

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2報）

竹中智哉
電子・情報担当

Research on Object Recognition Technology Utilizing AI and Radio Signals(2nd Report)

Tomoya TAKENAKA
Electronics and Information Section

要 旨

県内における Wi-Fi を活用したセンシング（Wi-Fi センシング）技術への関心の高まりを受け、昨年度より技術調査を兼ねた研究開発に取り組んできた。本年度は、居室内における人物検知アルゴリズムの改良を行い、昨年度の課題であった立位静止人物の検知を可能にした。さらに、本技術の社会実装を推進するため、IEEE 802.11ac/ax 規格に対応した既設デバイスを活用し、センシングに必要なデータを収集できる環境を構築した。加えて、新たな応用展開を視野に、先行研究をもとに CNN(Convolutional Neural Network)による姿勢推定の精度を検証し、時系列と顔座標の相関を活用した後処理により、さらなる精度向上を達成した。

1. はじめに

近年、高速無線通信の発展により、無線デバイスの普及と低価格化が進んでいる。この結果、RGB カメラや LiDAR、赤外線センサと比べて秘匿性や適用範囲の面で優れる無線センシング技術が広まりつつある。特に、既存インフラの活用が見込まれる Wi-Fi センシングは、2025 年 6 月に無線 LAN 規格 IEEE 802.11bf として標準化が予定され、様々な分野での応用が期待されている。こうした動向を受け、複数の県内企業が Wi-Fi センシングに関心を寄せており、昨年度から技術調査と技術基盤の蓄積を進めている。

本年度は、Wi-Fi センシングの実用化に向けた技術検証を行い、居室内における人物検知アルゴリズムの改良に取り組んだ。特に、昨年度の課題であった立位静止人物の検知を可能にするとともに、IEEE 802.11ac/ax 規格に対応した既設デバイスを活用し、センシング環境を構築した。また、新たな応用展開を視野に、先行研究をもとに CNN による姿勢推定の精度を検証し、時系列と顔座標の相関を活用した後処理により、さらなる精度向上を検討した。以下に、詳細について述べる。

2. 居室内の人物検知

昨年度の検証^[1]では、動きの検知によって居室内の人物を識別し、動作中の人物は検知できたものの、静止時の検知精度は低かった。

検証結果の分析により、アンテナと人物の位置関係および無線データ CSI (Channel State Information: 伝搬チャネル状態情報) の取得タイミングによっては、人物を検知できることが確認された。そこで、Cython を活用して、CSI 取得から動きの特徴量の抽出、可視化までの処理を最適化することでリアルタイム処理を実現し、最適なアンテナ配置や CSI の取得タイミングと人物検知の関係を探索可能とした。さらに検証を進めた結果、SVD(Singular Value Decomposition: 特異値分解)による次元削減を適用し、CSI から抽出した特異ベクトルの時間変化を一定期間観測することで、人物検知が可能であることを明らかにした。この知見をもとに、従来 SVM を用いていた動きの検知手法を、スライディングウィンドウ (SW) 内での閾値判定へと変更した。

改良した人物検知アルゴリズムの性能を評価するため、昨年度と同様の実験環境で検証を行った。実験環境のレイアウトは Fig.1 に示し、図中には静止した人物の立ち

位置を記している。被験者は昨年度と同じ1名とし、アクセスポイント (AP) 1 台と受信デバイス (RX) 1 台を用いた 3×3 の MIMO 通信 (IEEE 802.11n, 中心周波数 5GHz 帯, 帯域幅 20MHz, サブキャリア数 30) の環境下で, Linux 802.11n CSI Tool^[2]を用いて 10ms 周期で CSI を取得した。なお, 送受信デバイスのアンテナ間隔はともに 9.5cm とした。

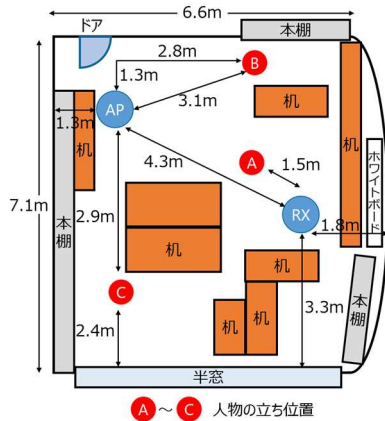
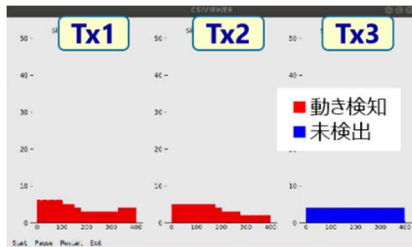


