

犬と人間の良好な関係性の構築のための簡易センサデバイスによる行動分析
 Behavioral analysis using a simple sensor device for building good relationships
 between dogs and humans

大澤 嘉規[†] 堀川 三好[†] 佐藤 祐紀[†] 猪股 一步希[†] 岡本 東[†]

1. はじめに

犬の家畜化は、2万年から4万年ほど前に始まったとされており、古来より人間と密接な関係を築いてきた [1]。最近の研究では、飼い主が犬の散歩によりポジティブな感情を得ていることが報告されている [2]。しかしながら、犬と人間の間には共通言語が存在せず、コミュニケーションを取るのが困難であるという課題がある。現状では、犬と人間の良好な関係性を築くために、身振り手振りのコミュニケーションや、鳴き声や仕草などの曖昧な情報から犬の状態を推測している。

また、人間にとって何気ない場所であっても、犬には負担がかかる場所がある [3]。これは、犬の行動分析をすることの重要性を意味している。例えば、犬の認知症を予防するためには、毎回違う散歩ルートを通ることが効果的であると言われているが、犬の性格によっては、ストレスを感じることも考えられる。しかしながら、犬などのペットを対象とした行動分析の研究は、人間を対象としたものに比べて少ない。そのため、言葉によるコミュニケーションを必要としない、ペットの行動分析を行う必要がある。

本研究では、犬と人間の良好な関係性を構築することを目的に、簡易センサデバイスを用いた犬の行動分析手法を提案する。本研究で用いる 4 cm³の簡易センサデバイスであるスマートタグは、加速度・ジャイロセンサから動作のセンシングも可能であり、BLE ビーコンを設置することで屋内での位置推定も可能である。これらの情報から機械学習を用いることで犬の動作推定を行い、位置推定と併せることで行動分析を行うことを提案する。

本稿では、まず、小型犬を対象にデータセットを収集し、犬の動作推定モデルを生成する。次に、屋外で行う犬の散歩時の動作推定が、散歩の際の環境によりどのように変化するかを明らかにする。最後に、屋内において犬の位置推定と動作推定から行動分析を行う。その結果、従来のペット用ウェアラブルデバイスより簡易な装置で、犬の行動分析が可能であることを示し、犬と人間の良好な関係性を構築するための一助とする。

2. 関連研究

動物を対象とした動作・状態・行動分析に関連する既存研究について以下にまとめる。

2.1 センサデータを利用した行動分析

動物の行動分析においては、バイオリギングと呼ばれる装着型記録計を用いた手法が、直接観察することが難しい野生動物の研究分野で進んでいる。バイオリギングは、記録計によって、動物たちの行動や周囲の環境情報を記録する手法である。海洋動物などを対象とした遊泳速度等を中心に、深度、加速度、地磁気、位置、音響、心拍のデータ計測を行っている [4]。また、千田ら [5] は、加速度の値を利用して犬の動作を判定するアルゴリズムを構築し、犬用の歩数計を開発した。これにより、飼い主にとって飼育上の改善効果を得やすくしている。しかしながら、これら研究分野では、動物と人間のコミュニケーションについて言及されることは少ない。最近になり、NEC [6] は、愛玩動物コミュニケーションサービス「waneco」を開始した。このサービスでは、ペットの首輪に内蔵された加速度・気圧センサから、活動量、就寝時間、ジャンプ回数を測定し、外出先からもペットの状態を知ることができる。今後、センサデータと機械学習による動物の行動分析を用いたサービスが増えることが期待される。

2.2 動画解析を利用した行動分析

動画を利用した動物の行動分析として、ウェアラブルカメラ端末や固定カメラによる動画解析の事例がある。これらは、実際に動物を観察し続ける必要がないため、比較的少ない労力で済む。既存研究として、森光ら [4] は、ウェアラブルカメラ端末やドローンによる哺乳類の動物の行動分析を行っている。しかしながら、動画による動物の行動分析では、動画分析手法の確立や専門的技術が必要になる。また、即時性を高く保ちつつ低コストで実現することが困難である。近年、動画を用いた人間の姿勢推定を高速かつ低コストで利用可能な技術開発が進んでおり [7]、今後、動物分野への展開も期待される。

