

帰納論理プログラミングによる乳用子牛の品質予測

矢作 銀平[†] 秦野 亮[†] 西山 裕之[†]

[†] 東京理科大学理工学研究科

1 導入

近年、乳牛の酪農家の戸数が減少傾向にある。農林水産省の調査によると、平成18年から10年間で酪農家の戸数は約35%減少しており、飼育頭数も約17%減少している[5]。これに伴い、酪農の現場では経営安定・供養期間延長のために、生産性が高く、健康な牛の導入が望まれている。また、日本全体の乳用牛の酪農家戸数及び飼育頭数が減少傾向にある一方で、1戸あたりの飼育頭数は増加傾向にあり[5]、酪農家が抱える仕事量は増加している。

そこで近年、酪農経営における労働負担を軽減するために酪農の機械化が進んでいる。これに伴い、導入されたロボットから各牛の日々の状態を把握できるようになった。本研究では、哺乳ロボットに焦点を当て、そこから収集される乳用子牛の日々の情報を帰納論理プログラミング(Inductive Logic Programming)を用いて分析することで、質の高い子牛育成のためのフィードバックを酪農家の方に与える手法を提案する。

ILPは教師あり学習の一種であり、データ間の関係性を学習できるという点から時間間隔の異なる複数の時系列データや質的データ、量的データを同時に扱うことができる。また、学習によって得たモデルは論理データ(ルール)として表現することができる。そのため、得られたモデルは他の機械学習と異なり、直接意味が理解できる形式となっており、結果を酪農業界にフィードバックしやすいといった利点をもつ。

ILPを時系列データに適用した例としては2013年に溝口らが行った、自動車の運転データから運転者の集中度に関するルール抽出に関する研究が挙げられる[3]。

また、酪農に対する、ILPの適用は少ないながらも行われており、松本ら[2]は乳用牛の乳成分データや採食量、活動量から、乳用牛の人工授精成功に関するルール抽出を行っており、その有効性が示されている。

2 データセット

本研究では、東北の牧場の牛舎で2018年3月14日から2018年7月3日の間で飼育されていたホルスタインの乳用子牛48頭(雄16頭、雌32頭)のデータを対象とした。

2.1 測定値について

牛舎には、Föster社の哺乳ロボットCalf Railが導入されている。Calf Railは24時間稼働可能な自動給餌機であり、1日に最大8回、新たに調製されたミルクを子牛に供給する。その際に、哺乳速度や哺乳量などのデータが機器によって収集され、酪農管理システムのデータベースに蓄積される。これらのデータは、Föster社のcalf cloud[1]を通じてアクセスすることができる。哺乳ロボットから取得できるデータのうち、本研究で使用するデータの項目を表1に示す。

表1: 哺乳ロボットから取得されるデータ

項目
子牛番号
日付
生後日数
データ記録日
哺乳プラン
哺乳量 [ml]
哺乳権限に対する哺乳量 [%]
1日の平均哺乳速度 [ml/min]

また、こちらの牧場では、哺乳ロボットから取得されるデータとは別に病歴データを記録している。病歴データには、どの牛が、いつ、何の病気にかかったのかが記録されている。本研究では、病歴データのうち、子牛の主な病気である下痢のデータを使用し、下痢の発生の有無を測定値として分析に使用する。

Quality Prediction of Dairy Calves using Inductive Logic Programming

Ginpei Yahagi[†], Ryo Hatano,[†] and Hiroyuki Nishiyama[†]

[†]Graduate School of Sci. and Tech.

Tokyo University of Science

2.2 良い例と悪い例について

本研究では、哺乳期間終了時(生後 60 日時点)の体重データが平均以上の子牛を良い例、平均未満の子牛を悪い例と仮定し、分析を行う。牧場では、生時と月に一度の測定日の体重データが記録されている。体重データには、体重の実測データと DG(1 日あたりの増体重)があり、これらの体重データを用いて、子牛のデータを質の良い例と悪い例に分割する。

生後 60 日時点における、体重平均と DG 平均を算出した結果を表 2 にまとめる。また、体重平均と DG 平均をそれぞれ基準とした場合の分割結果を表 3 にまとめる。本研究では、体重平均、DG 平均の良い例、悪い例をそれぞれ正事例とした時のルールを ILP で作成することで、分析を行う。

表 2: 48 頭の子牛の情報(体重)

	頭数	体重平均	DG 平均
雌	32	98.14	0.92
雄	16	105.80	1.01
合計	48	100.70	0.95

表 3: 分割結果

	良い例	悪い例
体重平均	23	25
DG 平均	25	23

3 提案手法

図 1 に、本研究の提案手法の概要を示す。はじめに、哺乳ロボットから抽出したデータセットを機械学習手法に適用させるために特徴量の生成を行う。次に、ILP 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ため、前処理としてデータを述語論理式に変換する。その後、ILP を用いて、ルール集合の抽出を行う。本研究では、ILP システムを並列計算用に拡張した Parallel GKS[4] を用いる。

その結果、例えば「生後 10~20 日に下痢をしても、生後 40~50 日に哺乳を万全とすれば、良い体重となる。」などの自明でないが有用な結果を得られた。

4 まとめ

本研究は、酪農家の戸数の減少に伴い、より生産性の高い牛の導入が望まれるという背景のもと、哺乳ロボットから収集される乳用子牛の日々の情報から、質の高い子牛を育成するためのフィードバック

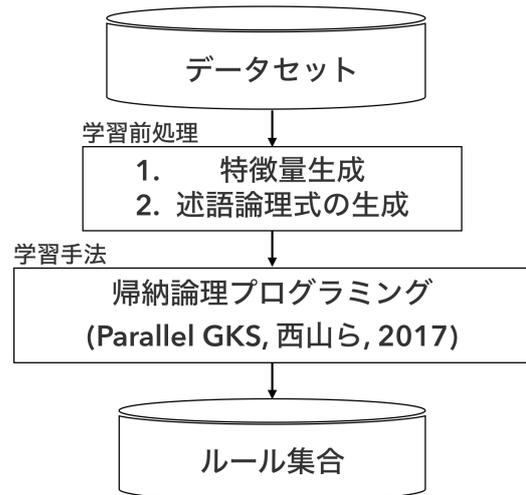


図 1: 本研究の提案手法概要

クを酪農家の方に与えることを目的とした。そのために、Föster 社の哺乳ロボット Calf Rail から収集されるデータと病歴データを学習前処理したものに、ILP を適用することでルール集合の抽出を行う手法を提案した。

参考文献

- [1] Förster-Technik. <https://www.calf-cloud.com/>, January 2019.
- [2] Atsushi Matsumoto, Chikara Kubota, and Hayato Ohwada. Extracting rules for successful conditions for artificial insemination in dairy cattle using inductive logic programming. In *Proceedings of the 9th International Conference on Machine Learning and Computing*, pages 6–10. ACM, 2017.
- [3] Fumio Mizoguchi, Hayato Ohwada, Hiroyuki Nishiyama, and Hirotoishi Iwasaki. Identifying driver’s cognitive load using inductive logic programming. In *International Conference on Inductive Logic Programming*, pages 166–177. Springer, 2012.
- [4] Hiroyuki Nishiyama and Hayato Ohwada. Parallel inductive logic programming system for superlinear speedup. In *International Conference on Inductive Logic Programming*, pages 112–123. Springer, 2017.
- [5] 農林水産省. 畜産統計調査結果概要. <http://www.maff.go.jp/j/tokei/kouhyou/tikusan/>, January 2019.