Fig. 1 人物検知 実験環境のレイアウト図

SW の時間幅を 30 秒として評価した結果, Fig. 2 に示すように, 昨年度は検知精度が低かった位置 B を含め, 位置 A~C のすべてで人物の検知が可能となった。また, アンテナの配置や SVD の時間窓を適切に調整することで, SW の時間幅を短縮できる可能性が示唆された。



(a) 抽出した特異ベクトルの時間変化



(b) 実験風景

Fig. 2 人物の検知例 (位置 B 立位静止)

3. 11ac/ax 規格機器からのデータ取得

IEEE 802.11bf 規格が標準化されれば, 市販の Wi-Fi 機器で CSI を取得できるようになると期待される。しか

し, 令和 7 年 3 月現在では CSI の取得方法が限られており, 特定のデバイスやファームウェアの変更が必要となる。そこで, 研究成果を市販の Wi-Fi デバイスに適用することを考慮し, オープンソースを活用して, 現在の主流規格である IEEE 802.11ac/ax 対応のデバイスから CSI に相当するデータを収集する環境を構築した (Fig. 3)。

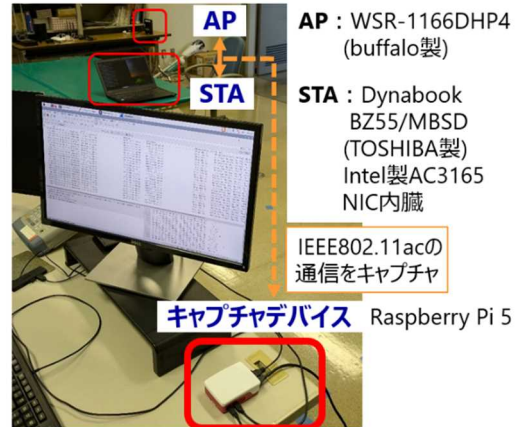


Fig. 3 11ac/ax 規格機器からのデータ取得環境

IEEE 802.11ac/ax に準拠する多くのデバイスは, CSI を圧縮した形式である VHT Compressed Beamforming Report (CBR) を AP に送信する。CBR は CSI をもとに算出された情報であり, 復元した電波伝搬情報をセンシングへ応用できることが報告されている^[3]。

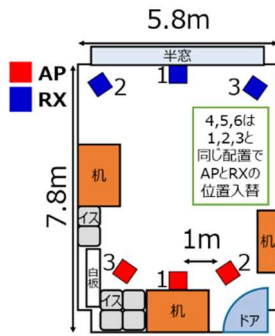
CBR の取得には, センシングを行う AP や STA (AP に接続された端末) に変更を加える必要がなく, 近傍に配置した Wi-Fi インターフェイスを搭載したデバイスをモニターモードで運用し, パケットをキャプチャする方法がある。そこで, Raspberry Pi 5 に Nexmon^[4]によるファームウェアパッチを適用し, モニターモードでの動作を可能にした。さらに, Wireshark を用いてパケットキャプチャを実施し, WiPiCap^[5]をインストールすることで, CBR から電波伝搬情報である V 行列を復元できることを確認した。

4. AI を活用した姿勢推定

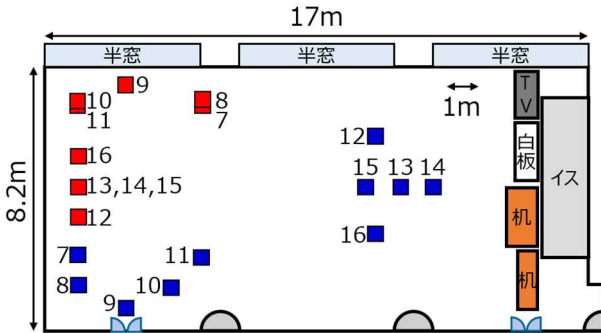
CSI を利用した姿勢推定手法として, 深層学習を用いる方法が検討されている^[6]。深層学習の分野では, Transformer などの新たなモデルが各領域で革新をもたらしている一方で, CSI を用いたタスクにおいては, 性能と計算コストのバランスの観点から, 従来手法である CNN の有用性が引き続き示されている^[7]。そこで, 新たな応用展開を見据え, 先行研究を踏まえて CNN を用いた姿勢推定の精度を検証するとともに, 時系列と顔座標の相関を活用した精度向上手法の評価を行った。

