

複数台のデバイスとの Wi-Fi チャンネル状態情報を用いた人物認識の検討

Person Recognition Using Wi-Fi Channel State Information With Multiple Devices

馬淵 大泰[†]谷口 義明^{‡,§}白浜 公章[‡]

Taishin Mabuchi

Yoshiaki Taniguchi

Kimiaki Shirahama

1. はじめに

家庭環境のような屋内において人物を測位・認識する研究が盛んに行われている。屋内における人物認識技術は、それぞれのユーザに対して異なる対応を可能とし、スマートホームのサービス拡充や特定の部屋に対するセキュリティなどに応用できる。人物認識手法として、カメラで取得した顔画像を用いる手法やユーザに加速度センサを装着して歩行速度の違いから個人を推定する手法等が報告されているが、カメラを使用することによるプライバシー侵害や、装着する端末によってユーザに負担がかかることが課題である。

一方、近年スマートフォンや IoT 機器の普及により Wi-Fi の需要や導入エリアが増加している。また、Wi-Fi 機器がデータを送受信する際に用いる電波を使って人の侵入検知や周囲の人の数などを計測する取り組みが行われている。既存の Wi-Fi 機器を用いて人物認識ができれば、カメラやセンサを用いる手法と比べて設備の導入コストを抑えることが可能である。また、ユーザに特定の機器を装着する必要がなく、ユーザにかかる負担が軽減される。

我々は Wi-Fi 送受信機器から得られる Wi-Fi チャンネル状態情報 (Channel State Information: CSI) を用いて人物認識を行うことを検討している [1]。CSI とは Wi-Fi 無線通信において送受信機間の伝搬路の状態を表したものである。IEEE 802.11n 以降の Wi-Fi 規格で採用されている MIMO (Multiple Input, Multiple Output) では、送受信機がそれぞれ複数のアンテナを用いるために送受信アンテナの組み合わせ毎に電波の伝搬路が異なる。また、Wi-Fi 規格で採用されている伝送方式の OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) は、複数のサブキャリアを用いてデータを転送する。そのため、IEEE 802.11n では、アンテナの組み合わせごと、各サブキャリアごとの電波の伝搬路の状態を取得できる。Wi-Fi 電波は生体を通することで遮断あるいは減衰するため、CSI を用いることで人物認識に有用な多次元データが取得可能である。

CSI を用いた人物に関する認識の研究は多岐にわたる [2]。人物の位置推定 [3]、ジェスチャ認識 [4]、屋内環境での人数推定 [5]、キーボード入力の取得 [6]、スマートフォン等のモバイル端末の入力の取得 [7]、などさまざまな研究が行われている。また、CSI を用いて人物認識を行う研究もある。Xin らは、Wi-Fi 電波の伝搬経路を限定し、そこを人が通る際に

発生する CSI の変化を基に人物認識を行うことを検討している [8]。Wang らは Residual Network の入力に CSI を用いることで得た特徴データと、体組成計で取得した人物の生体データを基に人物認識を行うことを検討している [9]。これらの先行研究は、いずれも高い精度で人物認識を行えることを示しているが、動いている人を対象としているため利用シーンが限られる、CSI データ以外の情報が必要なため実用化の際の敷居が高くなる、などの課題がある。

我々はこれまでに、無線 LAN アクセスポイント 1 台と計測用 PC 1 台の間の Wi-Fi 通信から得られる CSI データを用いた人物認識に取り組んできた [1]。実験では室内を想定し、アクセスポイントを部屋の壁上部に設置し、その対角にある机の上に計測用 PC を設置し、アクセスポイントから送信される Wi-Fi フレームを用いて CSI データを収集した。CSI データの取得には、Halperin らが開発した CSI Tool [10] を用いた。獲得したデータから、室内の人の有無、在室人数、個人識別について検証を行い、非線形 SVM を用いた機械学習を用いることにより、高い精度で推定が行えることを示した。

