

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¹ 佐藤逸史² 新村毅^{2,3} 藤波香織^{1,4}

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]. 動物に苦痛を与えず行動の自由を考慮して快適性に配慮して飼育管理を行うことで家畜の健康状態を維持すること、家畜の持つ能力を適切に発揮させることにつながる。家畜の健康は生産物の生産性や安全性を向上させることに繋がり、利益を向上させるためにも重要な要因である。そこで、快適性を向上させ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。

快適性の向上のために鶏の健康状態を把握する方法として血中成分を調べる方法 [2, 3] と行動から健康を推察する方法 [4, 5] があげられる。血中成分を調べる方法では健康状態を正確に把握することができるため、鶏の快適性を調べるうえで有効なデータが得られると考えられるが、血液成分の解析はコストが高く導入することが困難である。一方で行動から健康を推察する方法では、病気時の行動を把握することで鶏が病気にかかっている可能性を把握することができ、比較的容易に健康の管理を行うことができる。ただし、行動から健康状態を把握するためには細かな観察を行うことが必要となり、飼育環境が変化した直後にはより多くの観察に努める必要がある。観察する項目は様々で、健康悪化の兆候、けがの有無、適切な給餌や給水、適度な換気などがある。しかし、飼育する鶏の規模が増大すれば、家それらの細かな観察を行うことは困難となる。そのため、観察をサポートするシステムは快適性を向上させることに役立ち、鶏を含め家畜の観察を行うシステムの研

究も盛んに行われるようになってきている [6–8].

本研究では鶏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システムの開発を目的とする。2章では家畜の行動認識を行った関連研究について述べる。3章では行動推定を行うためのデータ収集とデータの処理について述べ、4章では行動推定の精度を検証した実験について述べる。5章では本研究における課題、6章で結論を述べる。

2. 関連研究

2.1 家畜の行動認識

家畜の行動認識を行った研究として羊を対象に行動認識を行った研究がある [9, 10]. Walton らの研究 [9] では首と耳に3軸加速度センサを装着し、得られた加速度、角速度データをもとに羊の行動を分類している。この研究で使用した耳に装着する加速度センサは、一般に羊を飼育するうえで使用される個体識別用の耳につけるタグへ統合することが容易であり、実用化しやすいと述べられている。家畜の行動認識を行った別の例として、ヤギの活動を記録し、行動を分類した研究がある [11, 12]. Moreau らの研究 [12] では3軸加速度センサを用いてヤギの行動を分類し、GPSと合わせることで放牧しているヤギの日中の活動を空間分布で記録して行動認識と合わせた観察の幅を広げた。

これらの研究では、センサを用いた行動の推定を行っており、動物ごとに適切なセンサの装着方法やデータの処理方法を考えてシステムが作られている。羊は首と耳にセンサを付けて実験が行われているが、ヤギは後頭部、首、背中にセンサを付けて実験されている。これらは、精度の高いセンサの設置箇所の模索に合わせて実際の飼育環境における現実的なセンサの設置位置を選択することも考慮して考えられている。また、ヤギの研究ではGPSとの関連付けによる行動の把握について述べられていたが、加速度センサによる行動認識だけでなく、その他の様々な情報を行動と合わせて、より深く動物の行動を観察するシステムが

¹ 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

² 東京農工大学 大学院 農学府 生物生産科学専攻

³ 東京農工大学 大学院 農学研究院 生物生産科学部門

⁴ 東京農工大学 大学院 工学研究院 先端情報科学部門

重要になる。よって、動物の観察を行うシステムには、必要な情報を動物の種類や飼育環境に合わせた方法を用いて、出来る限り高精度に取得することが必要とされる。

2.2 鶏の行動認識

鶏の行動認識に関する研究の1つとして、ケージ以外のハウジングシステム内で鶏の位置と活動を監視することを目的として、リモートで監視のできるワイヤレスの装着型センサを用いた監視システムの開発を行った研究がある [13]。装着型センサには加速度センサと受信信号強度 (RSSI: Received Signal Strength Indicator) を測るためのタグが装備されており、重量は 10 g の軽量のデバイスになっている。この研究では RSSI を用いて巣箱、止まり木、水、餌箱などの資源への鶏の接近を感知、記録するシステムを開発し、加速度センサの値から動きの小さい行動と大きい行動を確認し、行動の自動行動識別への応用可能性を述べている。鶏の行動推定を行ったその他の研究として行動辞書を作成したものがある [14]。この研究では複数回の行動が記録されているラベル内で1回の行動を取得し、行動の辞書を作成している。作成した辞書を用いて行動の学習に用いて行動推定を行っている。また、1日を通して行動の記録を行うことで行動の種類によって発現しやすい時刻があることを確認している。

鶏の行動認識ではほとんどの場合、センサは背中に装着される。また、2.1 節で述べた羊やヤギに比べて小さいため、鶏のサイズに合わせたものを使用する。さらに、鶏への干渉を出来る限り少なくした設計を行う必要がある [15-17]。既存の研究は鶏の行動を識別するものや鶏の活動分布を調べたものがほとんどであり、行動が行われる条件や行動の関連性などは飼育者の目で観察されている。しかし、人間の目による観察は飼育者への負担が多く、規模が拡大すると細かく観察を行うことが困難になる。また、観察を行う飼育者の技能の差によって飼育の精度が変わってしまうため、一定の観察を行うためには自動的に観察を行うシステムが必要となる。したがって、本研究では、鶏の行動分析を目的とした装着型センサによる行動推定を行う。