2.3 機械学習を利用した動作分析

前述のセンサデータおよび動画を用いて、機械学習により動物の行動分析を行う研究・事例がある。例えば、米沢ら [8] では、猫にセンサデバイスを装着させ、収集されたセンサデータから機械学習により猫の動作推定をした。

[†] 岩手県立大学 Iwate Prefectural University

これにより、猫の日々の活動を記録することで、コミュニケーションの向上を図った。また、Ladhaら [9] は、犬にセンサデバイスを装着させ、収集した加速度データから機械学習により動作推定を行った。これらの研究により、動物の動作推定の有用性は示されているが、「いつ」という視点はない。また、「どこ」という視点についても重視されていない。著者らは、動物の行動分析を行う上で、位置と動作を組み合わせることがペットの状態を知る上では重要になると考える。

3. 犬の行動分析手法

3.1 概要

本研究では、位置情報と加速度・ジャイロセンサによる動作情報をセンシング可能な簡易センサデバイスであるスマートタグを用いて、ペットの行動分析を行うことを提案する。本稿では、ペットの一例として小型犬（以降、犬）を取り上げ、装着したスマートタグから収集される動作情報（図1）を特徴量として、機械学習による動作推定を行う。また、スマートタグは、後述の機能で位置推定が可能であり、動作推定と位置推定を組み合わせることで犬の行動分析を行う。

3.2 スマートタグ

本研究では、㈱イーアールアイと共同開発した簡易センサデバイスであるスマートタグ（図2）を用いる。4cm²の大きさで、以下の3つの主な機能を持つ。

(1) センシング機能

加速度、ジャイロ、温度センサを搭載し、必要に応じてセンシングする機能を持つ。また、取得データからファームウェア内で、動作状態（歩行・静止・動き有り）を判別する機能、運動量（加速度センサ3軸の二乗平均平方根）、歩数の累積値を算出する機能がある。また、加速度・ジャイロセンサの一定のデータサンプリング長における全軸合成値の平均・分散値を取得可能である。

(2) 通信機能

BLE (Bluetooth Low Energy) を用いた送受信機能を持つ。周囲にBLEビーコン（以降、ビーコン）を設置することで、受信信号強度（以降、RSSI）が強い上位4つのビーコンIDとRSSIを位置情報として取得可能である。この位置情報をセンシング機能で取得した動作情報と併せて、BLEによってブロードキャスト送信する。屋内環境では50m以上の通信距離を持ち、送信データはスマートフォン等のゲートウェイで受信する。データ送信間隔は、300ミリ秒以上で設定が可能である。

(3) 測位機能

ファームウェアに、RSSIを用いた独自の測位プログラムを実装している。この手法は、工藤ら [10] により開発された近接エリア推定手法であり、統計的検定手法を用いている。複数のビーコンのRSSIをもとに平均値の検定を繰

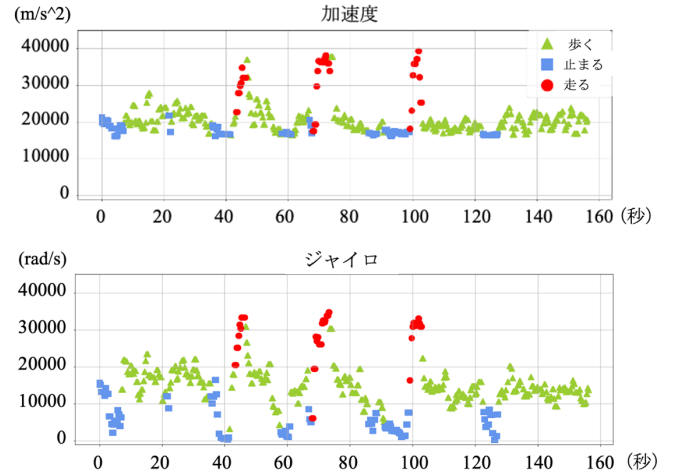


図1 犬の動作情報
(上段・加速度；下段・ジャイロ)