本研究では室内に複数の Wi-Fi 端末が設置されることを想定し、それらを活用することで認識精度を向上させることが可能であるか検討する。近畿大学 38 号館にある研究室の隅に 12 台の端末を設置し、それらの端末から送信される Wi-Fi フレームを計測用 PC で受信することにより、CSI データを収集する。また、実際の研究室活動で得られた実データを基にして人物認識の精度を評価する。人物認識に用いる機械学習の手法としては多層パーセプトロン (以降 MLP) を使用する。

本稿の以降の構成は以下のとおりである。2 章で CSI データを取得する実験環境について説明する。3 章で取得した CSI データから人物認識を行った場合の結果の説明を行う。最後に 4 章でまとめと今後の課題を述べる。

2. 実験内容

本研究では、複数台の端末から CSI データを取得し、大学の研究室を利用する学生を対象とした人物認識が可能であるか実験を行う。実験環境としては文献 [11] と同様の環境を構築した。実験のために Intel 5300 を搭載した計測用 PC (Let's Note CF-B11) 1 台と、Raspberry Pi 3 MODEL B (以降、端末) を 12 台用意した。図 1 に示すように、研究室内 (近畿大学 38 号館 3 階 N317) の四隅にそれぞれ支柱を立て、一つの支柱に対して 3 台の端末を設置する。設置する 3 台の端末はそれぞれ床から一定の高さに変えて固定した。計測用 PC は先行研究 [1] と同じく室内の隅にある机の上に設置した。定期的に CSI データを取得するために、計測用 PC から 1 秒毎に宛先となる端末を切り替えて ICMP Echo Request フレームを送信し、全ての端末から定期的に ICMP Echo Reply フレームを受信するようにした。また、各時刻において研究室内にいる人物

[†] 近畿大学大学院総合理工学研究科, Kindai University, Graduate School of Science and Engineering

[‡] 近畿大学理工学部, Kindai University, Faculty of Science and Engineering

[§] 近畿大学情報学研究所, Kindai University, Cyber Informatics Research Institute

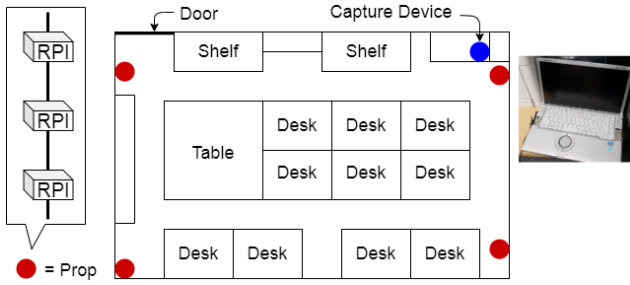


図1 研究室レイアウト

情報を取得するために研究室出入口のドアにカメラを設置し、研究室内に対象の人物がいる場合を1、いない場合を0として手動で入退室情報を記録した。

実験では端末に内蔵された Wi-Fi チップを使用する。対応する無線周波数帯は 2.4GHz 帯であり、サブキャリア数は 30 である。実験で使用した計測用 PC の受信アンテナ数は 3、端末の Wi-Fi チップの送信アンテナ数は 2 であるため、1 つの無線フレームを受信すると $3 \times 2 \times 30 = 180$ 次元のデータとなる。本研究では最大 12 台の端末から無線フレームを取得するため、最大 2160 次元の CSI データが得られる。なお、CSI Tool で取得できる CSI データは複素数で表現されるが、本研究では単純にその絶対値を用いる。実験では、無線フレーム受信で得られる 2180 次元の CSI データを特徴量データ、研究室に設置したカメラ情報から得た在室人物のデータをラベルデータとして 1 つのサンプルとする。2020 年 1 月 27 日、1 月 29 日、2 月 3 日の 3 日間にわたって 1 日 8 時間のデータ取得を行い、約 1 万のサンプルを取得した。なお、データ収集期間中に研究室を利用した学生は 7 名おり、最大で 4 名が同じ時間帯に在室していた。