3. 行動推定システム

行動推定システムの構成図を図1に示す。本システムは、対象とする行動種別の特徴パターンとその種別名 (クラス) の関係を教師付機械学習により学習することで行動推定機能を実現する。このため、図1に示されるように分類器構築フェーズと利用フェーズに分けられ、それぞれ分類器の精度評価と実際の行動分析に用いられる。分類器構築フェーズは利用フェーズに先立ち行われ、その大まかな流れとしては、ニワトリの身体に装着した慣性センサ (加速度および角速度センサ) から得られた生データにセンサと同期して記録したビデオ映像を見ながら行動名 (ラベル)

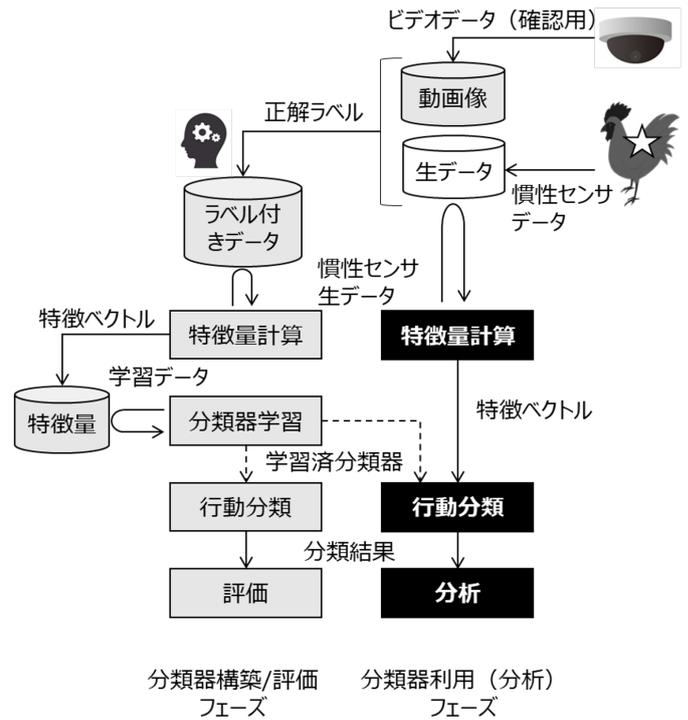


図1 収集したデータの処理から推定までの流れ

を付与し、これを用いて分類器の学習と精度評価を行う。分類器の学習は慣性センサ生データからスライディングウィンドウ方式で計算される多次元の特徴量を利用する。一方、利用フェーズでは構築フェーズで作成した分類器を使用する。任意の実験条件下で得られた新規のデータに対して特徴量を計算したうえで行動分類を実施し、その結果に対して分析を行う。以下に各処理の詳細を述べる。

3.1 データ収集

行動推定に用いるデータを用意するために行ったデータ収集について述べる。データ収集の対象とした鶏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ボリスブラウン8羽で、データ収集開始日時点 (2020年4月) で全て70週齢であり、7月までの期間に各羽合計12時間 (4時間×3日) のデータを収集した。データ収集は図2の左側に示す幅100cm、奥行き76cmのケージで行った。8羽の鶏は4羽ずつの2つのグループに分けられ、1グループごとにデータ収集を行った。2グループに分けた理由としてケージのサイズから4羽程度の密度であれば、群れの中で発生する様々な行動が記録できると予想されることがあげられる。データ収集には3軸加速度センサ (ATR-Promotions 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。センサは小型犬用のベストを着せた鶏の背中に設置し、カメラはペンの上部にケージ全体が映るように設置した (図2右側)。取得したデータのサンプリング周波数は1000Hzで加速度レンジが±2G、角速



図 2 (左) 飼育環境 (右) センサを装着した鶏

度レンジが± 500dps となっており、これらの値はデータ収集のために行った予備実験から鶏の行動を表すのに十分な範囲のデータであると考えて設定している。また、動画はフレームレートが 30fps で解像度が 640 × 480 で撮影を行っており、ラベル付けを行うには鶏の行動を視認できる必要があるため、前述の設定で撮影したところ行動を視認する上で十分な動画が撮影できたためこの値を採用した。センサ値と動画は同期を図るためデータ収集ではセンサデータ記録・再生ソフトウェア ATR-Promotions Altima を使用して記録を行った。

収集したデータはセンサデータ同期再生・ラベリングソフトウェア ATR-Promotions SyncPlay を用いてラベル付けを行った。SyncPlay では時刻にラベルを付けた CSV ファイルを取得することができる。ラベル付けでは、鶏の快適性を分析する上で重要であると考えられる行動と頻繁にみられる行動を分析対象の行動として選択し、分析対象でない行動のうち複数羽が行った同一の行動を「その他」として選択してラベルを付けた。以下の表 1 はラベル付けした行動のリストである。4.2 節では、分析対象の行動のみを対象とした分類に加えて、「その他」の行動も含めた分類評価を行う。実際の分析では一定時間内に収集したデータに対して行動推定(分類)を行うが、そこには分析対象の行動以外にも「その他」に指定した行動も含まれることから、「その他」を含んだデータの分類性能を知ることは重要であると考えたためである。

3.2 分類特徴量の計算

特徴量はサイズ 1024 (1.024 秒) の固定長ウィンドウを 50% のオーバーラップでスライドしながら計算する。ウィンドウサイズを 1024 に設定した理由として、鶏の行動を表すために十分な時間であるということがあげられる。行動を摂食、静止のような継続的行動と止まり木に乗る、巣箱を降りるというような単発的行動に分けて考えたとき、継続的行動は 1 秒の間に行動の特徴を表す周期的な波形が得られており、単発的行動は 1 秒以内に行動が収まっている。図 3 は継続的行動と単発的行動の波形の一例を示したものである。このことから全ての行動の特徴が捉えられ、余分な情報が極力含まれない適切なウィンドウサイズとして 1024 に設定した。

