

## 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

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 農学研究院 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、動物を扱う畜産などの分野においてアニマルウェルフェアを向上させることが重要視されている[1]。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[2][3]、限定された行動のみの分類しか行われておらず、行動パターンを取得するシステムを作成するためにはあらゆる行動を含んだデータで分類を行う必要がある。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を行うことを目的とする。

### 2 鶏の行動推定システム

#### 2.1 データ収集

行動推定に用いるデータは東京農工大学農学府畜産学研究室の鶏舎で飼育されているポリスブラウン8羽から収集し、4羽ずつの2つのグループに分けてデータ収集を行った。データ収集には3軸加速度センサ(TSND151)とWebカメラ(Logicool HDプロウェブカムC920)を用いて、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。図1はデータ収集を行った環境である。

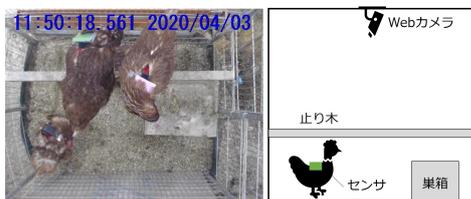


図1: データ収集環境

行動パターンの分析を行うための行動推定として、鶏が日常的に行う摂食や羽繕いなどの行動と福祉状態を判定するために重要である砂浴びや尾振りなどの行動

を含んでおり、それ以外の行動は「その他」として分類を行った。分類する行動が動画内で見られたときに手で行動のラベル付けを行い、個体ごとの行動データを用意した。

#### 2.2 行動推定手法

本研究では基本的にRandomForest (sklearn version 0.22.1)を用いて分類器の構築を行う。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、分散、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、最大値と加速度3軸について相関係数、p値を計算したものを合計104個使用した。RandomForestのパラメータは、n\_estimatorsは100とし、それ以外はデフォルト値で実行している。

行動推定精度を向上させるために2つの方法を試し、精度の違いを調査する。1つ目の方法は、RandomForestでの分類時に算出される各サンプルの分類結果の確からしさをを用いて分類精度を向上させる方法である。RandomForestで行動推定を行う際、各ラベルである確率が算出され、値が最も高いものを最終的に分類結果として出力している。あるサンプルの分類結果で全ての行動について満遍なく値が低い場合には、最大値を与えるラベル(行動)であっても、誤って他の行動に分類されている可能性が高いと考えられる。よって、この確率が一定以上のサンプルのみを使用することで精度の向上を図る。2つ目の方法は、誤分類されやすい類似した行動に着目し、分類器を階層化して分類精度を向上させる方法である。類似している行動を1階層目では同じラベルとして分類し、2階層目で改めて別のラベルとして分類することで分類精度の向上を図る。

### 3 評価実験と考察

上述の2種類の推定精度向上手法を用いずに行動推定を行った際の適合率を表1に示す。適合率を評価指標に用いる理由は、推定結果を分析に用いることを想定しているため、推定されたラベルが正解である確率が高い必要があるためである。「乗る」「降りる」はケージ内にある巣箱と止まり木に飛び乗る行動と飛び降りる行動を指している。また、これらの分類精度は8羽の個体から収集したデータを「1羽抜き交叉検証」したときのものである。

表1: 各行動の適合率

移動	摂食	飲水	羽繕い	身震い	頭かき	尾振り
0.64	0.92	0.67	0.63	0.88	0.78	1.00
乗る	降りる	静止	砂浴び	探査	その他	平均
0.99	0.95	0.98	0.86	0.58	0.78	0.84

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

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

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

3.1 確からしさをを用いた行動推定

本実験では確からしさが0.5, 0.6以上の場合に正解であると判定し、それ以下のサンプルは除いた場合の適合率とデータの利用率を調査した。データの利用率は、確からしさが0.5または0.6以上のサンプル数を全サンプル数で割った値を示している。以下の表2, 表3はそれぞれ適合率とデータの利用率を示している。適合率の値は0.5以上のサンプルを選択した場合に比べて0.6以上のサンプルを選択した場合の方が高くなっており、データの利用率は大きく低下している。

表1に示した通常のカテゴリ精度に比べると0.5以上の場合でも適合率の値は高くなっており、確からしさが高いサンプルのみを使用することで本来ならば誤分類していたサンプルを除外することができているということが分かる。データの利用率に関しては0.5以上の場合で4分の1のデータを除外しており、0.6以上にすると4割のサンプルが失われてしまうので、不足したデータを補い、分析に用いるために十分なデータを用意することが必要となってくる。

表 2: 確からしさをを用いた推定の適合率

	個体 A	個体 B	個体 C	個体 D	個体 E	個体 F	個体 G	個体 H	平均
0.5	0.86	0.94	0.91	0.93	0.98	0.94	0.76	0.98	0.91
0.6	0.92	0.95	0.96	0.97	0.99	0.97	0.82	0.98	0.95

表 3: 確からしさをを用いた推定のデータ利用率

	個体 A	個体 B	個体 C	個体 D	個体 E	個体 F	個体 G	個体 H	平均
0.5	0.59	0.73	0.75	0.76	0.83	0.72	0.66	0.89	0.74
0.6	0.41	0.66	0.60	0.58	0.69	0.52	0.46	0.76	0.59