本研究では、これらのデータセットを用いて機械学習を行い、研究室に在る人物認識の精度の検証を行った。機械学習の手法としては多層パーセプトロン (以降 MLP) を使用した。手法は、Google Colab 環境の TensorFlow 2.2.0 を使って実装した。出力層の活性化関数にシグモイド関数、モデルの損失関数に二値の交差エントロピーを使用した。シグモイド関数の出力 σ は 0 から 1 の実数値をとる。最適化関数には Adam を使用し、学習率を 10^{-4} とした。また、今回使用するデータセットに合わせて評価関数を定義した。評価関数では σ を四捨五入することで二値データ $\sigma' \in \{0, 1\}$ に変換する。その後 σ' と対象のラベルデータが一致しているかを評価する。さらに、先行研究 [1] で使用した CSI のデータセットを用いて学習モデルを構築するハイパーパラメータを調整した。Dense 層の出力数に 2 の冪を与えてパラメータを探索したところ、図 2 に示している 3 つのモデルで誤差が 0.02 を下回り、正解率が 0.98 を超えた。ここで、Dense 層の活性化関数には正規化線形関数 (ReLU) を使用している。これらの有効なモデルのうち、本稿では、実行速度の点からモデル A を使用して評価を行った。本研究では、データセットのうち 70% を学習データ、15% をテストデータ、15% をバリデーションデータとして取り扱った。また、バッチサイズを 32、エポック数を 100 として学習を行い、同じバッチサイズで学習の評価を行った。

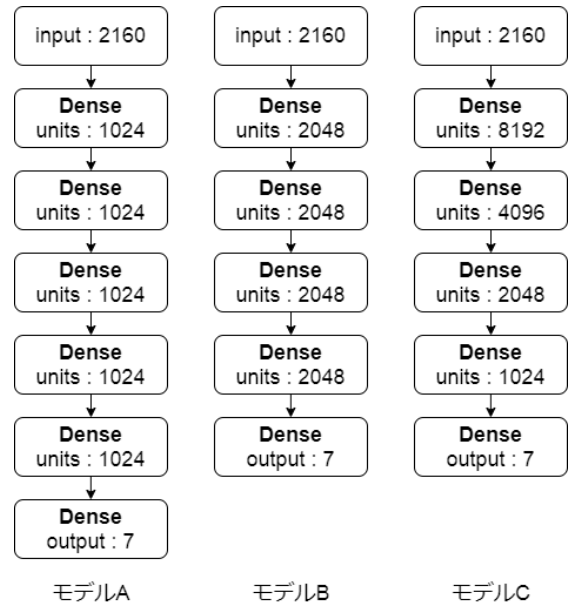


図2 学習モデルの構造

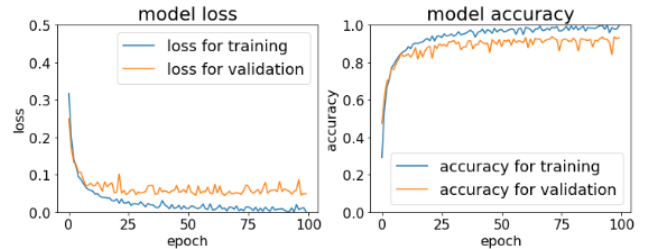


図3 12 台の端末を使用したデータセットでの学習曲線

3. 結果・考察

図 3 に、全 12 台の端末から得られる 2160 次元の CSI データを図 2 のモデル A の入力に用いた場合の学習曲線を示す。図中、左のグラフは、試行回数であるエポック数に対する損失関数の出力である誤差を示す。右のグラフはエポック数に対するモデルの予測の正解率を示す。グラフの青線は学習データによる結果、橙線はバリデーションデータによる結果を示している。図 3 から、損失関数が収束するに伴い正解率が向上しており、このモデルでの学習が良好であることが分かる。この学習モデルの評価をテストデータを用いて行ったところ、誤差は 0.064、正解率は 0.921 であった。

続けて、複数台の端末から得られる CSI データを用いる場合と 1 台の端末から得られる CSI データのみを用いる場合で、精度にどのような影響があるか検証を行った。図 4 に 1 台の端末のみから獲得した CSI データセットによる学習曲線をまとめたものを示す。図 4 では、図 3 と同様のグラフを 12 台それぞれの端末ごとに出力している。学習データによる結果 (青のグラフ) とバリデーションデータによる結果 (橙のグラフ) の差異に注目すると、1 台の端末のみから獲得した CSI データを用いる場合 (図 4) の差異は、12 台の端末から獲得した CSI データを用いる場合 (図 3) の差異と比べて大きい。このことから、1 台の端末のみから獲得した CSI データを用いる場合、モデルの学習は良好であるが、複数台の端末を用いた場合と比較する