表 1 ラベル付けした行動
 (下線部は「その他」に属する行動)

行動名	行動の概要
移動	別の場所に移る
飲水	水場に嘴を付けて水を飲む
摂食	餌場に嘴を付けて餌を食べる
止まり木に乗る	任意の場所から止まり木に移る
止まり木を降りる	止まり木から別の場所へ移る
巣箱に乗る	地面から巣箱に移動する
巣箱を降りる	巣箱から地面に移る
頭かき	脚をあげて頭を掻く
身震い	体全体を揺さぶる
探査	脚で敷料を蹴るように掻く
尾振り	尻尾を左右に振る
羽づくろい	嘴で掻くように羽を手入れする
休息	座ってじっとしている状態
静止	立ってじっとしている状態
砂浴び	地面に伏して砂を浴びる
首振り	首だけを回すように振る
バランス	止まり木の上でバランスを崩す
<u>センサつつき</u>	センサをつつく
<u>伸び</u>	片足を上げて体全体を伸ばす
<u>嘴とぎ</u>	硬い地面で嘴を擦るようにとぐ
<u>地面つつき</u>	地面の敷料をつつく
<u>きよろきよろ</u>	周囲を首を回して見渡す
<u>つつき攻撃</u>	他個体をつつく
<u>巣箱つつき</u>	巣箱をつつく
<u>つつかれ</u>	他個体につつかれる
<u>センサつつかれ</u>	他個体にセンサをつつかれる

本研究では表 2 に示す特徴量を使用し、これらの特徴量について加速度、角速度の X, Y, Z 軸と加速度合成値で計算し、合計 104 次元の特徴量を使用した。これらの特徴量は一般的に行動推定に用いられる特徴量 [18, 19] の他に動物を扱った行動推定の特徴量を参考にして決定した [20]。平均絶対偏差、中央絶対偏差、エネルギー、エントロピーは以下の式 (1) から (4) で計算した。式 (1) から (4) で計算した。個体ごとの特徴ベクトル数およびその平均を表 3 に示す。

$$\text{平均絶対偏差} = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}|}{n} \quad (1)$$

$$\text{中央絶対偏差} = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - \tilde{x}|}{n} \quad (2)$$

$$\text{エネルギー} (p_j) = \frac{|f_j|^2}{a} \quad (3)$$

$$\text{エントロピー} = - \sum_{j=2}^{L/2} p_j \log p_j \quad (4)$$

L = ウィンドウサイズ, x = 標本値, \bar{x} = 平均値
 \tilde{x} = 中央値, $f_j = \sum_{t=0}^{L-1} x_t e^{-i \frac{2\pi t j}{L}}$, $a = \sum_{j=2}^{L/2} |f_j|^2$

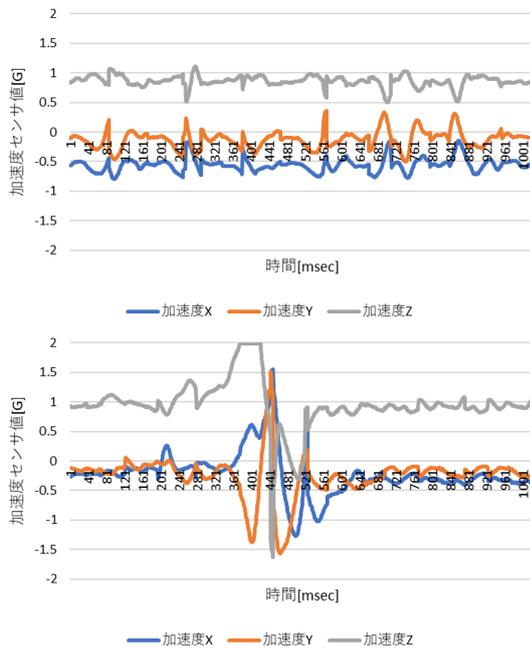


図 3 (上) 継続的行動 (摂食) (下) 単発的行動 (巣箱に乗る)

表 2 特徴量

特徴量	内容
平均	各軸の平均
分散	各軸の分散
標準偏差	各軸の標準偏差
四分位範囲	データの散らばりの程度
平均絶対偏差	平均値と実績値の偏差
中央絶対偏差	中央値と実績値の偏差
尖度	正規分布と比較した尖り具合
歪度	正規分布と比較した歪み具合
平均交差	平均値を跨ぐ回数
主周波数	最大の周波数成分
エネルギー	振幅の 2 乗の総和
エントロピー	周波数成分の分布
最小値	各軸の最小値
最大値	各軸の最大値
相関係数	2 軸の相関 (加速度のみ)
p 値	相関係数の有意性 (加速度のみ)

4. 評価実験

本研究では 2 つの実験を通して行動推定の精度について検証する. 1 つ目の実験で分類条件による精度の違いを検証し, 2 つ目の実験で使用する特徴量を変更した場合の精度の違いを検証する. 両実験において全ての分類は RandomForest を用いて行動推定を行い, 精度に主な影響を与える決定木の個数 $n_{estimators}$ は 100 に設定した.

4.1 分類条件の違いによる精度検証

4.1.1 実験方法

基本的な分類性能を評価する. 3.1 節で述べたように実際の分析時の状態を反映した雑多な行動 (その他行動) を含んだケースと, 分析対象の行動のみを抽出したケースの 2 つの条件について考える. 両パターンについて 1 羽抜き交差検証, 全ての個体のデータを統合したうえでの 10 分割交差検証, 個体ごとのデータに対する 10 分割交差検証を行った. これらはそれぞれ, 分類精度の下限, 平均, 上限に相当する.

