

## 鶏の行動学的分析を支援するための行動推定と行動パターンの可視化

宅野 亮† 佐藤逸史†† 新村毅††† 藤波香織††††

† 東京農工大学 大学院 生物システム応用科学府 生物機能システム科学専攻

†† 東京農工大学 大学院 農学府 生物生産科学専攻 ††† 東京農工大学 大学院 農学研究 生物生産科学部門

†††† 東京農工大学 大学院 工学研究院 先端情報科学部門

## 1 はじめに

近年、畜産などの分野においてアニマルウェルフェアの向上が重要視されている。アニマルウェルフェアとは、一般に動物の福祉のことを指し、動物を飼育する環境や身体・心理状態を改善して病気にかからず自然な行動が出来るように管理することが求められる。これらを実現するために最も重視されるのは、施設の構造や設備の状況よりも、日々の家畜の観察や記録、家畜の丁寧な取り扱いである。行動の観察を行う際には通常の行動パターンを発現しているか否かの観察が重要となり、そのために行動パターンを把握しておくことが必要である。これらの観察を全て人の目で行うことは不可能であるので、自動で観察を行うシステムが必要となっている。鶏の行動を自動推定する研究は存在するが、限定された行動の分類しか行われておらず、鶏の行動を分析するためには様々な行動の分類が必要となる。本研究では家畜の行動の観察及び分析を支援するための行動推定と行動パターンの可視化による動物行動学者の支援を行うことを目的としている。

## 2 行動推定と行動パターンの可視化

## 2.1 データ収集

データは東京農工大学農学府畜産学研究室のポリスブラウン種から収集した。鶏は平飼いとケージ飼いの2種類の方法で飼育されており、平飼いは巣箱、止まり木、餌場/水場があり、鶏が自由に行動を起こせるスペースのある環境で、ケージ飼いは餌場/水場のみで、2羽が入れる程度の狭いスペースとなっている。行動推定の精度検証では全8羽から平飼い環境下の行動データを収集し、行動パターンの可視化のためのデータは8羽中5羽の鶏から平飼いとケージ飼いの両方の環境で収集した。データ収集では加速度と角速度、行動ラベルを付ける際に使用する動画を記録した。

## 2.2 行動推定

行動推定精度の検証としてRandomForest (RF) を用いて加速度/角速度データの周波数、ウィンドウサイズ (WS) による精度への影響とクラス間のデータ数が不均衡なデータの適切な分類方法、分類において重要な特徴量、確信度利用の適切な閾値について調査を行った。ここで確信度とは、RF を構成する複数の決定木が出力するクラス毎の事後確率の平均を指している。通常は最大値をとるクラスを分類結果としているが、低い値の場合には一部の決定木では別のクラスであると

推定されている場合がある。その場合、誤った結果に分類する確率が高くなると考え、一定以上の確信度の場合のみデータを使用するという手法を考え、[1] で推定精度とデータの使用率 (確信度が一定以下の場合にサンプルを除外したときに残ったサンプルの割合) について調査を行った。本稿では、確信度の値を用いて推定結果利用の可否を判断する基準として、最大値が閾値  $th$  以上の時に利用する絶対的基準、上位2値の差が  $th$  以上の時に利用する相対的基準、確信度の情報量が小さく  $R = 1 - \frac{\text{情報量}}{\text{二様分布時の情報量}}$  が  $th$  以上の時に利用するエントロピー基準の3通りの方法を使用する。分類する行動は移動、摂食、飲水、羽繕い、頭かき、探索、身震い、静止、休息、尾振り、砂浴び、その他の12クラスで、特徴量は加速度、角速度の各3軸と加速度の合成値について平均、標準偏差、四分位範囲、平均絶対偏差、中央絶対偏差、尖度、歪度、平均交差、主周波数、エントロピー、エネルギー、最小値、最大値、相関係数を計算したものを合計97個用いる。

## 2.3 行動パターンの可視化

動物行動学的分析を支援するために、行動の遷移情報、位置と行動の関係性を表す情報が必要であると考え、それぞれ、重み付き有向グラフ (行動遷移図) と飼育環境画像にマッピングすることで表現する。