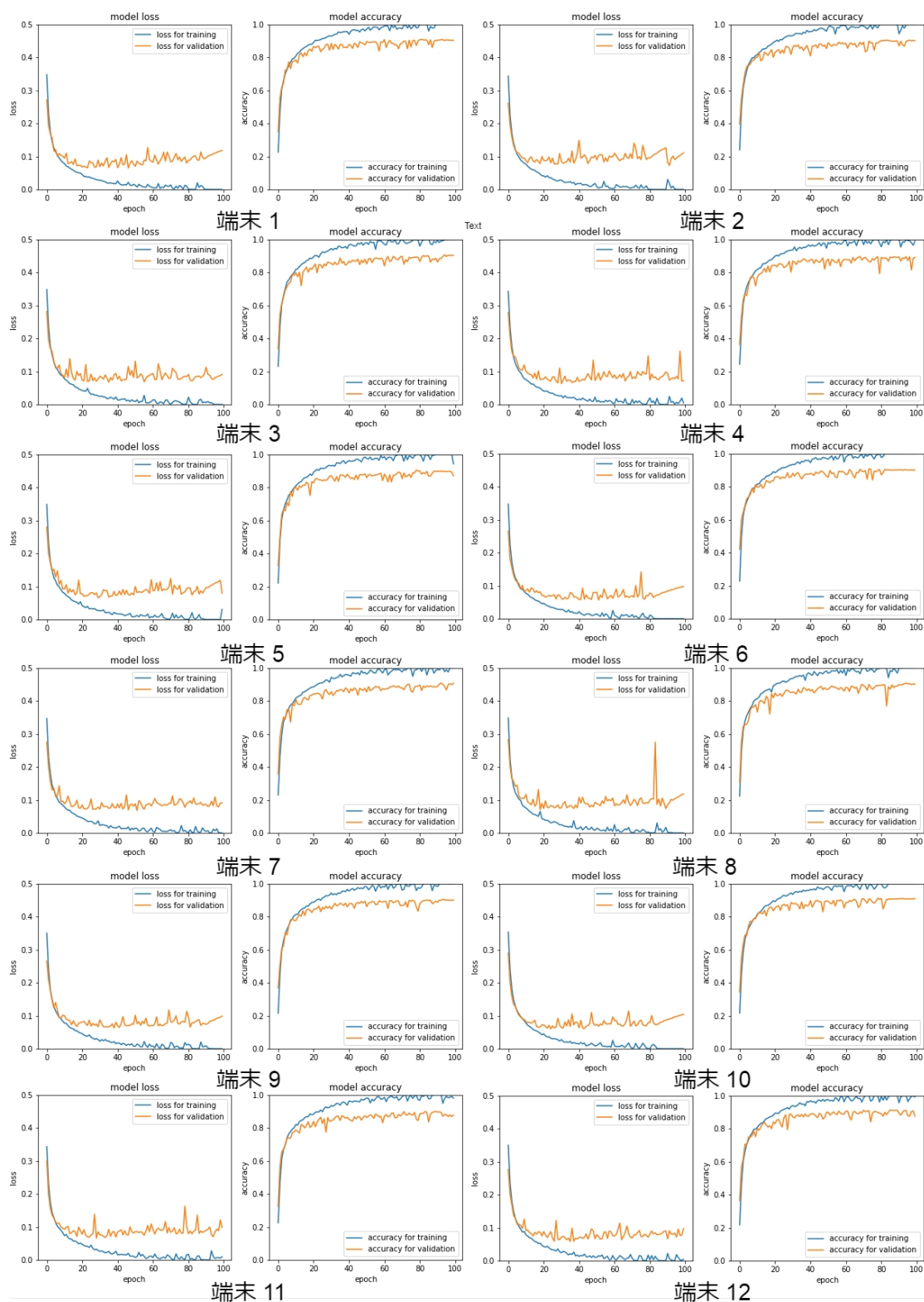


図 4 12 台それぞれの端末を使用したデータセットでの学習曲線

表1 学習モデル別の評価結果

	誤差	正解率
全端末	0.063	0.921
端末 1	0.097	0.896
端末 2	0.110	0.898
端末 3	0.105	0.909
端末 4	0.069	0.906
端末 5	0.085	0.869
端末 6	0.135	0.900
端末 7	0.085	0.909
端末 8	0.105	0.910
端末 9	0.112	0.908
端末 10	0.126	0.888
端末 11	0.099	0.872
端末 12	0.098	0.883

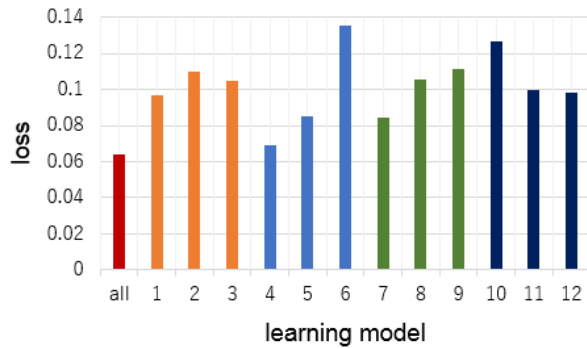


図5 学習モデル別の誤差

と学習時の精度が低下していることが分かる。

これら1台の端末のみから得られるCSIデータを使用した場合の学習モデルにテストデータを用いて評価した結果を表1に示す。表では、複数台の端末を使用した場合の評価結果も併せて示している。また、誤差を図5に、正解率を図6に示す。さらに、研究室を利用した学生の座席と、利用時間が長い順に昇順に番号を付けたものを図7に示す。図7中の支柱の色分けと、図5と図6の棒グラフの色は対応しており、図7中、同じ支柱に取り付けられた端末から得られたCSIデータを用いた結果は、支柱と同じ色で記している。これらの結果より、1台の端末から得られるCSIデータのみを用いて人物認識を行う場合と比較して、全ての端末から得られるCSIデータを用いる方が、誤差が低くなり、正解率が高くなることが分かる。また、学生の座席と端末を設置した支柱の位置関係が影響すると考えていたが、端末1, 2, 3のように端末と計測用PCの間に学生がいる場合と、端末7, 8, 9のように学生が端末と計測用PCの間を通らない場合の正解率を比較すると、極端な差はなく、端末の位置が人物認識の精度に与える影響が少ないことが分かった。一方で、研究室のドア付近にある紫の支柱に設置された端末の正解率が、計測用PCのすぐ側にある緑の支柱に設置された端末の正解率より低い。ドア付近は人の移動が多く発生するところであり、その影響を受けるものと考えられる。