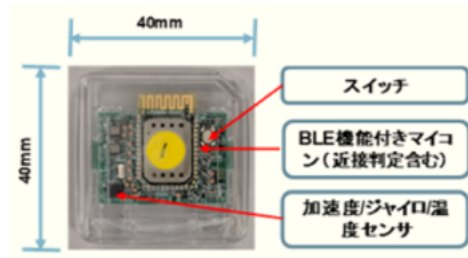


図2 スマートタグ

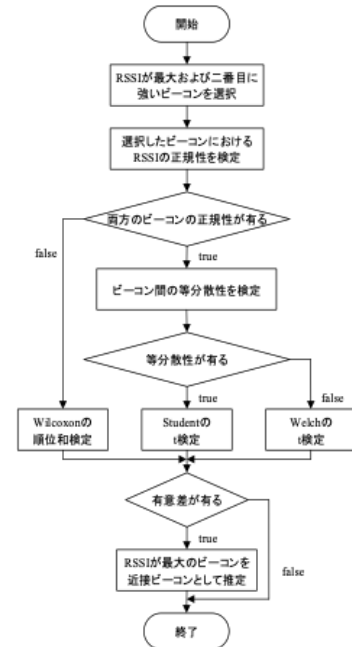


図3 近接エリア判定手法のアルゴリズム

り返し、有意差の有無で近接判定する手法で、高い精度で近接エリアの判定をすることができる（図3）。

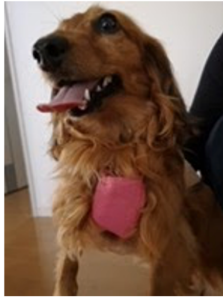


図4 スマートタグの装着の様子

表1 動作推定モデルの精度比較(F値)

	SVM	FNN	CNN	LSTM	CNN-LSTM
F値	0.68	0.77	0.82	0.84	0.86

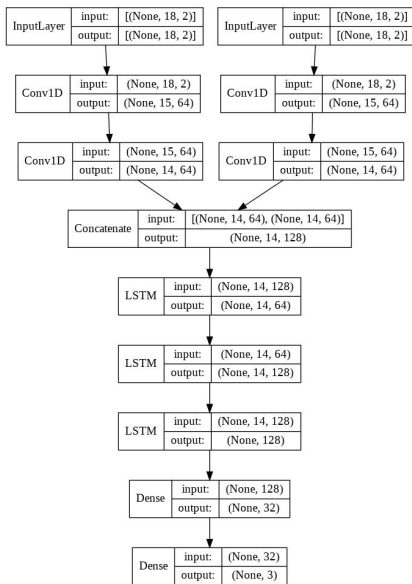


図5 CNN-LSTMの構造図

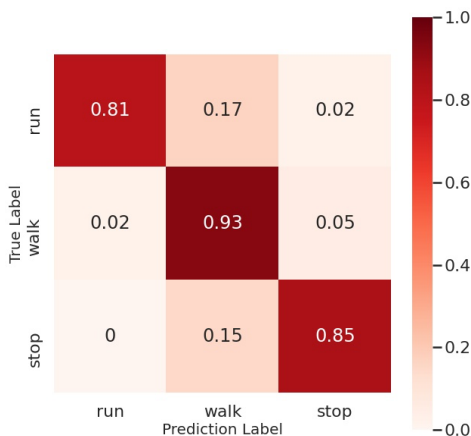


図6 CNN-LSTMの混同行列

4. 検証実験

4.1 実験目的および方法

提案手法による行動分析手法の実験を、犬を対象に以下の手順で進める。

① 犬の動作推定モデルの検討

犬の動作推定モデルを生成するために、散歩中のデータ収集および動作ラベルを付与したデータセットの作成を行う。このデータセットを用いて複数の機械学習モデルの精度比較を行う。

② 散歩時の動作推定実験

①の実験で最も精度が良い動作推定モデルを用いて、散歩時の犬の動作が、散歩条件によってどのように変化するかを観察および考察する。

③ 位置情報を併せた室内実験

室内に複数のビーコンを設置し、位置推定と動作推定を同時に行う。これにより、どこでどのような動作をしたかを可視化する。併せて、運動量や滞在時間を含めて行動分析を行う。

4.2 データセットの収集

犬の動作推定の機械学習モデルの検討にあたり、犬の動作に関するセンサデータの収集を行う。犬の胸の位置にスマートタグを装着させ(図4)、散歩中においてデータ収集を行い、収集と併せて散歩中の犬の様子を動画に撮影する。取得したセンサデータは、撮影した動画と見比べながら動作のラベルを付与する。本研究では犬の動作を「走る」、「歩く」、「止まる」の3種類に分類する。また、15日間データの収集を行い、12日分を訓練データ、3日分をテストデータとして使用する。

