

Wi-Fi信号を利用した頭部による個人認証の実現可能性の検証

Feasibility Study of Head-Based Personal Authentication Using Wi-Fi Signals

松本 柊哉¹、石田 繁巳¹、稲村 浩¹

Shuya Matsumoto¹, Shigemi Ishida¹, Hiroshi Inamura¹

¹ 公立はこだて未来大学システム情報科学部

¹School of Systems Information Science, Future University Hakodate

1 はじめに

近年、ワイヤレスイヤホンなどのヒアラブルデバイスは多様な機能を搭載できるデバイスとして注目されている [1]。電子決済機能などの導入も期待されており、個人認証が必須であるが、小さなインタフェースでの個人認証の実現が問題となっている。

これに対し、本研究では Wi-Fi 信号を用いて測定した頭部無線伝搬特性に基づく個人認証手法を提案する。Wi-Fi 送受信機をヒアラブルデバイスの左右にそれぞれ配置し、頭部を透過・回折した Wi-Fi 信号を取得する。頭部形状は個人ごとに異なるため、頭部を透過、回折する無線伝搬特性は個人ごとに異なる。そこで、Wi-Fi 信号の伝搬路情報である CSI (Channel State Information) を解析して個人を識別する。

本稿では、CSI を用いた個人認証の実現に向けた予備実験の結果について報告する。

2 関連研究

これまでにもヒアラブルデバイスにおける個人認証手法は報告されている。しかし、著者らが調べた範囲では、ヒアラブルデバイス上で Wi-Fi 信号を用いた個人認証手法は報告されていない。

雨坂ら [2] は、ヒアラブルデバイスからの音漏れを利用した個人認証手法を提案している。利用者はイヤホン型のヒアラブルデバイスを装着し、耳介を含めてヒアラブルデバイスを手で覆う。ヒアラブルデバイスからは測定信号としてチャープ音を再生する。このとき、再生されたチャープ音の外耳道における反響と、耳介へ漏れた音が手で覆ったときに発生する反響音から個人を認証する。しかし、この手法には、音漏れが小さいためにカナル型のイヤホンが対象外となる、手で耳介を覆うためにヘッドホン型のヒアラブルデバイスが対象外となるなど、デバイス面での制約がある。

松田ら [3] は Wi-Fi の CSI を用いた静的物体識別手法を提案している。Wi-Fi 通信時に取得した CSI の振幅を特徴量とすることで 98.33% 以上の精度で物体を識別している。本研究ではこの手法を応用し、頭部形状の差などに基づいて個人を識別する。



図 1: CSI を用いた頭部による個人認証手法の概要

3 CSI を用いた頭部による個人認証手法

図 1 に、CSI を用いた頭部による個人認証手法の概要を示す。Wi-Fi 送受信機をヒアラブルデバイスの左右にそれぞれ配置し、左右間で連続的に通信を行う。通信時の CSI 情報を圧縮 CSI データとして取得し、特徴量を抽出して教師あり学習により個人を識別する。

教師あり学習の特徴量として、一定時間内に収集された圧縮 CSI サンプル群から統計量を抽出する。圧縮 CSI サンプルは、送信アンテナ数 × 受信アンテナ数 × サブキャリア数の次元を持つ CSI 角度情報のテンソルであり、Wi-Fi 信号の位相と振幅がそれぞれどのように変化したかを示す情報が含まれている。CSI 角度情報は、圧縮前の CSI を特異値分解し、その右特異行列に対してギブンス回転を行うことによって算出される。本手法では、右特異行列を復元して位相・振幅情報を算出し、位相・振幅情報のそれぞれについて、送受信アンテナの組み合わせ・サブキャリアごとに、平均、中央値、標準偏差、最大値、最小値、上四分位値、下四分位値、四分位範囲、平均絶対偏差、尖度、歪度、自己相関、二乗平均平方根の 13 種類の統計量を抽出する。