3.2 階層化した分類器での行動推定

最初の階層で似ている行動をまとめて分類し、次の階層でまとめた行動を各行動に分類する。これまでの研究から摂食と羽繕いが特に誤分類されやすいことが分かっているため、1階層目ではこれらの行動を同じラベルとして分類した。表4は1階層目での分類結果である。1階層目でまとめて分類した際の精度は表1で示した通常のカテゴリの精度とほぼ同じ値となった。

表 4: 1階層目での分類結果（横方向：正解ラベル，縦方向：推定ラベル）\*摂食，羽繕いをまとめたラベル

	移動	飲水	摂食*	身震い	頭かき	尾振り	乗る	降りる	静止	砂浴び	探査	その他	再現率
移動	280	0	14	0	0	0	0	0	1	0	2	42	0.83
飲水	0	126	62	0	0	0	0	0	2	0	0	1	0.66
摂食*	26	24	3943	0	35	0	0	0	40	10	0	69	0.95
身震い	0	0	1	96	0	0	1	0	0	0	0	7	0.91
頭かき	0	0	117	0	152	0	0	0	0	2	0	6	0.55
尾振り	8	0	5	0	2	3	0	0	0	1	0	4	0.13
乗る	6	0	0	0	0	0	90	2	0	0	0	10	0.83
降りる	1	0	0	1	0	0	2	80	0	1	1	15	0.79
静止	2	5	31	0	0	0	0	0	2377	0	0	1	0.98
砂浴び	1	0	9	0	0	0	0	0	0	249	1	14	0.91
探査	8	0	1	0	0	0	0	0	2	22	5	9	0.11
その他	99	12	137	9	3	0	0	0	7	10	3	773	0.73
適合率	0.65	0.75	0.91	0.91	0.79	1.00	0.97	0.98	0.98	0.84	0.42	0.81	

次に、2階層目での分類を行う。2階層目ではRandomForest以外にSVMとk-NNを用いて摂食に分類してある行動を詳細に分類していく。このとき、1階層目で摂食と羽繕いをまとめて分類を行ったが、これらの行動以外に頭かきが摂食に多く誤分類されていたため、2階層目で改めて分類することとした。RandomForestのパラメータは1階層目と同じで、k-NNはn\_neighbors=3として他のパラメータはデフォルトで実行した。各手

法で2階層目に摂食，羽繕い，頭かきを分類した際の適合率を表5に示す。

表 5: 2階層目の分類器での分類精度

	RF	k-NN	SVM
摂食	0.92	0.88	0.94
羽繕い	0.60	0.74	0.70
頭かき	0.57	0.39	0.5

結果として、行動ごとに最も精度が高くなる分類手法が異なっていたが、どの手法でも摂食が最も分類精度が高く、頭かきの分類精度が低かった。頭かきの分類精度が低かった原因として、1階層目で別のラベルとして分類したものを改めて分類しなおしているため、特に似ている行動が集まっており、他の二つの行動の精度が高くならなかったのではないかと考える。摂食と羽繕いに関しては表1に示す通常のカテゴリで適合率が0.92と0.63となっており、それぞれの行動について最も高い精度で分類できた手法を見ると0.94と0.74となっていることから階層化することで精度の向上が見られていることが分かる。階層化した際の平均精度はRandomForest, k-NNで0.81, SVMで0.83となっている。

また、1つ目の手法と2つ目の手法を合わせて使用することでより精度の向上を図れると考えられる。1つ目の手法では0.6以上の確からしさをを用いた時に精度が大きく向上したが、データの利用率が大幅に減少してしまうことが問題であるので、2つ目の手法の2階層目の分類のみに確からしさをを用いることで、データの利用率が減る部分を抑えつつ、精度を向上させる方法を検討している。

4 おわりに

本論文では、鶏の行動パターンを分析するための行動推定精度を向上させるための2つの手法を提案し、精度の検証を行った。1つ目の確からしさをを用いた推定手法では、0.5及び0.6以上の確からしさを推定されたサンプルのみを使用して適合率が0.91, 0.95となった。各条件でのデータの利用率は0.74, 0.59となっており、精度を高めるために閾値を高く設定するとデータの利用率が大幅に低下することが分かった。2つ目の階層型の分類では、2階層目に似た行動を詳細に分類するような構成とすることで、非階層型と比べて高い精度で摂食や羽繕いを分類した。今後は、2つの手法を合わせて用いた場合に精度の向上とデータ利用率の変化について調査を行い、行動パターンの分析に適した分類精度とデータ利用率の最適化を行う予定である。

謝辞

この研究は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] D. M. Broom. Animal welfare: concepts and measurement2. *Journal of Animal Science*, 69(10), pp. 4167-4175, 1991.

[2] MQ Quwaider, et al. Development of a wireless body-mounted sensor to monitor location and activity of laying hens in a non-cage housing system. *Trans. ASABE*, 53(5), pp. 1705-1713, 2010.

[3] D. Banerjee, et al. Remote activity classification of hens using wireless body mounted sensors. In *Proc BodyNet'12*, pp. 107-112, 2012.