4.1.2 結果

行動推定した精度を図 4 に示す. 精度は Accuracy, F 値 (マクロ平均, 加重平均), 再現率 (マクロ平均, 加重平均), 適合率 (マクロ平均, 加重平均) を求めて比較した. マクロ平均は各ラベルでの精度を平均して算出され, 加重平均は各クラスのインスタンス数で重みづけされた各ラベルでの平均を算出する. 分類条件と交差検証条件を変えて実験をした際の各精度指標を図 4 に示す. また, 1 羽抜き CV と 10 分割 CV (全体) の分類内訳を混同行列として表 4 から 7 に示す. なお, 混同行列の行と列のラベルはそれぞれ正解と分類結果を表し, セルの数値は分類されたインスタンス数を表す. 最後に 10 分割 CV (全体) の行動ごとの再現率と適合率を表 8 に示す. 再現率は目的の行動を正解と判定する割合を示し, 適合率は正解と判定した中に含まれる目的の行動の割合を示す.

4.1.3 考察

図 4 より, その他行動を含む場合には精度が低下しており, 別個体のデータで学習したモデルではその他行動を含むと大幅に精度が低下することが分かる. また, 4 つの混同行列において尾振りや探査などのデータ数の少ない行動がその他を含めた際にその他に誤分類される割合が高いことが分かり, これらの誤分類がマクロ平均が低くなっている要因であると考えられる. 表 5 を見ると自分のデータを学習している場合, 対象の行動が「その他」に誤分類される割合のほうが「その他」が対象の行動に誤分類される割合より高いが, 表 4 を見ると別の個体で学習した場合「その他」が別の行動に分類されることが多いことが分かり, その結果図 4 の 1 羽抜き CV を示すグラフで再現率が大幅に低下している. また, 全ての混同行列において巣箱に乗

表 3 収集した行動データ数

	移動	摂食	飲水	羽繕	身震	頭掻	尾振	巣乗	巣降	木乗	木降	静止	休息	砂浴	探査	首振	ハラ	セ突	伸び	嘴研	地突	きょ	攻撃	巣突	被突	七被	頭擦
個体 A	58	83	11	70	14	9	2	4	5	5	6	29	0	0	0	21	3	313	6	4	46	0	0	433	0	0	0
個体 B	152	735	72	432	20	144	10	54	47	17	17	184	438	54	1	26	8	242	10	2	149	86	7	149	0	0	2
個体 C	39	321	24	220	23	24	1	1	1	0	0	218	133	58	24	14	1	1428	0	0	206	26	0	0	3	0	0
個体 D	43	297	3	158	13	6	3	14	11	13	12	340	0	0	1	21	12	2018	9	0	1	15	0	0	2	3	0
個体 E	5	106	11	68	8	17	0	0	1	0	0	123	480	73	3	1	0	2411	3	0	56	4	6	0	0	4	0
個体 F	21	296	26	140	12	40	3	0	0	0	0	73	0	52	17	7	0	717	0	5	85	31	6	3	0	0	1
個体 G	6	196	12	79	3	26	0	0	1	0	0	107	0	37	0	13	0	1114	0	0	11	0	0	0	0	1	0
個体 H	15	201	32	160	11	11	4	0	0	0	0	291	0	0	1	11	0	531	0	0	4	2	0	0	0	0	0
平均	42.4	279.4	23.9	165.9	13.0	34.6	2.9	9.1	8.3	4.4	4.4	170.6	131.4	34.3	5.9	14.3	3.0	1096.8	3.5	1.4	69.8	20.5	2.4	73.1	0.6	1.0	0.4

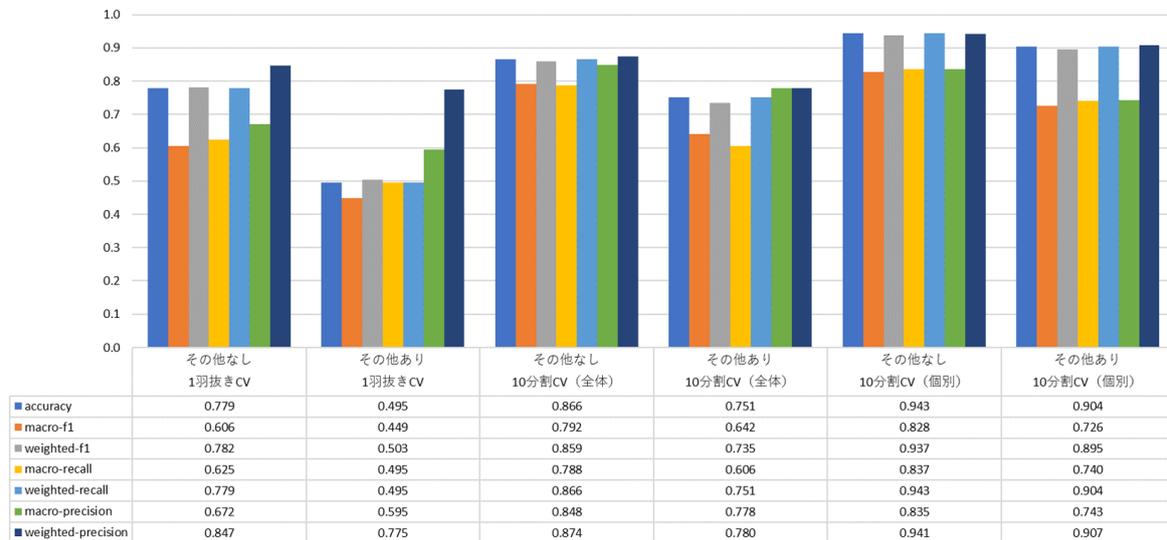


図 4 分類精度

表 4 1羽抜き CV の混同行列 (その他行動を含む)

