合計12種類となる。

2.3 特徴量のラベリング

生成した特徴量にラベリングを行い、正事例と負事例に分ける。本研究では分娩2時間前から分娩開始の瞬間までの間のデータを正事例、残りを全て負事例とする。酪農経営者にヒアリングを行ったところ、分娩介助の準備を整えるのに約2時間必要であるとの意見を得た。農場経営者が十分に余裕を持つことができる分娩予測を目指しているため、本研究では2時間と設定した。

2.4 帰納論理プログラミング

ILP とは述語論理上で帰納推論を展開し分類問題を解決するアプローチであり、機械学習のアルゴリズムの 1 つである[2]。述語論理とは、個体と個体との関係を扱うことができる知識表現言語である。また帰納推論とは、特殊化された事例から一般化された仮説を求める推論のことである。ILP はデータ間の関係的、論理的なパターンを見出し、様々な分類問題を解決することができるアルゴリズムであり、本研究で扱うような複数の時系列データや質的データが混合した複雑な情報も背景知識として利用することができる。また、学習の結果得られるルール（モデル）は他の機械学習のモデルと異なり述語論理の式として記述されるため可読である。

2.4.1 データの述語論理への変換

ILP を用いた学習では学習データを背景知識として一階述語論理に変換しなければならない。よって前述の特徴量も述語に置き換える必要がある。本研究では 14 個の述語を定義した。その一部を下記に示す。

1. moveAve600(Time, Degree)
10 分間毎の加速度の平均値
2. moveAve3600(Time, Degree)
1 時間毎の加速度の平均値
3. beforeState(Time1, Time2)
10 分間毎の総移動距離の変化量
4. beforeState(Time1, Time2)
Time1 は Time2 に連続した次の状態である
5. sameTimeZoneState(Time1, Time2)
Time1 は Time2 に含まれる 10 分間である

Time は時間 ID を示している。Degree は値の大きさを表している。ILP では連続値を扱うことができないため、値の大きさでいくつかの程度に分け、述語として扱う。Degree の値は大きいものから順に VeryHigh, High, Mid, Low, VeryLow として設定した。データの分布と偏差値を調べ、これらの分布に振り分けた。

3 実験

3.1 実験方法

本研究では東北地方の農場でデータを収集し、実験を行った。2018 年 2 月 2 日から 2018 年 4 月 30 日の期間、31 頭の牛にセンサーを装着し、デ

ータを得た。使用するデータは分娩前 24 時間前から分娩の瞬間まで、24 時間のデータとした。分娩 2 時間前から分娩の瞬間までのデータを正事例、それ以外のデータを負事例としてラベリングを行った。得られた特徴量のデータセットは正事例（分娩直前 2 時間以内）435、負事例（その他）4836 であった。このデータセットを ILP によって学習させ、正負事例の分類並びに分類ルールの生成を行った。

3.2 結果

31 頭の乳牛から収集したデータから得られたデータセットを ILP に学習させることによって、乳牛が分娩状態に至るまでのルールを生成することができた。ルールは合計 160 個得ることができた。具体的なルール内容の一例を挙げると、「殆ど動きがみられない 1 時間の中で、動きが大きい 10 分間を観測したら分娩に至る可能性がある」のようなルールである（実際のルールは一階述語論理の形で生成されるが、分かりやすい日本語に直すと上記のように解釈できる）。これは酪農のエキスパートである人たちにとっても自明なものではなく、非常に有用なルールを得ることができたと言える。

4 まとめ・今後の展望

本研究では酪農経営者の生産効率向上を目的とし、加速度データと位置情報、機械学習を用いた乳牛の分娩予測の手法を提案した。東北地方の農場にて、計 31 頭の分娩を行う牛から時系列の加速度データと位置情報データを得た。得られたデータから特徴量のデータセットを生成し、ILP を用いて分娩状態の分類を試みたところ、乳牛が分娩状態へ至るまでのルールを合計 160 個得することができた。今後は新たな特徴量を追加したり、述語の設定方法を変化させることでより有用なルールの生成が可能であると考えられる。

参考文献

- [1] 北海道 NOSAI. 北海道における分娩事故率。乳牛の共済事故とその対策, 2008.
- [2] Stephen Muggleton and Luc De Raedt. "Inductive logic programming: Theory and methods." The Journal of Logic Programming, 19, pages 629–679, 1994.