4.1 システム構成

従来手法として, ResNet18 ベースの WiSPPN モデルを適用し, 同様の機材とシナリオで検証を行った^[6]. Fig. 4 に示す 2 部屋 16 シーンにおいて, 人物検知時と同じ送受信機 (3×3MIMO, アンテナ間隔 9.5cm, サブキャリア数 30, 帯域幅 20MHz, 中心周波数 5GHz 帯) を設置し, 8 名の被験者が 1 人ずつ入室して, 日常生活を想定したランダムな動作を行った. 動作中の CSI データは, Linux 802.11n CSI Tool を用いて 10ms 間隔で取得した. また, 送信アンテナ近傍に設置した web カメラで撮影した映像を AlphaPose^[8] で処理し, 教師データとして 18 の信頼度付き関節点を 20fps で取得した. さらに, CSI データと教師データの時系列を対応させるため, CSI の取得データ 5 回分 (50ms 相当) を 1 セットとして同期をとったデータセットを作成した.



(a) 部屋 A



(b) 部屋 B

Fig. 4 姿勢推定 実験環境のレイアウト図
(番号はシーン No., 計 16 シーン 各シーン 8 名)

4.2 提案手法

WiSPPN モデルは, 汎化能力を高めるために, 関節点の座標と信頼度に加えて, 関節点間の変位と信頼度を埋め込んだ pose adjacent 行列(PAM)を回帰により求める仕組みとなっている. PAM は, 式(1)によって生成される $3 \times 18 \times 18$ の行列であり, x' , y' および c' から構成される.

$$x'_{i,j} = \begin{cases} x_i - x_j, & i \neq j \\ x_i, & i = j \end{cases} \quad c'_{i,j} = \begin{cases} c_i \times c_j, & i \neq j \\ c_i, & i = j \end{cases} \quad (1)$$

ここで, x_i , x_j は各関節点の x 座標, c_i , c_j は各関節点の信頼度, $i, j \in \{1, 2, \dots, 18\}$ を表す. y' は, x' の生成方法と同様に生成される. Fig. 5 に示すとおり, 関節点の順序付け規則により, 鼻座標は, 他の顔座標から離れた順序となっており, 同行列においても隣接しないことから, CNN のカーネルサイズでは十分に対応できず, 検出精度の低下に繋がる恐れがある. そこで, 推論の結果, 近似的な上肢の長さ (右肩から左腰までの距離) の 0.5 倍よりも鼻から目までの距離が長い場合には, 誤検出の可能性が高いと判断し, 両目の中間点にあたる位置に鼻座標を補正する後処理を行う. また, 本データが時系列である特徴を活かして, 移動体の自己位置推定で用いられるカルマンフィルタにより平滑化を行う. これらの後処理は, カルマンフィルタから鼻座標の補正の順に適用する.

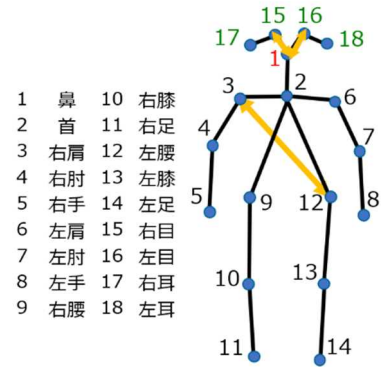


Fig. 5 AlphaPose によって作成される関節点

4.3 評価結果

学習には 102,400 件, 検証には 30,634 件のデータを使用した. 類似姿勢の学習の有無による精度の違いを評価するため 2 種類の方法を採用した. 評価方法 a では, 全データ 252,451 件のうち, 前半 80% にあたる 201,343 件のデータから学習データをランダムに抽出した. 評価方法 b では, 全データから, 学習データをランダムに抽出した. 検証データは, 後半 20% にあたる 51,108 件のデータから, 学習に使用したものを除いてランダムに選定し, 評価方法 a, b とともに同じデータを用いて検証を行った. 評価指標には, 式(2)に示す推定座標と正解座標の距離が閾値以下となる割合を表す PCK@0.5 を用いた.

$$PCK_i@0.5 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I \left(\frac{\|p_{a_i} - g_{t_i}\|_2}{\sqrt{(rh_x - lh_x)^2 + (rh_y - lh_y)^2}} \leq 0.5 \right) \quad (2)$$

ここで, α は閾値, N はテストフレームの総数, p_{a_i} は推定座標, g_{t_i} は真値座標, rh は右肩の座標, lh は左腰の座標を表す. 閾値 0.5 は, 右肩から左腰までの距離を基準に設定した. Table 1(1), Fig. 6(a) に示すように, 従来手