4.3 データの特徴量変換

データの特徴量変換として、事前検証の結果からデータのサンプリング長は3秒とし、データセットは各観測値に対して標準化したものを利用する。

4.4 機械学習モデルの検討

機械学習モデルを生成するための予備実験として、複数の学習モデルを比較検討する。本稿では、サポートベクターマシン(SVM)、全結合ニューラルネットワーク(FNN)、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)、Long short-term memory(LSTM)およびCNNとLSTMを組み合わせたCNN-LSTMの5つの機械学習モデルについて比較検証を行う。

精度検証の評価指標としては、F値(適合率と再現率の調和平均)を用いる。先述の5つの機械学習モデルを用いて、精度比較を行った結果を表1に示す。精度比較により、

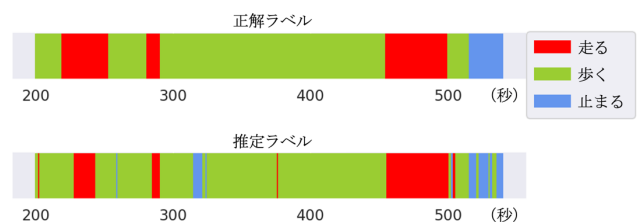


図7 動作推定結果の時系列表示
(上段・正解ラベル：下段・推定ラベル)

0.86 の F 値を示した CNN-LSTM が最も精度が良い結果となった。本稿で用いた CNN-LSTM の構造図を図 5 に示す。また、CNN-LSTM における混同行列を図 6 に示す。3 つの動作分類を概ね正しく推定が行えていることが分かる。また、犬の実際の動作と CNN-LSTM の動作推定結果を時系列上で比較したものを図 7 に示す。実際の動作と比べて、若干遅れて次の動作に移行している部分はあるが、おおよその動作内容と順番、時間は正しく推定できていることが分かる。

4.5 散歩時の動作推定実験

4.4 節で生成した CNN-LSTM を用いて、散歩中の条件を変えることで、犬の動作がどのように変化するかを分析する。変更する条件を、①散歩のルート、②犬のリーダー（リードを持つ人間）となる人間、③散歩の同行者の人数の 3 つとし、表 2 のように設定した。日常における犬の散歩はルート A、リーダー A、同行者は 2 人で行っている。本実験ではそれぞれの条件を変更することで、犬の動作に変化が見られるかを分析する。

