

AI および無線信号を活用した物体認識技術に関する研究（第1報）

竹中智哉・浜野遼太郎
電子・情報担当

Research on Object Recognition Technology Utilizing AI and Radio Signals(1st Report)

Tomoya TAKENAKA・Ryotaro HAMANO
Electronics and Information Section

要 旨

2024年3月現在、無線デバイスによって人の動きや空間状況を把握する無線センシング技術が広まりつつある。中でも、既設デバイスを利用でき、導入コストの削減が見込まれる等の利点から Wi-Fi を活用したセンシング（Wi-Fi センシング）が、注目を集めている。2025年6月には、IEEE 802.11bf として規格の策定が予定され、県内企業も高い関心を示していることから、技術調査を兼ねて Wi-Fi センシングを用いた代表的なタスクである居室内の人物検出について検証した。検証では、社会実装を踏まえ、学習および推論コストの低い2つの手法（機械学習アルゴリズムの1つである SVM と FFT を用いた検出法）を用いた。検証の結果、静止状態にある人物を検出するためには、工夫が必要であることを明らかにした。

1. はじめに

近年、高速無線通信などの情報通信技術の発展に伴い、無線デバイスが普及し、低価格化・コモディティ化が進んでいる。こうした背景による導入コストの削減に加え、RGB カメラや LiDAR、赤外線センサに比べて秘匿性の確保や適用範囲の拡大につながる等の利点があり、無線デバイスを人の動きや空間状況を把握するセンシング用途として活用する無線センシング技術が広まりつつある。また、急速に発展する機械学習の活用によりセンシング技術の向上が期待されている。中でも普及が進み、既設デバイスの利用も見込まれる Wi-Fi を活用したセンシング（Wi-Fi センシング）が、注目を集めている。Wi-Fi センシングは、2025年6月に IEEE 802.11bf として Wi-Fi 規格の策定が予定され、複数の県内企業が医療・福祉や産業機械、サービス分野での適用に関心を示している。このような動向を踏まえ、Wi-Fi センシングを用いた代表的なタスクである居室内の人物検出について、技術調査を兼ねた検証を行い、ノウハウを蓄積することとした。検証では、社会実装を踏まえ、学習および推論コストの

低い2つの手法（機械学習アルゴリズムの1つである SVM と FFT を用いた検出法）を検討した。

2. 実証環境の構築

Wi-Fi による物体認識では、主に RSSI(Received Signal Strength Indicator: 受信電波強度)と CSI(Channel State Information: 伝搬チャネル状態情報)を利用する方式の研究開発が行われている。CSI は1つのパケットから多次元のデータとして取得でき、各送受信アンテナで得られた各サブキャリアの振幅と位相の情報を含んだデータで、RSSI に比べて詳細な環境の情報が得られることから、CSI の取得環境を構築することとした。

IEEE 802.11bf 規格が策定されれば、市販の Wi-Fi 機器にて CSI の取得が可能になる見込みだが、令和6年3月現在では取得方法が限られている。そこで、多くの先行研究で CSI 取得のために用いられている Linux 802.11n CSI Tool^[1]や Atheros CSI Tool^[2]、ESP32 CSI toolkit^[3]を用いて実証環境を構築した。本稿では、Linux

802.11n CSI Tool を用いて CSI を取得後、python にて前処理および解析を行った検討結果を示す。

実験環境のレイアウトは Fig.1 のとおりで、図中に以降の検証で用いるデータの人物位置を示す。部屋は 6.6m × 7.1m で、室内に机や椅子、本棚が配置されている。アクセスポイント (AP) 1 台に受信デバイス (RX) 1 台が接続する環境で実験を行った。また、環境構築に際して、CSI の取得状況を可視化して確認した。一例として、正規化などの前処理後に CSI をヒートマップにて視覚化した事例を Fig.2 に示す。