	移動	摂食	飲水	羽繕	身震	頭掻	尾振	巣乗	巣降	木乗	木降	静止	休息	砂浴	探査	他
移動	21	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
摂食	1	144	0	5	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29
飲水	0	0	16	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7
羽繕	0	8	0	74	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	81
身震	0	0	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
頭掻	0	0	0	9	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11
尾振	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
巣乗	0	0	0	0	0	0	0	4	0	1	0	0	0	0	0	4
巣降	0	0	0	0	0	0	0	3	0	1	0	0	0	0	0	4
木乗	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	2
木降	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	3
静止	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	128	12	0	0	31
休息	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	83	31	0	0	0	17
砂浴	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	11
探査	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6
他	28	121	8	325	1	4	0	0	0	0	226	114	23	2	271	

表 6 1羽抜き CV 時の混同行列 (分析対象行動のみ)

	移動	摂食	飲水	羽繕	身震	頭掻	尾振	巣乗	巣降	木乗	木降	静止	休息	砂浴	探査
移動	38	1	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
摂食	2	240	0	31	0	1	0	0	0	0	0	0	0	4	2
飲水	0	0	19	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
羽繕	3	13	5	140	0	4	0	0	0	0	0	0	2	0	1
身震	0	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
頭掻	0	0	0	0	15	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0
尾振	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
巣乗	0	0	0	0	0	0	0	7	0	2	1	0	0	0	0
巣降	1	0	0	0	0	0	0	0	6	0	1	0	0	0	1
木乗	2	0	0	0	0	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0
木降	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1	0	0	0	0
静止	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	134	34
休息	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	78	53
砂浴	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28
探査	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3

表 5 10分割 CV (全体) の混同行列 (その他行動を含む)

	移動	摂食	飲水	羽繕	身震	頭掻	尾振	巣乗	巣降	木乗	木降	静止	休息	砂浴	探査	他
移動	53	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30
摂食	1	530	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33
飲水	0	0	41	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5
羽繕	0	10	1	242	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	71
身震	0	0	0	0	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
頭掻	0	0	0	17	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10
尾振	1	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	1
巣乗	0	0	0	0	1	0	0	20	0	2	0	0	0	0	0	2
巣降	0	0	0	0	0	0	0	6	0	2	0	0	0	0	0	3
木乗	0	0	0	0	0	0	0	3	0	1	0	0	0	0	0	3
木降	0	0	0	0	0	0	0	4	0	3	0	0	0	0	0	0
静止	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	289	2	0	0	24
休息	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	156	0	0	0	80
砂浴	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	22
探査	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6
他	4	8	0	18	1	4	0	0	0	0	18	58	10	0	2163	

表 7 10分割 CV (全体) の混同行列 (分析対象行動のみ)

	移動	摂食	飲水	羽繕	身震	頭掻	尾振	巣乗	巣降	木乗	木降	静止	休息	砂浴	探査
移動	77	1	0	7	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1
摂食	3	542	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
飲水	0	0	46	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
羽繕	0	21	2	309	0	4	0	0	0	0	0	0	1	0	0
身震	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
頭掻	0	0	0	18	0	61	0	0	0	0	0	0	0	0	0
尾振	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
巣乗	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0
巣降	0	0	0	0	1	0	0	0	11	0	1	0	0	0	0
木乗	3	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0	0	0	0	0
木降	0	0	0	0	0	0	0	6	0	4	0	0	0	0	0
静止	1	2	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	319	5
休息	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	249
砂浴	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	68
探査	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	7

の行動に誤分類されやすくなっている。

4.2 特徴量変更時の精度検証

4.2.1 実験方法

本研究では全 104 次元の特徴量を扱っており、モデルを作成するうえで次元数が多いとモデルが複雑になってしまうため、不要な特徴量を削減するために特徴量の数を減ら

表 8 10 分割 CV (全体) の行動ごとの再現率と適合率

	移動	摂食	飲水	羽繕	身震	頭掻	尾振	巣乗	巣降	木乗	木降	静止	休息	砂浴	探査	その他
その他あり 再現率	0.631	0.938	0.872	0.742	0.944	0.625	0.400	0.240	0.545	0.143	0.429	0.912	0.637	0.672	0.222	0.947
その他あり 適合率	0.869	0.967	0.953	0.861	0.944	0.882	1.000	0.870	0.600	0.333	0.600	0.915	0.722	0.818	1.000	0.881
その他なし 再現率	0.885	0.980	0.885	0.917	1.000	0.772	0.500	0.688	0.846	0.286	0.364	0.967	0.967	0.958	0.778	-
その他なし 適合率	0.895	0.956	0.920	0.878	0.938	0.924	1.000	0.842	0.647	1.000	0.800	0.955	0.980	1.000	0.875	-

して精度の検証を行った。モデルが複雑になると過学習を起こしてしまう恐れがあり、他個体の行動を推定する場合などに適合しない場合があるため、不要な特徴量を削減することは重要である。まず、RandomForest のモデルで得られる特徴量の重要度を表した *feature_importances_* 属性を用いて特徴量の重要度が高いものを選択して精度の検証を行った。特徴量の重要度はランダムにデータを取って決定木を作成し、データの並びを適当に変えた際に精度が大きく変わるものが高い重要度であると判定される。この重要度が低い特徴量から除外した特徴量サブセットを作成して、精度を求めた。評価指標として Accuracy を用い、全個体のデータから分析対象の行動のみを用いて 10 分割 CV を行った。次に、特徴量を属性ごとに分けてそれぞれの属性の特徴量のみを使用した場合の精度を調査した。属性は加速度のみ、角速度のみ、周波数成分のみ、時系列成分のみのグループについて検証した。