表 2 設定した散歩条件

散歩のルート	犬のリーダーとなる人間	散歩の同行者の人数
ルートA	リーダーA	2人
ルートB	リーダーB	1人

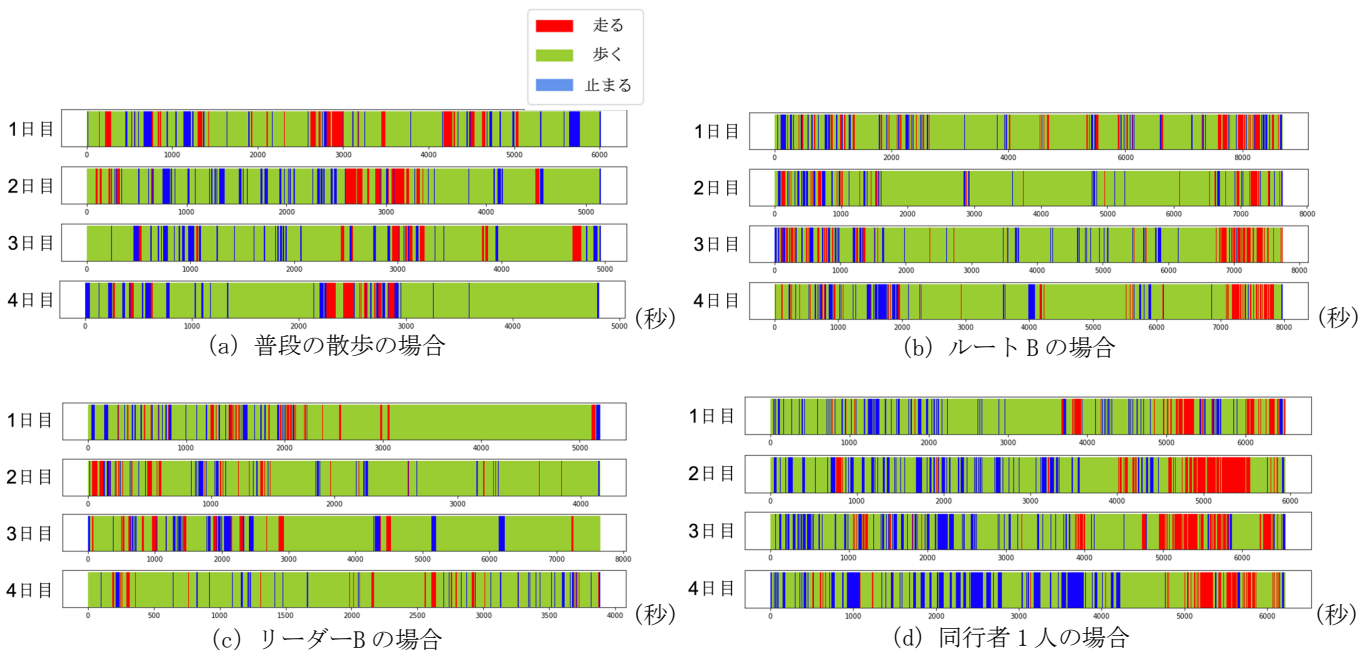


図 8 散歩条件による犬の動作の時系列表示

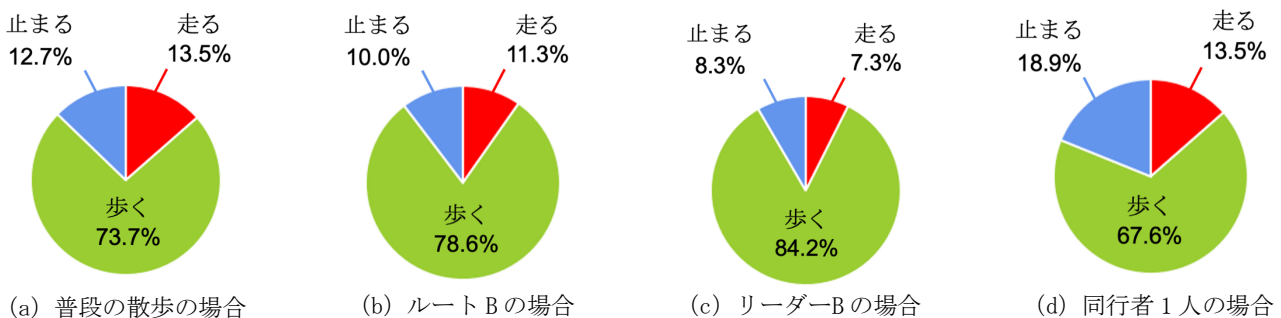


図 9 散歩条件による犬の動作の割合

(1). 散歩ルートの変更

リーダーをリーダーA, 同行者の人数を2人とし, 散歩ルートをルート A, ルート B で変更して実験を行った. その結果として, 普段の散歩の場合と (1) の実験の場合, 犬の動作の時系列表示 (図 8 (a) および (b)) から, 散歩ルートを変更することによって, 「走る」動作が見られるタイミングが大きく変化していることが分かる. ルート B では散歩終盤で多く走っている. また, 普段の散歩の場合と (1) の実験の場合, 犬の動作の割合 (図 9 (a) および (c)) から, 動作の割合には大きな変化は見られない.

これらの結果と, 今回実験対象とした犬は比較的臆病な性格である点から, 犬が普段歩かない散歩ルートにおいては家に早く帰りたいたいと考えることによって, 散歩の終盤において「走る」動作が多く見られるようになったのではないかと考察できる.

(2). リーダーの変更

散歩ルートをルート A, 同行者の人数を2人とした上で, リーダーをリーダーA, リーダーB で変更して実験を行った. その結果として, 普段の散歩の場合と (2) の実験の場合, 犬の動作の時系列表示 (図 8 (a) および (c)) から, リーダーを変更することによって, 犬が走るタイミングが大きく変化していることが分かる. リーダーB の場合は, ある特定のタイミングでは「走る」動作は見られない. また, 普段の散歩の場合と (2) の実験の場合, 犬の動作の割合 (図 9 (a) および (c)) から, 「走る」動作と「止まる」動作において, リーダーB の場合に割合が大きく減少していることが分かる.

