

Wi-Fi チャンネル状態情報を用いた人物推定に関する検討

馬淵 大泰†

谷口 義明†

白浜 公章†

†近畿大学理工学部情報学科

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。人物推定手法として、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、装着するデバイス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[1-3]。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、ユーザにかかる負荷が軽減される。

本研究では、Wi-Fiデバイスから取得できるチャンネル状態情報(Channel State Information: CSI)を用いて人物認識が可能であるかを検証する。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。これら電波の伝搬路はアンテナの組み合わせ、サブキャリアごとに異なり、また、送受信機間にある人などの障害物によって変化する。Wi-Fi電波は生体を通過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と考えられる。

CSIを用いて人物認識を行う研究は、近年、いくつか行われている[2,3]。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

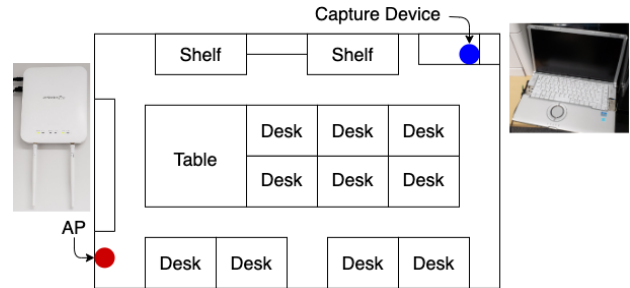


図 1: 研究室レイアウト

に人物認識を行うことを検討している[2]。また、WangらはResidual Networkの入力にCSIを用いることで得られた特徴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[3]。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に限られる、CSI以外の情報が必要のため実用化の際の敷居が高くなる、などの課題がある。

本研究では、オフィスや研究室などのような部屋の中にいる人物をCSIのみを用いて認識することが可能であるかどうかを検討する。具体的には、Halperinらが開発したCSI Tool[4]を用いて獲得したWi-Fiデバイスが保持するCSIと機械学習によって人物認識を行う。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。

2 実験内容

実験では、Intel 5300を導入した計測用PC(Let's Note CF-B11)を1台準備した。図1のように、研究室(近畿大学38号館3階N317)の壁上部にアクセスポイント(Buffalo WAPM-1266R)を、対角にある机の上に計測用PCを設置した。定期的にCSIデータを取得するために、計測用PCからアクセスポイントに対して1秒毎にICMP Echo Requestフレームを送信し、アクセスポイントから定期的に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に在る人物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、人物の入退室情報を手動で記録した。

実験では使用する無線の周波数帯として2.4GHz帯を用いており、サブキャリア数は30である。実験で利用したアクセスポイントの送信アンテナ数は2、計測用PCの受信アンテナ数は3であるため、1つの無線フレームを受信すると $2 \times 3 \times 30 = 180$ 次元のCSIデー

A study on estimation of person using Wi-Fi channel state information

†Taishin Mabuchi †Yoshiaki Taniguchi †Kimiaki Shirahama

†Faculty of Science and Engineering, Kindai University

表 2: 在室人数ごとの再現率と適合率

在室人数	再現率							適合率						
	A	B	C	D	E	F	G	A	B	C	D	E	F	G
1人	0.960	0.914	0.935	0.854	0.975	NaN	NaN	0.997	0.989	0.984	0.981	1.000	NaN	NaN
2人	0.957	0.902	0.976	0.928	0.995	0.830	0.784	0.995	0.985	0.840	0.996	0.676	0.995	0.999
3人	0.762	0.750	0.783	0.824	0.789	NaN	0.829	1.000	0.994	0.977	0.993	0.999	NaN	0.995
4人	0.575	0.303	0.351	0.716	0.201	0.794	0.074	1.000	0.991	0.995	0.949	0.999	0.787	0.390
5人	0.288	0.262	0.303	0.581	0.075	NaN	NaN	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	NaN	NaN