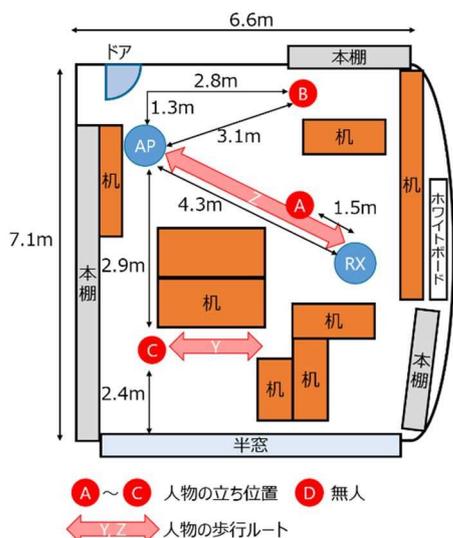


Fig.1 実験環境のレイアウト図

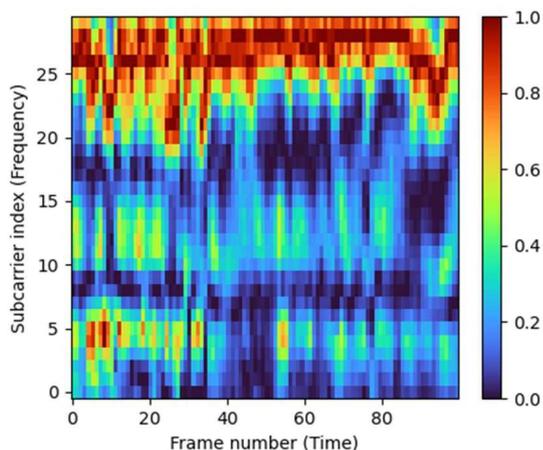


Fig.2 CSI のヒートマップ (位置 Z 歩行時)

3. 居室内の人物検出に関する検討

3.1 人の動き検出による人物検出

まず、先行文献[4]を参考に、一般的な機械学習アルゴリズムの1つである SVM を用いて人の動きが検出できるかを確認した。取得したデータセットの条件を Table 1 に示す。

SVM の適用にあたり、前処理として SVD (Singular

Value Decomposition: 特異値分解) による次元削減を行い、特徴量を抽出した。Fig.3 のとおり、無人では第2特異ベクトル成分以降がほぼ 0 の値になるのに対して、人の動きがある場合には同成分以降に数値が出力される。これにより、人の動きを検知する特徴量抽出法として、SVD が有用であることを確認した。

Table 1 人の動き検出用データセット

| 測定条件 | 被験者1名 |
|--------------|------------------------------|
| クラス数 (位置:状態) | 4 (D:無人, A:立位, Y:歩行, Z:歩行) |
| データ数 | 各クラスTrain:200, Test:200 |
| 時間窓長 | 1sec (サンプリング周期10ms×100Frame) |

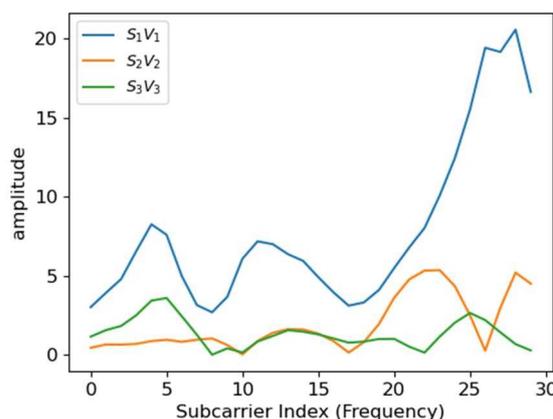
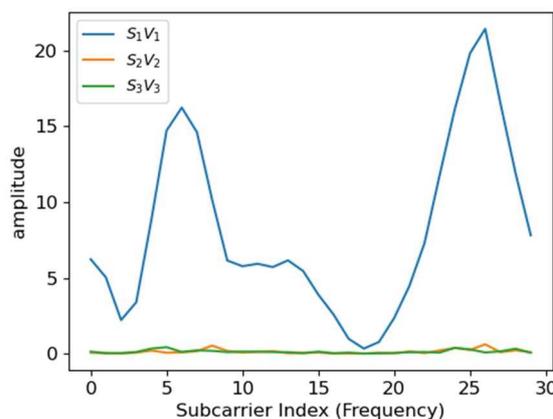


Fig.3 CSI の SVD 解析 (上:無人, 下:位置 Z 歩行時)