これらの結果から, 犬はリーダーによって散歩中のコミュニケーションのとり方を変えており, それが犬の動作に影響を及ぼしていることが考察できる.

(3). 散歩の同行者の人数の変更

散歩ルートをルート A, リーダーをリーダーA とした上で, 散歩の同行者の人数を2人, 1人に変更して実験を行った. 普段の散歩の場合と (3) の実験の場合, 犬の動作の時系列表示 (図 8 (a) および (d)) から, 同行者が1人の場合は散歩の序盤から中盤にかけて「止まる」動作が多くなり, 終盤では「走る」動作が多いことが分かる. また, 普段の散歩の場合と (3) の実験の場合, 犬の動作の割合 (図 9 (a) および (d)) から, 同行者が1人の場合, 「歩く」, 「止まる」の動作の割合が大きく増加していることが分かる.

これらの結果から, 犬が普段はもう1人いる同行者を気にして, 散歩の序盤から中盤にかけて多く立ち止まり, 散歩の終盤は家に早く帰ろうとして多く走ったことが考察される.

これらの散歩中の実験から, 散歩ルートやリーダーなどの散歩環境は犬に影響を与えており, それによって犬がコミュニケーションのとり方を変えたことにより, その影響が犬の動作の変化として現れていることが考察できる.

4.4 位置情報を併せた室内実験

室内における犬の動作情報と位置情報を収集することで, 犬がどこでどんな動作をしていたかを分析する. 対象とな

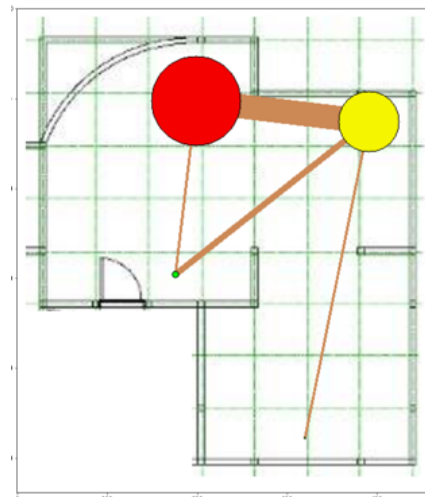
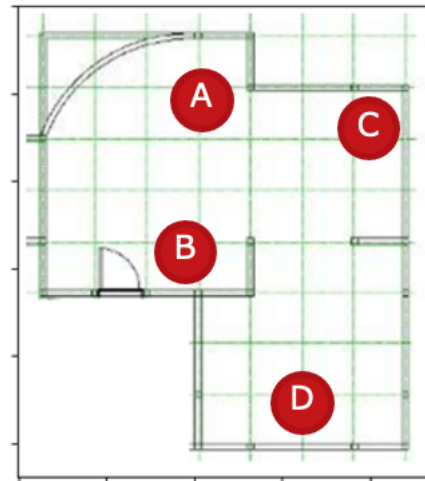


図 10 実験場所の間取り図
(上段・ビーコンの設置箇所: 下段・滞在時間等を表示したヒートマップ)

表 3 1時間ごとの運動量

時間	運動量
14	9010
15	23498
16	3440
17	1967
18	1807
19	3207

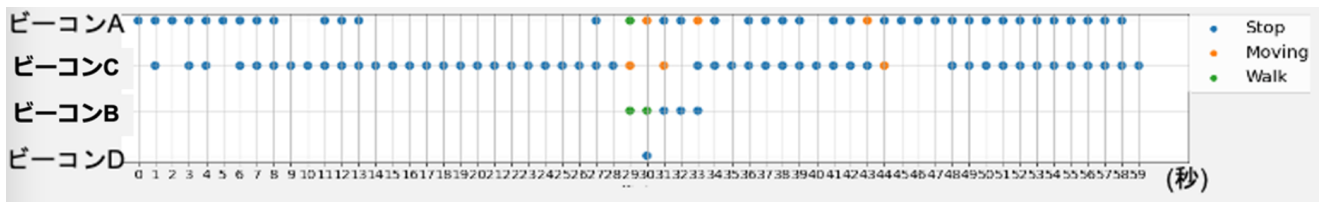


図11 近接判定と動作推定を示した散布図

る犬の自宅の飼育している部屋で実験を行う。犬がよく滞在している部屋内の4箇所にBLEビーコンを設置し、RSSIを用いた測位手法によって位置情報を収集する。本実験場所の部屋の間取りとBLEビーコンの設置場所を図10上段に示す。実験は、午前10時から午後19時までの間で行った。