表 1: それぞれの推定における精度

	k 近傍法	線形 SVM	非線形 SVM
人の有無	0.930	0.982	0.995
在室人数	0.956	0.785	0.953
人物認識	0.922	0.717	0.938

タを得る. 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, 1つの無線フレーム受信で得られる 180 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つのサンプルとし, 2019 年 10 月 29 日から 11 月 1 日までの 4 日間, 1 日 7 時間のデータ取得を行った. その結果, 約 10 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 5 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. また, 比較の対象として, 研究室に在る人の有無, 研究室に在る在室人数の推定精度についても検証を行った. 機械学習手法としては k 近傍法, 線形 SVM, RBF カーネルを用いた非線形 SVM を使用した. 機械学習には scikit-learn ライブラリを使用し, 用意したデータセットから識別器を作成した. 識別器のパラメータはグリッドサーチを用いて最適パラメータを探索した. 評価指標として 5 分割交差検証で得た精度の平均値を取得した.

3 結果・考察

表 1 はそれぞれの認識対象に対して各機械学習手法を用いた場合の精度 (正解率) である. 人の有無の推定, 人物認識のいずれに対しても非線形 SVM を用いた場合に最も高い精度が得られた. 在室人数推定についても非線形 SVM を用いると k 近傍法とほぼ同等の精度となった.

非線形 SVM を用いて人物認識を行う場合, 精度は 93% であった. このような比較的高い数値となるのは, 研究室においては学生の席が決まっており, また, 一度着席するとほぼ移動がないこと, 研究室に工作機械のような動く機器がないことによると考えられる. このような環境では, どこに人が座っているかが電波の伝搬環境の変動の主要因となるためと考えられる.

表 2 は非線形 SVM による人物認識の再現率と適合率在室人数別に示したものである. 7 人の人物をデータ収集期間中の在室時間順に A から G と表記している.

人物 F と G についてはデータ数が少なく結果が得られなかった箇所がある. ここで, 再現率は実際に真である結果のうち識別器が真と予測した割合を示し, 適合率は識別器が真と予測したもののうち実際に真である割合を示す. 表より, 在室人数が増えると適合率は大きく変動しないが再現率が低下することがわかる. つまり, 室内にいる人物が誤った人物と認識される場合が増える. これは Wi-Fi 電波の送受信機がそれぞれ 1 台であり電波の伝搬経路が一部に限定されたためであると考えられる.

4 おわりに

本研究では Wi-Fi デバイスより取得できるチャネル状態情報を用いて部屋の中にいる人物の認識が可能であるかどうかの検証を行った. しかし, 本研究で使用したデータ数は 4 日分と少ない. 今後, データ数を増やして実験, 評価を行うためには, Multi Layer Perceptron 等のニューラルネットワークを用いた機械学習手法を用いる必要があると考えられる.

謝辞

本研究の一部は科学研究費 (課題番号 16K00146, 19K11934) によっている. ここに記して謝意を表す.

参考文献

- [1] Yoshida, T. and Taniguchi, Y.: Estimating the number of people using existing WiFi access point in indoor environment, in *Proceedings of ECCS 2015*, pp. 46–53 (2015).
- [2] Xin, T., Guo, B., Wang, Z., Li, M., Yu, Z. and Zhou, X.: FreeSense: Indoor Human Identification with Wi-Fi Signals, in *Proceedings of IEEE GLOBECOM 2016*, pp. 1–7 (2016).
- [3] Wang, F., Han, J., Zhang, S., He, X. and Huang, D.: CSI-Net: Unified Human Body Characterization and Pose Recognition, *arXiv e-prints*, p. arXiv:1810.03064 (2018).
- [4] Halperin, D., Hu, W., Sheth, A. and Wetherall, D.: Tool Release: Gathering 802.11n Traces with Channel State Information, *ACM SIGCOMM CCR*, Vol. 41, No. 1, p. 53 (2011).