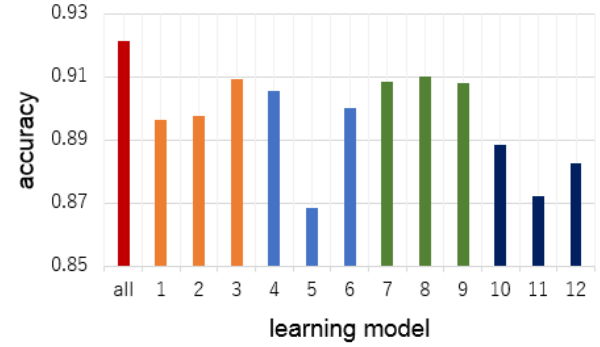


図6 学習モデル別の正解率

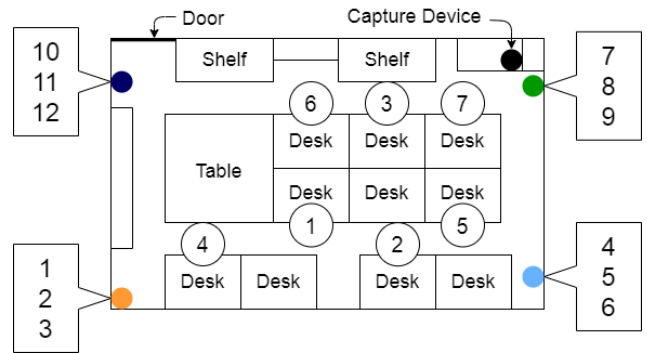


図7 利用時間順の座席および支柱の色分け

4. まとめと今後の課題

本研究では、複数のWi-Fi端末と計測用PCの間の通信から取得できるWi-Fiチャンネル状態情報を用いて、在室している人物が誰であるかについてを認識することを考えた。また、研究室内でWi-Fiチャンネル状態情報を取得するための環境を構築し、実データを用いて機械学習による分析を行った。その結果、12台の端末から得られるCSIデータを用いることにより最大92.1%の認識精度が得られること、1台の端末から得られるCSIデータのみを使用する場合と比較して高い精度が得られることを示した。

今後の課題として、今回使用した12台の端末のうち、どの端末が有効であるか重み付けを行うことで、精度の向上につながると考えられる。また、長時間動かない静的な人物に対する認識は有効だが、頻繁に動く人物の認識精度は高くないことが予想されるため、取得したCSIに対するノイズフィルタリングや、より複雑で深いニューラルネットワークの構築が必要であると考えられる。

謝辞

本研究の一部は科学研究費(19K11934)および令和2年度近畿大学学内研究助成金(SR08)の助成を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] T. Mabuchi, Y. Taniguchi, and K. Shirahama, "Person recognition using Wi-Fi channel state information in

- an indoor environment,” in *Proceedings of IEEE ICCE-TW 2020*, Sep. 2020.
- [2] S. Yousefi, H. Narui, S. Dayal, S. Ermon, and S. Valaee, “A Survey on Behavior Recognition Using WiFi Channel State Information,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 55, no. 10, pp. 98–104, 2017.
- [3] 福島健, 村上友規, アベセカラヒランタ, 猿渡俊介, 渡辺尚, “CSI を用いたデバイスフリーユーザの位置推定に関する実験的考察,” *情報処理学会研究報告*, vol. 2019-UBI-61, no. 6, pp. 1–7, Feb 2019.
- [4] 宮代理弘, 宮下芳明, “3 次元 CNN を利用した Wi-Fi CSI によるジェスチャ認識,” *情報処理学会研究報告*, vol. 2019-HCI-182, no. 29, Mar. 2019.
- [5] 水谷優秀, 内山彰, 東野輝夫, 村上友規, アベセカラヒランタ, “モバイル端末の Wi-Fi チャネル状態情報を用いた混雑状況推定の検討,” *情報処理学会研究報告*, vol. 2018-ITS-75, no. 2, Nov. 2018.
- [6] K. Ali, A. X. Liu, W. Wang, and M. Shahzad, “Recognizing Keystrokes Using WiFi Devices,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 35, no. 5, pp. 1175–1190, 2017.
- [7] M. Li, Y. Meng, J. Liu, H. Zhu, X. Liang, Y. Liu, and N. Ruan, “When CSI Meets Public WiFi: Inferring Your Mobile Phone Password via WiFi Signals,” in *Proceedings of ACM CCS 2016*, 2016, pp. 1068–1079.
- [8] T. Xin, B. Guo, Z. Wang, M. Li, Z. Yu, and X. Zhou, “FreeSense: Indoor Human Identification with Wi-Fi Signals,” in *Proceedings of IEEE GLOBECOM 2016*, 2016, pp. 1–7.
- [9] F. Wang, J. Han, S. Zhang, X. He, and D. Huang, “CSI-Net: Unified Human Body Characterization and Pose Recognition,” *arXiv e-prints*, Oct 2018.
- [10] D. Halperin, W. Hu, A. Sheth, and D. Wetherall, “Tool Release: Gathering 802.11n Traces with Channel State Information,” *ACM SIGCOMM CCR*, vol. 41, no. 1, p. 53, Jan. 2011.
- [11] T. Yoshida and Y. Taniguchi, “Estimating the number of people using existing WiFi access point in indoor environment,” in *Proceedings of ECCS 2015*, Nov. 2015, pp. 46–53.