表3に1時間毎の犬の運動量の値を示す。ここから、今回実験対象としたペット犬は、特定の時間に多く活動していることが分かる。また、図10下段に滞在時間や運動量などを考慮したヒートマップを示す。このヒートマップに関して、円の色は運動量の度合いを表しており、赤、黄、緑の順に運動量が大きくなっていることを示している。円の大きさは、その場所に滞在していた時間の長さを示している。円同士をつなぐ線の太さは、その場所のあいだをどの程度移動したかを表している。このヒートマップから、ペット犬は特定の箇所で長く活動し、あまり移動していないことが分かる。また、図11に近接判定と動作推定を示した散布図を示している。これは最も活発に活動していた15時台の情報を示しており、ここからペット犬は特定の箇所で静止していることが分かる。

本実験の結果から、今回実験対象としたペット犬は特定の箇所で活動し、あまり活発に体を動かさずに静止している傾向が見られた。実験時の動画を確認したところ、ペット犬は図10上段におけるAのエリアにおいて、長時間睡眠を取っていた。

5. まとめ

本研究では、犬と人間の良好な関係性を構築することを目的に、簡易センサデバイスを用いた犬の行動分析手法を提案した。また、提案手法を用いることで、散歩環境を変えた場合の犬の動作の変化を把握することが可能であることを示した。また、屋内で、位置情報を併せた行動分析を行うことで、犬がどこでどのような行動をしているかが把握可能であることを示した。犬の行動分析を継続し、データ蓄積していくことで、犬と人間の良好な関係性の構築への活用も期待できることを明らかにした。

今回は1匹の小型ペット犬を対象に限定的な実験を行ったが、今後は様々な種類の犬や動物に実験対象を広げることで、動物と人間の関係性を良好にすることに活用できるのではないかと考えている。

参考文献

- [1] Laura R. Botigue, Shiya Song, Amelie Scheu. et al. “Ancient European dog genomes reveal continuity since the Early Neolithic”, Nature Communications (2017).
- [2] Carri Westgarth, Robert M. Christley, Garry Marvin. et al. “I Walk My Dog Because It Makes Me Happy: A Qualitative Study to

Understand Why Dogs Motivate Walking and Improved Health”, International Journal of Environmental Research and Public Health(2017).

- [3]愛犬の友編集部編, 愛犬をケガや病気から守る本 犬にも人にも優しい飼い方のメソッド, 誠文堂新光社, 2015.
- [4]森光 由樹 “バイオロギング: ウェアラブルカメラ端末やドローンを用いた哺乳類・霊長類行動学”, 霊長類研究, 34, pp. 41-51, 2018
- [5] 千田 陽介, 伊東 利, 永嶋史郎 “犬用歩数計の開発”, 映像情報メディア学会誌, Vol. 69, No. 5(2015).
- [6]NEC, 「わんこ、にゃんこと、ともに。 waneco powered by NEC.」, 2021年5月30日, <https://waneco.nec.com/>, (2021年6月1日閲覧)
- [7]Google, 「TensorFlow ポーズ推定」, 2021年3月22日, https://www.tensorflow.org/lite/examples/pose_estimation/overview, (2021年6月1日)
- [8]米澤 香子, 味八木 崇, 暦本 純一 “Cat@Log: Human Pet Interactionのための猫ウェアラブルセンシング”, WISS2009, 2009
- [9]Cassim Ladha, Nils Yannick Hammerla, Patrick Olivier, Thomas Ploetz “Dog’s Life: Wearable Activity Recognition for Dogs”, UbiComp '13: Proceedings of the 2013 ACM international joint conference on Pervasive and ubiquitous computing (2013)
- [10]Kudou, D., Horikawa, M., Furudate, T., Okamoto, A. 2016. Indoor Positioning Method Using Proximity Bluetooth Low-Energy Beacon, In Proceedings of The 17th Asia Pacific Industrial Engineering and Management Systems Conference (APIEMS2016).