そこで、SVD にて得られた特異値を入力データとして学習した 2 次の SVM モデルを評価したところ、Table 1 のデータセットに対する精度は 94%であった。テストデータに対する混同行列 Fig.4 から、実験室内で人が動いている (位置 Y および Z での歩行状態 (walk)) クラスと室内が無人 (none) であるクラスは 100%の精度で分類できたことが分かる。また、Y と Z のクラス判別結果から

動作位置も 99%と高い精度で分類ができた。一方で、人が室内で静止しているクラス（位置 A にて立位での静止状態(Standing)）と無人のクラスの判別は 89%程度の精度となり、検出精度が明らかに低い。

人の動きを検出する本モデルで、静止状態にある人を

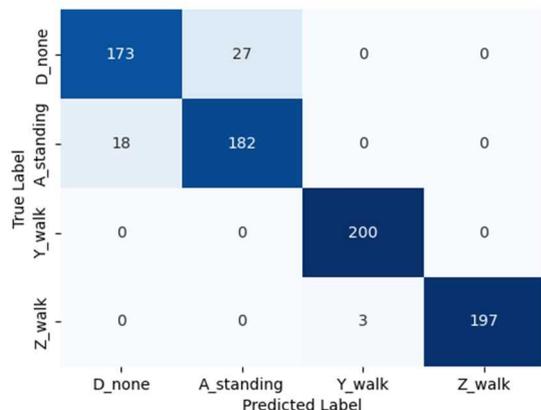


Fig. 4 SVMモデルの評価結果

検出できるかを検証するため、追加で2パターンのデータセットを用意した。パターン1は、立位の状態で、位置A~Cに静止した場合と無人の4クラスを用意した。パターン2では、位置Aで、立位の他に、床上での仰臥位(lie)やプラスチック製の椅子に着座した座位(sit)の3通りの静止姿勢と無人の4クラスを用意した。クラスの内容を除き、条件はTable 1と同様とした。

評価の結果として、テストデータに対する混同行列を



Fig. 5 SVMモデルの評価結果(パターン1)

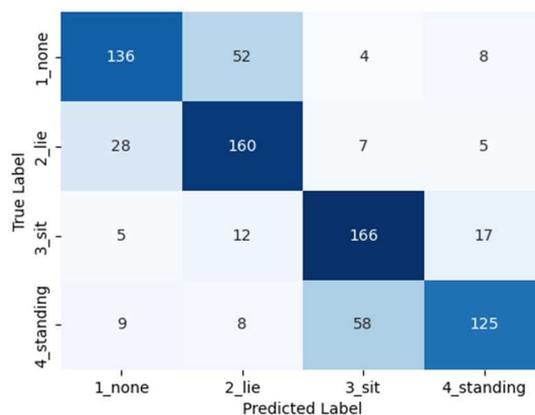


Fig. 6 SVMモデルの評価結果(パターン2)

Fig. 5 と Fig. 6 に示す。パターン1と2のデータセットに対する精度は 60%と 73%で、本モデルによる静止状態にある人の検出精度は低いことがわかった。クラス間の結果を確認すると、Fig. 5 から位置 A と C は、位置 B に比べて無人との判別精度が高く、立ち位置によって無人との判別精度が変わることが分かった。よって、本モデルを変更することなく、アンテナを含め AP と RX の配置を最適化することで検出精度の向上が見込める。また、Fig. 6 のとおり、静止状態の中でも仰臥位と無人の判別精度が特に低く、床上での仰臥位は人の検出が難しい姿勢であることが分かった。

3.2 呼吸数の検出による人物検出

人の動き検出による人物検出では、静止状態にある人の検出が難しいため、別のアルゴリズムとして呼吸数の検出による人物検出を検討した。呼吸数の検出は、医療や福祉分野への応用が期待されるため、研究開発が盛んに行われている。本稿では、FFT によるピーク検出によって、呼吸数の検出を行った検討結果を示す。

呼吸数の検出では 0.1Hz 付近の周波数成分を算出する必要があることから、時間窓長 30s の CSI データを取得した。そして、3.1 で検討した人の動き検出法との併用も考えられることから、CSI データのサンプリング周期を 10ms とした。しかし、呼吸周波数に対しては、サンプリング周期が高分解能であるため、ダウンサンプリングおよびフィルタリングの前処理を行った。データから検出された呼吸数は、19~24 回/分との計算結果となり、標準的な成人の呼吸頻度^[5]とほぼ一致し、呼吸数検出アルゴリズムの妥当性を確認した。