Table 1 PCK 評価結果

No.	関節点	従来手法 評価方法 a (1)	従来手法 評価方法 b (2)	提案手法 評価方法 b (3)
1	鼻	0.48	0.70	0.80
2	首	0.55	0.78	0.80
3	右肩	0.53	0.79	0.80
4	右肘	0.38	0.71	0.73
5	右手	0.27	0.59	0.62
6	左肩	0.56	0.82	0.84
7	左肘	0.41	0.75	0.78
8	左手	0.30	0.62	0.65
9	右腰	0.62	0.85	0.86
10	右膝	0.63	0.85	0.86
11	右足	0.59	0.81	0.83
12	左腰	0.62	0.85	0.86
13	左膝	0.63	0.85	0.86
14	左足	0.58	0.81	0.83
15	右目	0.50	0.79	0.81
16	左目	0.49	0.78	0.80
17	右耳	0.49	0.77	0.79
18	左耳	0.47	0.73	0.75
平均		0.51	0.77	0.79



(a) 従来手法 Table1 (1)



(b) 従来手法 Table1 (2)



(c) 提案手法 Table1 (3)

Fig.6 姿勢推定例

法の未学習データに対する全関節点の平均 PCK は 0.51 であり、人物位置は推定できたが、姿勢推定の精度は低かった。一方で、評価方法 b に変更した結果、PCK は 0.77 に改善した (Table 1, Fig.6(b))。これは、従来手法で学習と検証のデータに、同一の部屋や人物、類似の姿勢を含めることで精度向上が見込めることを示唆している。さらに、学習データの変更に加えて提案手法を適用した結果、PCK は 0.82 まで向上し、後処理の有用性が確認された (Table 1, Fig.6(c))。なお、鼻座標は顔の中で最も精度が低く、補正により鼻座標の PCK が 0.70 から 0.80 へ改善した。また、鼻座標を除く 17 関節点の平均 PCK は約 0.02 改善しており、カルマンフィルタによる精度向上の効果も確認できた (Table 1)。

5. まとめ

本研究では、Wi-Fi センシングの実用化に向けた技術検証を行い、居室内における人物検知アルゴリズムの改良に取り組んだ。リアルタイムでの検知を実現し、動きの検知手法を SW 内での閾値判定に変更した結果、昨年度の課題であった立位静止人物の検知が可能となった。さらに、IEEE 802.11ac/ax 規格に対応した既設デバイスを活用したセンシング環境を構築できた。また、新たな応用展開を見据え、CNN による姿勢推定の精度検証を行い、時系列情報と顔座標の相関を活用した後処理の有効性を確認した。

これらの成果により、Wi-Fi センシングの精度向上と応用可能性が示され、今後の実用化に向けた重要な知見を得ることができた。今後は県内企業や社会のニーズを踏まえ、さらなるアルゴリズムの改良や、異なる環境・条件下での検証を進めることで実用性向上の可能性を探る。

謝 辞

IEEE 802.11ac/ax 規格に対応した既設デバイスを活用したセンシング環境を構築するにあたり、九州大学 牟田修教授には、貴重なご助言を賜りました。また、同研究室の学生の皆様にも多大なご協力を頂きました。ここに深く感謝の意を表します。

参考文献

- [1] T. Takenaka and R. Hamano, “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),” 大分県産業科学技術センター令和 5 年度研究報告書, p. 9–12, 2024.
- [2] 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.

[3] O. Muta, K. Takata, K. Noguchi, T. Murakami, and S. Otsuki, “Device-free WLAN based indoor localization scheme with spatially concatenated CSI and distributed antennas,” IEEE Transactions on Vehicular Technology, p. 852-865, 2023.

[4] M. Schulz, D. Wegemer, and M. Hollick, “Nexmon: The c-based firmware patching framework,” <https://nexmon.org>, 2017.

[5] S. Kato, T. Murakami, T. Fujihashi, T. Watanabe, and S. Saruwatari, “{CBR-ACE}: Counting Human Exercise using {Wi-Fi} Beamforming Reports,” Journal of Information Processing, p. 66-74, 2022.

[6] F. Wang, S. Panev, Z. Dai, J. Han, and D. Huang, “Can WiFi estimate person pose?,” arXiv preprint arXiv:1904.00277, 2019.

[7] J. Yang, X. Chen, H. Zou, CX. Lu, D. Wang, S. Sun, and L. Xie, “SenseFi: A library and benchmark on deep-learning-empowered WiFi human sensing,” arXiv preprint arXiv:2207.07859v3, 2023.

[8] H. Fang, S. Xie, Y. Tai, and C. Lu, “RMPE: Regional Multi-person Pose Estimation,” IEEE ICCV, p. 2334-2343, 2017.