4.2.2 結果

図 5 は特徴量の全体集合から重要度が低いものから順に取り除いて作成した特徴量サブセットを使って学習した分類器で得られた求めた精度を示し、図 6 は属性別に特徴量を分けたサブセットで求めた精度を示している。特徴量重要度をもとに次元削減した場合、特徴量数が 50 個付近までは精度がほとんど低下していないが、半数以下になると次第に精度が低下している。属性ごとに分けて検証した場合、0.800 から 0.861 の範囲となり、加速度由来の特徴量の方が、角速度由来の特徴量を用いた場合より 0.034 高い精度を示した。また、時系列成分由来の特徴量を用いた際の精度は、周波数成分由来の特徴量を用いた場合に比べて 0.046 高い精度を示した。全種類の特徴量を用いた場合が最も精度が高いが、時系列成分を用いた場合は全種類を用いた場合と同程度の精度が得られた。また、特徴量を半数 (52 個) に削減した際の精度は 0.862 であり各特徴量の重要度を表 9 に示す。

4.2.3 考察

用意したすべての特徴量を用いた場合に精度が最大になることが分かったが、特徴量を半数に削減した場合、最大値との相対誤差が 0.007% となっており精度の差はほとんどないと考えられる。したがって、特徴量の次元数を削減して学習モデルの単純化を行うことが可能であると考えられる。特徴量の次元を削減した際に選択された特徴量を見ると、四分位範囲、平均絶対偏差、中央絶対偏差などが特に選択されており、尖度、歪度、主周波数、相関係数などはほとんど選択されていない。分散、標準偏差と四分位範

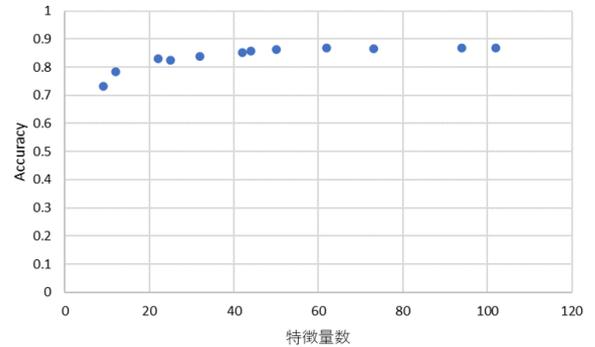


図 5 特徴量重要度をもとに次元削減した際の精度

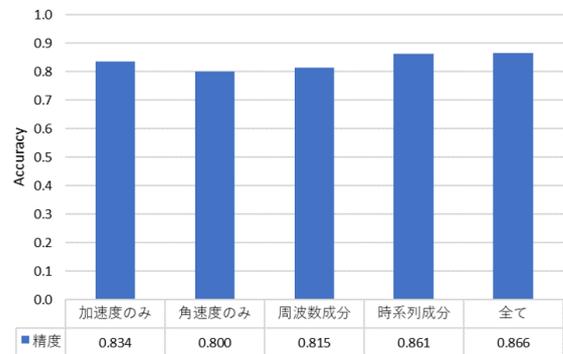


図 6 属性別に次元削減した際の精度

表 9 特徴量の重要度 (下線部は重要度上位 52 の特徴量)

	加速度 X	加速度 Y	加速度 Z	加速度合成値	角速度 X	角速度 Y	角速度 Z
平均	<u>0.032</u>	<u>0.025</u>	<u>0.020</u>	<u>0.011</u>	0.002	0.002	0.003
分散	<u>0.010</u>	0.007	0.006	<u>0.018</u>	0.003	0.008	0.007
標準偏差	0.008	<u>0.009</u>	<u>0.010</u>	<u>0.011</u>	0.004	<u>0.009</u>	0.007
四分位範囲	0.002	<u>0.014</u>	<u>0.018</u>	<u>0.025</u>	<u>0.011</u>	<u>0.013</u>	<u>0.022</u>
平均絶対偏差	<u>0.010</u>	<u>0.010</u>	<u>0.011</u>	<u>0.026</u>	0.004	<u>0.011</u>	<u>0.011</u>
中央絶対偏差	0.003	<u>0.012</u>	<u>0.017</u>	<u>0.034</u>	<u>0.016</u>	<u>0.019</u>	<u>0.017</u>
尖度	0.007	0.002	0.002	0.003	0.002	<u>0.014</u>	0.002
歪度	<u>0.009</u>	0.006	0.004	0.004	0.007	0.006	0.004
平均交差	<u>0.011</u>	0.006	0.006	<u>0.019</u>	0.006	<u>0.012</u>	<u>0.011</u>
主周波数	0.000	0.001	0.000	0.000	0.002	0.005	0.004
エネルギー	<u>0.027</u>	<u>0.019</u>	<u>0.015</u>	<u>0.018</u>	0.003	0.007	<u>0.008</u>
エントロピー	<u>0.011</u>	0.005	<u>0.010</u>	<u>0.018</u>	0.007	0.007	<u>0.012</u>
最小値	<u>0.020</u>	<u>0.016</u>	<u>0.014</u>	<u>0.013</u>	0.002	0.003	0.003
最大値	<u>0.014</u>	<u>0.017</u>	<u>0.010</u>	0.003	0.002	<u>0.010</u>	0.003
	加速度 X,Y	加速度 Y,Z	加速度 X,Z				
相関係数	0.003	0.004	<u>0.015</u>				
p 値	0.001	0.001	0.001				