本手法により、呼吸数が算出できた場合は有人とし、算出できなかった場合は無人として人物検出を行った。テストデータに対する評価結果を Table 2 に示す。ここで、歩行動作のルートは、Y または Z のいずれかである。そして、静止状態時および定位置でのジョギング、定位

置での不規則な動きの立ち位置は、位置 A~C のいずれかである。不規則な動きでは、腕の上げ下げや捻り、足

の向上に向けた検討を進める。また、県内企業や社会のニーズ沿った用途への適用を目指した研究開発を行う。

Table 2 呼吸数検知による人物検知の評価結果

| 状態 | 詳細 | 呼吸検知回数 | 観測回数 | TPF(%) |
|----------------|---|--------|------|--------|
| 無人 | none | 0 | 16 | 100 |
| 無人→有人 | 入室(In) | 6 | 6 | 100 |
| 有人 (static) | 仰臥位(lie) | 0 | 4 | 0 |
| | 座位(sit) | 6 | 14 | 43 |
| | 立位(standing) | 17 | 24 | 71 |
| 有人 (move) | 定位置でジョギング (jogging on the spot) | 7 | 9 | 78 |
| | 定位置で不規則な動き (random movements on the spot) | 5 | 6 | 83 |
| | 歩行(walk) | 17 | 17 | 100 |

の屈伸などの動作を不規則に行いながら、データを取得した。入室の動作では、1名の被験者が1度だけ入室して室内に留まったデータを取得した。また、歩行の動作のルートは、YまたはZのいずれかである。

検証の結果、本手法では、静止状態時の検出精度が低く、特に床上での仰臥位については検出できなかった。一方で、無人や入室の動作は、100%の精度で検出でき、動作状態の検出精度も78%以上と静止状態に比べて高かった。

呼吸数検知については、人物検知の他に体調管理や睡眠状態の把握などの応用用途が見込めるため、仰臥位や座位での精度を向上する必要がある。データ取得数を増やしつつ、今後も検出方法の見直しを進めていく。

4. まとめ

無線センシング技術の中で注目を集めているWi-Fiセンシングについて、実証環境の構築を行い、代表的なタスクである居室内の人物検出について検証を行った。検証では、社会実装を踏まえ、学習および推論コストの低い2つの手法を検討した。まず、SVDで得られた特徴量からSVMで人の動きを検出する手法を評価し、居室内で動作状態にある人を検出できることを確かめた。一方で、人が静止状態にある場合の検出精度が低いことが分かった。静止状態の人物を検出するため、別の手法としてFFTを用いた呼吸数の検出から人物を検出する手法を評価した。評価の結果、計算アルゴリズムの妥当性は確認できたが、静止状態にある人物の検出精度は低く、特に床上での仰臥位では、検出することができなかった。

技術調査および検討の中で、人物検出および呼吸数の検出は、無線センシングにおける代表的なタスクであり、適用が期待される応用用途の幅も広いことが分かった。加えて、他タスクにも共通する基盤となる前処理や機械学習アルゴリズムが関係しているため、今後も検出精度

参考文献

- [1] D. Halperin, W. Hu, A. Sheth, and D. Wetherall, "Tool Release:Gathering 802.11n Traces with Channel State Information," ACM SIGCOMM CCR, p. 53, 2011.
- [2] Y. Xie, Z. Li, and M. Li, "Precise Power Delay Profiling with Commodity WiFi," Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, p. 53-64, 2015.
- [3] S. M. Hernandez and E. Bulut, "Lightweight and Standalone IoT Based WiFi Sensing for Active Repositioning and Mobility," Proceedings of IEEE 21st Int. Symp. World Wireless, Mobile Multimedia Netw. (WoWMoM), p. 277-286, 2020
- [4] Interface2022年9月号, CQ出版社, p. 39-47, 2022
- [5] エビデンスに基づく症状別看護ケア関連図 第3版, 中央法規出版, p. 18, 2023