

マルチアンテナ AoA データの時系列解析を活用した 屋内行動推定の研究

B23715 馬場健輔 指導教員 内藤克浩

キーワード: Activity recognition, Bluetooth 5.1, Angle of Arrival

1 はじめに

従来の人間の行動推定は、ウェアラブル端末のセンサを活用する方式や映像を解析する方式、Wi-Fi チャンネル情報 (CSI) 等の無線信号を用いる方式が存在する [1]. しかしこれらの方式は、それぞれバッテリー交換の煩いやプライバシー侵害の懸念、周辺環境への依存性といった課題が存在する. そこで我々は、Angle of Arrival (AoA) 機能を用いた Bluetooth Low Energy (BLE) ベースの行動推定システムを提案している [2]. 本方式は、受信機に対する BLE ビーコンの到達角度を基に行動を推定することで、BLE の電力効率とプライバシー保護を両立している. しかし、先行研究のシステムは 1 枚の受信機を用いており、アンテナアレイに対して垂直方向の行動における誤分類が課題となっていた.

そこで本論文では、マルチアンテナ AoA データを活用した屋内行動推定システムを提案する. 本提案では、2 枚の受信機から取得した角度情報を機械学習で分類し、4 つの行動 (転倒・歩行・寝る・立つ) を推定する. 本提案は、マルチアンテナにより方位角と仰角を多次元的に認識し、推定精度を向上させる. また、データの多様性を増幅することで、異なる周辺環境への耐性を向上させる. 本研究では、提案システムにより生成した学習モデルの有用性を 5 分割交差検証により評価した. また、モデル生成時と異なる周辺環境による行動推定精度を検証し、汎化性能を評価した.

2 提案システム

2.1 システムモデル

図 1 に本提案のシステムモデルを示す. 提案システムはアンテナアレイ、行動推定システムとアプリケーションによって構成される. アンテナアレイは、角度データの取得を行う. BLE 受信モジュールにて、2 枚のアンテナアレイを用いてビーコンタグからアドバタイジングパケットを受信する. その後、それぞれのアンテナアレイは受信したパケットの到達角度に基づいて方位角と仰角を算出する.

行動推定システムは、角度データを基に機械学習を用いた行動推定を行う. まずサンプリングモジュールにて、算出された角度データを基にアンテナアレイごとに時系列データを作成する. 時系列データの

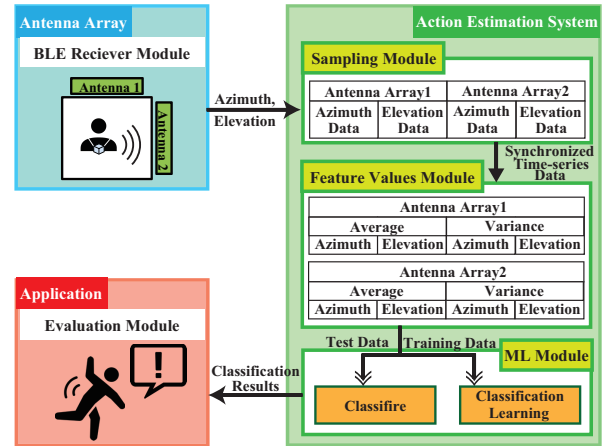


図 1: System model

作成にはタイムウィンドウを適応し、2 秒間のデータに対応する 80 の方位角と仰角のペアデータを利用し作成する. 2 枚のアンテナアレイの時系列データを同期させるために、各データセットの方位角と仰角の分散値が最大になる区間を特定しタイムウィンドウを同期させる. その後、特徴量抽出モジュールで同期された時系列データを受け取り、各アンテナアレイからの方位角と仰角の平均と分散を含む統計データを計算する. 機械学習モジュールでは、各時系列データまたは統計データをもとに学習を行い分類機を作成する. また、作成された分類機を使用して動作を評価し、「立つ」「寝る」「歩行」「転倒」に分類する.

アプリケーションでは、推定した結果を表示する. 評価モジュールは、機械学習で分類した行動を表示することで行動推定を実現する.

2.2 機械学習による行動推定

方位角と仰角の時系列変化は、「立つ」「寝る」「歩行」「転倒」それぞれの行動によって異なる特徴を持っている. そのため、角度データの時系列データと統計データを特徴量として機械学習に訓練データとして利用する. 図 2 に 4 つの行動それぞれの 2 秒間の時系列データを示す. 「立つ」は仰角は高く、方位角は一定となる. 「寝る」は仰角は低く、方位角は一定となる. 「歩行」は仰角は高く、方位角は変化する. また、2 枚目のアンテナアレイを利用することでアンテナアレイに対して垂直に歩行した場合でも変化を捉えることが可能にある. 「転倒」は仰角が大きく変