囲はデータの散らばりを表す特徴量だが、四分位範囲が特に選択されていることから、中央値付近のデータの散らばりが分類に有効であると考えられる。また中央絶対偏差が多く選択されていることから中央値を基準としたばらつきが有効であると考えられる。角速度の X 軸については重要度が低いものも多く、その理由として図 2 の右側の図で示したセンサの軸の向きから角速度の X 軸は前後方向の回転を表しており、鶏の行動において X 軸の回転を含む行動が少ないことが考えられる。また、重要度の値を見ると、

加速度の平均が高い値を示しており、他の特徴量においては加速度合成値で高い重要度が多くみられる。加速度由来の特徴量が高い重要度を示す場合に加速度合成値も高い値を示す場合が多いが、最大値については加速度由来の特徴量が高い重要度を示しているにも関わらず加速度合成値では低い重要度となっており、加速度合成値だけでなく各軸での特徴量を用いる必要があると考えられる。

属性別の検証からは加速度成分の特徴量を用いた場合が角速度成分の特徴量を用いた場合に比べて精度が高いという結果が得られた。また、周波数成分の特徴量と時系列成分の特徴量では時系列成分の特徴量を用いた場合の精度が高く、時系列成分を用いた精度は全ての特徴量を使用した場合の精度と 0.005 の差でほとんど差がなかった。このことから、分析対象の行動を推定する上で時系列成分の特徴量が特に重要であると考えられる。

5. 課題

5.1 分析対象行動の推定精度向上

4.1 節で止まり木に乗る行動と巣箱に乗る行動、止まり木を降りる行動と巣箱を降りる行動が誤分類されやすいという結果が得られた。これらの行動は似通っているため、まず似通った行動の一つにしたクラスを対象とした分類を行った後、詳細の分類を行うという階層型分類器の導入を考えている。また、今回の実験ではすべて RandomForest を用いて検証を行ったが、他の種類の分類器との精度の違いも検証することで、誤分類されやすい組み合わせごとに適切な分類方法を考える。

5.2 「その他」の行動の分類方法

評価実験でその他行動を含めて行動推定を実行すると精度が低下するという結果が得られた。その原因として、その他行動の中に誤分類を発生させる要因となる行動が含まれていることが考えられる。誤分類を発生させる要因となる行動があるかどうか調べるためにその他行動の一つ一つのラベルとして認識し分類を行った際の混同行列を表 10 に示す。混同行列を見ると「センサつつき(セ突)」が大きく精度に影響を及ぼしていると考えられる。センサつつきを行動にいれた理由として実際に鶏にセンサを装着した場合、慣れによってつつかれる回数を減らすことは可能であるが、全くつつかれなくなる確率は低いと考えられる。そのため、センサをつつかれた場合にも除外することが出来るように認識する必要があると考えたためである。センサつつきによる誤分類を減らすことがその他行動の誤分類を低下させるという課題において重要であると考えられる。

5.3 収集するデータの偏り是正

データ収集は十分な量のデータが得られると予想した期間を設定して行った。全体のデータは予想していた程度の

量を集めることができたが、個々の行動の内訳をみると行動に偏りがみられる。発現回数が少ない行動はデータの量が十分でなく、個体によっては発現しない行動も存在するため全ての個体から全ての行動を平均的に学習することができなかった。対象の行動は比較的多くデータを集めることができているが、その他行動の中には最低 2 羽のデータしか取れていないものもあり、理想的には全ての個体の全ての行動データを各行動で同じ量用意したいが鶏の社会性や個体差によって困難であった。この課題を解決するためには、データ拡張 [21] を使うことで必要なデータを揃えるという方法が考えられる。不十分な行動のデータをデータ拡張によって用意することでデータ量の偏りによる精度の低下を抑えることが可能となると考えられる。

6. おわりに

本研究では鶏の行動分析を支援するための行動推定方法を開発した。慣性センサを鶏に装着し、取得した行動データを分析対象の行動(鶏の快適性を分析する上で重要であると考えられる行動及び頻繁にみられる行動)と分析対象外で複数個体が発現した行動を「その他」として分類した。行動推定の精度は分析対象の行動のみの場合、1羽抜き CV で 0.779 (Accuracy), 10 分割 CV (全体) で 0.866, 10 分割 CV (個別) で 0.943 の精度で行動を判別可能となった。より実際の環境に近づけてその他行動を含めると、1羽抜き CV で 0.495, 10 分割 CV (全体) で 0.751, 10 分割 CV (個別) で 0.904 の精度で判別可能であった。104 次元の特徴量を計算して重要度の低い特徴量から除外していき分析対象の行動のみを 10 分割 CV (全体) で分類した場合、半数の 52 次元付近までは精度がほとんど低下せず (52 次元で 0.862), 半数以下になると精度が低下していくことが分かった。半数の特徴量で分類した際に選択された特徴量には中央値からのばらつきを表す特徴量が多く選択されていた。また、属性別に特徴量を選択した際、角速度成分の特徴量に比べて加速度成分の特徴量を使用した場合の精度が高く、周波数成分の特徴量に比べて時系列成分の特徴量を使用した場合のほうが精度が高かった。

参考文献

- [1] 畜産技術協会. アニマルウェルフェアの考え方に対応した採卵鶏の飼養管理指針. http://www.maff.go.jp/j/chikusan/sinko/attach/pdf/animal_welfare-37.pdf (2019-07-09).
- [2] H. W. Cheng, G. Dillworth, P. Singleton, Y. Chen, and W. M. Muir. Effects of group selection for productivity and longevity on blood concentrations of serotonin, catecholamines, and corticosterone of laying hens. *Poultry Science*, 80(9), pp. 1278-1285, 2001.
- [3] H. K. Kang, S. B. Park, S. H. Kim, and C. H. Kim. Effects of stock density on the laying performance, blood parameter, corticosterone, litter quality, gas emission and bone mineral density of laying hens in floor pens.