遷移図を作成するため、はじめに行動推定を時系列に沿って行った結果から任意の行動間の遷移数を記録し、 $12 \times 12$  の遷移行列を作成する。そして、各行動の発現確率と行動 A から行動 B への遷移確率を求め、遷移確率が発現確率より有意に大きい遷移のみを残して遷移図を生成する。遷移図は行動パターンを表すと考えられ、類似した遷移図をグループ化して分析することで共通する飼育環境や健康状態などの要因を理解することができると思われる。これを実現するために、遷移図のクラスタリングを行う。特徴量はネットワークの特徴量 [2] を参考にノード数、エッジ数、平均次数、隣接ノードの平均次数、クリーク数、各行動への最短経路長、媒介中心性、クラスタ係数、密度、エッジの重み (遷移確率) の平均とする。

位置/行動関係図は、まず行動推定の結果と合わせて行動の発現時刻を記録し、鶏の背中に装着したカラーマーカーを解析してその時刻の鶏の位置を取得する。次に取得した位置情報と推定した行動のラベルを用いて行動ごとに色分けしたプロットを飼育環境を撮影した背景画像に重ね合わせることで位置と行動の関係を分析しやすい散布図を作成する。

## 3 行動推定機能の評価

1000Hz で収集した加速度/角速度データを 500, 250, 100, 50Hz にアンダーサンプリングして行動推定を行った。また、それぞれの周波数で不均衡データを正しく分類するために表1の手法を適用して検証を行った。ア

Activity recognition for ethological analysis of chickens using body-mounted sensors

† Ryo TAKUNO †† Itsufumi SATO ††† Tsuyoshi SHINMURA †††† Kaori FUJINAMI

†Department of Bio-Functions and Systems Science, ††, †††Department of Science of Biological Production, ††††, Division of Advanced Information Technology and Computer Science, Tokyo University of Agriculture and Technology

ンダーサンプリングを行った際に周波数によって行動データが少なくなる場合があったため、検証時には最もデータ数の少ない周波数に合わせてランダムサンプリングを行いデータ数を統一した。検証は10分割交差検証を行い、以降の精度検証も全て同様である。また、訓練データ全体のオーバーサンプリングにはSMOTEを用いた。

表 1: 不均衡データへの適用手法

適用対象	訓練データ数は不均衡		訓練データ数を均衡化	
	偏りを重みとして学習	少数派に合わせる	多数派に合わせる	
訓練データ全体	All_W	All_DS	All_OS	
決定木ごと	Each_W	Each_DS	Each_OS	

結果を表 2 に示す。SMOTE 使用時に他の手法に比べて精度が高く、最も精度が高かった 1000Hz と次点の 100Hz の差は 0.003 であった。1000Hz と 100Hz の精度の差は大きくなく、センサのバッテリー持続時間を考慮すると 100Hz でのデータ収集が鶏の行動監視には適していると考えられる。

表 2: 周波数を変更した際の各手法での F 値

	Default	All_W	Each_W	All_OS	All_DS	Each_DS	Each_OS
1000Hz	0.862	0.862	0.882	0.895	0.674	0.688	0.700
500Hz	0.849	0.867	0.864	0.890	0.687	0.686	0.690
250Hz	0.844	0.866	0.864	0.885	0.668	0.692	0.692
100Hz	0.842	0.862	0.858	0.892	0.683	0.691	0.696
50Hz	0.825	0.840	0.853	0.877	0.672	0.683	0.687

WS の検証は 100Hz のデータで 1.28, 0.64 秒に変更して行った。本研究でラベルの付いた短い行動が約 1 秒だったため、この 2 通りの WS について精度の検証を行った。結果として SMOTE 適用時に両サイズで精度が高くなり、1.28 秒及び 0.64 秒それぞれ F 値が 0.892, 0.882 で WS は 1.28 秒の方が適していると考えられる。

特徴量の重要度について調べるため、種類別に分けて行う検証と特徴量ごとに重要度の値を取得する検証を行った。まず加速度/角速度由来の特徴量、時間領域/周波数領域の特徴量を用いた場合について分けて精度を検証した。結果として加速度/角速度由来で F 値が 0.863, 0.766, 時間領域/周波数領域で 0.888, 0.842 となった。加速度由来と角速度由来で比較すると加速度由来の特徴量の方が精度が高くなっていることから分類に大きく関わっていると考えられる。また、時間領域の特徴量は全特徴量を用いた時の精度に近く、周波数領域の特徴量に比べて重要であると考えられる。特徴量ごとに出した重要度上位 10 種の特徴量には平均/最小値/平均交差数/エネルギー/エントロピーがあり、鶏の前後方向、上下方向の特徴量が高い重要度となっていた。