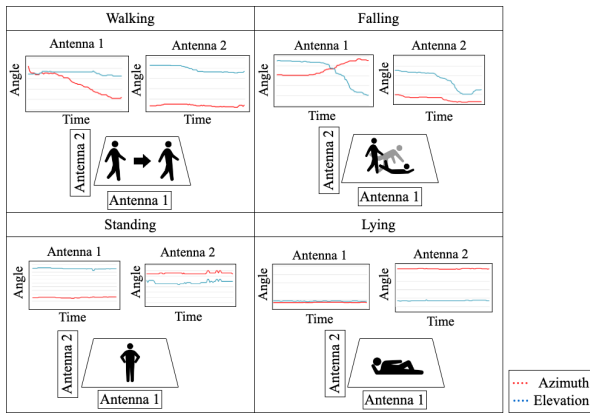


図 2: Time-series patterns of angles for each action
化し，転倒後は仰角は安定し低くなる．方位角は，落下方向によって変化し，一定のパターンはない．以上のことから，角度の変化を特徴量として学習することによって，4つの動作を推定可能となっている．

3 実装及び評価

3.1 実装

本提案では，AoA 対応の BLE デバイスとして ublox 社の「XPLR-AOA-1」を利用した．アンテナアレイの受信間隔は毎秒 40 回で，同時に観測可能なビーコンの数は 20 個である．ビーコンタグは 20ms ごとに Bluetooth5.1 のアドバタイジング packets を発信する．ビーコンタグを首からぶら下げた状態で「立つ」「寝る」「歩行」「転倒」の 4 種類のデータを収集した．データは身長異なる 12 人で，各動作 560 件，合計 2240 件収集した．さらに，分類器を作成した環境とは異なる環境で身長異なる 4 人で各動作 100 件，合計 400 件のテストデータを収集した．実験環境は，3.0m x 3.0m とし，アンテナアレイは 2 辺の中心にした．また，アンテナアレイは 1.0m の高さに固定した．

機械学習には，Python のオープンソースライブラリである scikit-learn を利用した．行動推定に最適なモデルを特定するため，8 種類の機械学習アルゴリズムの性能を評価した：ランダムフォレスト，決定木，ニューラルネットワーク，k 近傍法，Support Vector Machine (SVM)，線形判別，ロジスティック回帰 と AdaBoost．また，機械学習にはデフォルトのパラメータを使用した．

3.2 評価

提案システムの有用性を評価するため，時系列データと統計データそれぞれを利用した場合の分類精度を検証した．モデルの精度は 5 分割交差検証によって検証を行った．検証の結果，統計データを用いた AdaBoost 以外の全てのモデルで先行研究と同等以上の分類精度を達成した．特に，本システムの統計

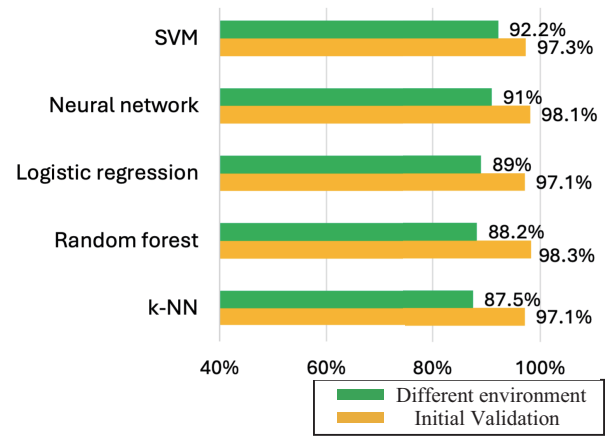


図 3: Comparison of classification accuracy

データを用いたランダムフォレストモデルは 98.3% の精度を達成し，先行研究の最高精度を上回った．

モデルの汎化性能の評価するため，初回の検証とは異なる環境から収集した 400 個の統計データを分類機に入力した場合の分類精度を検証した．異なる環境で統計データを入力した場合，分類精度が最も高かった上位 5 つのモデルを図 3 に示す．図より，統計データを入力した場合，最も高い分類精度を達成したのは SVM で 92.2% であった．初回の検証と比較して，分類精度が 5% のみ低下し高い分類精度を示した．以上のことから，本提案システムはさまざまな屋内環境において堅牢な性能を発揮可能であることを確認した．

4 まとめ

本研究では，マルチアンテナ AoA データを利用した屋内行動推定システムを提案した．評価結果より，本提案は先行研究と同等以上の分類精度を発揮可能であることを確認した．また，作成したモデルが異なる環境でも流用可能であることを確認した．

研究業績

- K. Baba and K. Naito: “Human Activity Recognition Scheme Based on Time-Series Analysis of Multi-Antenna AoA Data,” 2025 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), January 2025.

参考文献

- [1] P. Pareek and A. Thakkar, “A survey on video-based human action recognition: recent updates, datasets, challenges, and applications,” *Artificial Intelligence Review*, vol. 54, no. 3, pp. 2259–2322, 2021.
- [2] Y. Hayashi and K. Naito, “Action context estimation method based on aoa of bluetooth 5.1,” in *2023 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*, IEEE, pp. 1–6, 2023.