表 10 その他行動を分けて分類した際の混同行列 (下線部は「その他」に属する行動)

	移動	摂食	飲水	羽繕	身震	頭掻	尾振	果乗	果降	木乗	木降	静止	休息	砂浴	探查	首振	バラ	セ突	伸び	嘴研	地突	きよ	攻撃	果突	被突	七被	頭擦
移動	67	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0	0	1	0	0	0	0	0
摂食	1	528	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33	0	0	0	0	0	0	0	0	0
飲水	0	0	42	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	1	0	0	0
羽繕	0	11	1	250	0	4	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	57	0	0	1	0	0	1	0	0	0
身震	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
頭掻	0	0	0	17	0	51	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0
尾振	1	0	0	0	0	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
果乗	0	0	0	0	1	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
果降	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
木乗	1	0	0	0	0	0	0	3	0	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
木降	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
静止	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	291	3	0	0	0	0	21	0	0	0	0	0	0	0	0	0
休息	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	157	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0	0	0	0
砂浴	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	48	0	0	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0
探查	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0
首振	0	0	0	3	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	15	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
バラ	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0
セ突	0	8	0	18	1	6	0	0	0	0	0	18	59	11	0	0	0	1809	1	0	5	0	0	0	0	0	0
伸び	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
嘴研	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
地突	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17	0	0	109	0	0	0	0	0	0
きよ	8	1	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18	0	0	0	12	0	0	0	0	0
攻撃	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0
果突	0	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	131	0	0	0
被突	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
七被	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
頭擦	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Poultry Science, 95(12), pp. 2764–2770, 2016.

[4] B. L. Hart. Biological basis of the behavior of sick animals. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 12(2), pp. 123–137, 1988.

[5] R. Dantzer. Cytokine-induced sickness behavior: mechanisms and implications. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 933(1), pp. 222–234, 2001.

[6] N. Watanabe, S. Sakanoue, K. Kawamura, and T. Kozakai. Development of an automatic classification system for eating, ruminating and resting behavior of cattle using an accelerometer. *Grassland science*, 54(4), pp. 231–237, 2008.

[7] M. Kröschel, B. Reineking, F. Werwie, F. Wildi, and I. Storch. Remote monitoring of vigilance behavior in large herbivores using acceleration data. *Animal Biotelemetry*, 5(1), p. 10, 2017.

[8] A. D. Nakarmi, L. Tang, and H. Xin. Automated tracking and behavior quantification of laying hens using 3d computer vision and radio frequency identification technologies. *Transactions of the ASABE*, 57(5), pp. 1455–1472, 2014.

[9] E. Walton, C. Casey, J. Mitsch, J. A. Vázquez-Diosdado, J. Yan, T. Dottorini, K. A. Ellis, A. Winterlich, and J. Kaler. Evaluation of sampling frequency, window size and sensor position for classification of sheep behaviour. *Royal Society open science*, 5(2), p. 171442, 2018.

[10] J. Barwick, D. W. Lamb, R. Dobos, M. Welch, and M. Trotter. Categorising sheep activity using a tri-axial accelerometer. *Computers and Electronics in Agriculture*, 145, pp. 289–297, 2018.

[11] M. Jiang, Y. Rao, J. Zhang, and Y. Shen. Automatic behavior recognition of group-housed goats using deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 177, p. 105706, 2020.

[12] M. Moreau, S. Siebert, A. Buerkert, and E. Schlecht. Use of a tri-axial accelerometer for automated recording and classification of goats’ grazing behaviour. *Applied Animal Behaviour Science*, 119(3-4), pp. 158–170, 2009.

[13] M. Q. Quwaider, C. L. Daigle, S. K. Biswas, J. M. Siegford, and J. C. Swanson. 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.

[14] A. Abdoli, A. C. Murillo, C. M. Yeh, A. C. Gerry, and E. J. Keogh. Time series classification to improve poultry welfare. In *2018 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, pp. 635–642. IEEE, 2018.

[15] J. Siegford, J. Berezowski, S. Biswas, C. Daigle, S. Gebhardt-Henrich, C. Hernandez, S. Thurner, and M. Toscano. Assessing activity and location of individual laying hens in large groups using modern technology. *Animals*, 6(2), p. 10, 2016.

[16] B. Calvo and RW. Furness. A review of the use and the effects of marks and devices on birds. *Ringing & Migration*, 13(3), pp. 129–151, 1992.

[17] D. Banerjee, S. Biswas, C. Daigle, and J. M. Siegford. Remote activity classification of hens using wireless body mounted sensors. In *2012 Ninth International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks*, pp. 107–112. IEEE, 2012.

[18] U. Maurer, A. Smailagic, D. P. Siewiorek, and M. Deisher. Activity recognition and monitoring using multiple sensors on different body positions. In *International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN’06)*, pp. 4–pp. IEEE, 2006.

[19] S. Vaid, P. Singh, and C. Kaur. Classification of human emotions using multiwavelet transform based features and random forest technique. *Indian Journal of Science and Technology*, 8(28), pp. 1–7, 2015.

[20] J. W. Kamminga, H. C. Bisby, D. V. Le, N. Meratnia, and Paul J.M. Havinga. Generic online animal activity recognition on collar tags. In *Proceedings of the 2017 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2017 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp. 597–606, 2017.

[21] M. A. Tanner and W. H. Wong. The calculation of posterior distributions by data augmentation. *Journal of the American statistical Association*, 82(398), pp. 528–540, 1987.