周波数 100Hz, WS1.28 秒で SMOTE を用いて確信度を利用した推定の検証を行った。図 1 は確信度を用いてデータを選択したときの各手法における適合率とデータ使用率を示している。結果として、相対的基準で上位 2 値の差が 0.35 未満のときにデータを除外すると適合率が最も高くなり、データ使用率は他基準の適合率が高いときに比べて高くなっている。

#### 4 行動パターンの可視化結果

図 2 に作成した行動分析を支援するための図の例を示す。左の図は行動遷移図で行動 A から行動 B への遷移を矢印（遷移の方向）と数値（遷移確率）を用いて表している。右の図は位置/行動関係図で鶏が行動を起こした地点に行動に対応する色でプロットしている。

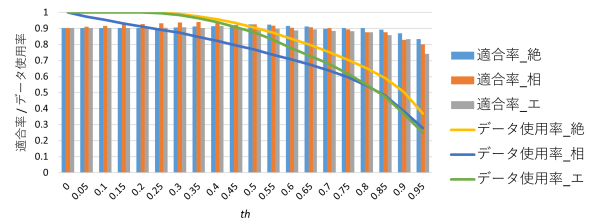


図 1: 確信度を用いたデータ選択後の適合率

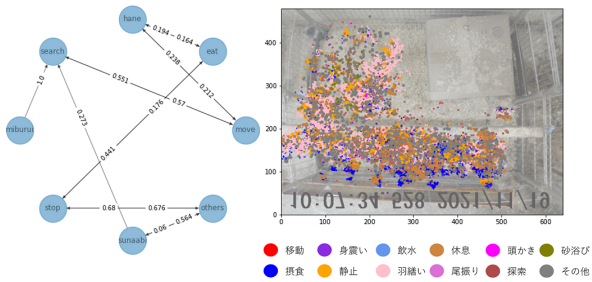


図 2: (左) 遷移図 (右) 位置/行動関係図

それぞれの図は個体別、日別、飼育方法別など分析の用途によって使用するデータを変更して作成する。この図を見ることで鶏の行動間の関係性や行動範囲を個体/行動ごとなど様々な視点で分析できると考えられる。遷移図のクラスタリングは、単純な手法として K-means 法でクラスタ数を 2 としたとき平飼いとケージ飼いの遷移図がそれぞれのグループとして分けられるか検証し、別の手法としてクラスタ数を指定せずグループ分けを行う凝集型階層クラスタリング (AHC) を用いて検証を行った。ネットワーク特徴量を用いた場合には、両手法においてケージ飼いの遷移図はすべて同じクラスタに分けられ、K-means 法では 3 つ、AHC では 2 つの平飼いの遷移図がケージ飼いのものと同じクラスタに分けられた。一方で遷移行列を特徴量とした場合は平飼いとケージ飼いで完全に別のクラスタとして分けられた。以上の結果から、遷移情報を用いることで環境による行動パターンの違いを定量化出来る可能性があると考えている。

#### 5 おわりに

本研究では鶏の行動学的分析を支援するための行動推定と行動パターンの可視化を行った。行動推定の結果から作成した行動遷移図を用いることで鶏の行動パターンを分析する際の支援になると考えられる。今後はこれらの図を利用した分析を行い、従来の知見との比較から情報の有効性を評価していく。

#### 謝辞

栢森情報科学振興財団の助成を受けて遂行された。

#### 参考文献

- [1] 宅野, 佐藤, 新村, 藤波. 鶏の快適性向上に向けた動物行動学的分析を支援するための装着型センサによる行動推定. 情処学会 UBI 研究会第 67 回発表会, 2020 年 9 月.
- [2] N.Dahm, et al. Efficient subgraph matching using topological node feature constraints. *Pattern Recognition*, Vol. 48, No. 2, pp. 317-330, 2015.