学習データの収集、すなわち利用者の登録はあらかじめ行われていることを前提とする。利用者がデバイスを装着したタイミングから一定時間圧縮 CSI データを取得し、利用者のラベルを付与する。登録されている利用者の学習データから訓練された認証モデルを用いて、利用者を認証する。

4 初期的評価

CSI を用いた個人認証の実現可能性を検証するため、被験者 2 名についてデータを収集し、初期的評価として個人識別性能を評価した。



図 2: 実験環境

True Label	P1	302	48
	P2	51	299
		P1	P2
		Predicted Label	

(a) 位相情報

True Label	P1	302	48
	P2	51	299
		P1	P2
		Predicted Label	

(b) 振幅情報

True Label	P1	302	48
	P2	48	302
		P1	P2
		Predicted Label	

(c) 位相+振幅情報

図 3: 圧縮 CSI を用いた個人識別結果

4.1 評価環境

図 2 に実験環境を示す。公立はこだて未来大学 2 階のスタジオ（オープンスペース）で、椅子に座った被験者の頭部の左右に三脚を用いて Wi-Fi の送受信機をそれぞれ設置した。送信機は ASUS の RT-AX86S、受信機は Raspberry Pi 3A+ であり、アンテナ数はそれぞれ 3 本、1 本である。被験者には動かないようにと指示を与えて圧縮 CSI データを 10 分間収集した。取得した時系列データを、1 分間隔のウィンドウに分け 10 分割した。被験者は 20 代の男性 2 名である。環境から反射されるマルチパスによる識別精度への影響を調査するため、位置を変えて 2 か所で圧縮 CSI データを収集した。

評価では、2 名の被験者を区別する 2 クラスの分類の適合率、再現率、F1 値を比較した。教師あり機械学習にはランダムフォレストを用いた。

4.2 個人識別性能

まず、位相、振幅、位相+振幅情報を用いたときの個人識別性能を比較した。1 つの環境下で取得したデータから位相、振幅情報のそれぞれから特徴量を取り出し、位相、振幅、位相+振幅の特徴量のそれぞれを用いて分類を行った。1 対のアンテナ間の 1 つのサブキャリアの時系列データを 10 個のウィンドウに区切り、それぞれを 1 つのデータとして評価した。全データをランダムに並べ替えて学習データ・評価データとして 8:2 に分割し、学習・分類を行った。このとき、特徴量の全てがゼロであるデータは学習・評価から除外した。図 3 に、個人識別結果の混同行列をそれぞれ示す。図中の P1、P2 のラベルは被験者を表している。位相、振幅、位相+振幅情報を用いた場合の F1 値は全ての場合で 0.86 となり、有意な差は見られなかった。

次に、環境変化の影響を検証するため、1 か所で取得したデータを学習データ、もう 1 か所で取得したデータを評価データとして学習・分類を行った。先ほどの評価と同様に、1 対のアンテナ間の 1 つのサブキャリアの時系列データを 10 個のウィンドウに区切り、それぞれを 1 つのデータとして評価した。図 4 に、異なる環境で取得したデータをそれぞれ学習データ、評価データとして個人識別を行った場合の混同行列を示す。特徴量には位相+

True Label	P1	699	1051
	P2	121	1629
		P1	P2
		Predicted Label	

図 4: 異なる環境で取得した位相+振幅情報による個人識別結果

振幅情報を用いた。F1 値は 0.64 となり、同一の環境で取得したデータで評価を行うよりも精度が下がった。

これらの評価結果から、Wi-Fi 信号を利用し、頭部による個人識別が可能であることが示された。特徴量として位相情報、振幅情報のどちらを使用した場合も識別精度に差がないことが示された。環境を変えた場合に分類精度が落ちることから、マルチパスによる識別精度への影響が大きいことが示された。

5 おわりに

本稿では頭部を回折した Wi-Fi 信号を利用した個人認証手法の実現可能性を検証した。初期的評価結果より、少ない人数かつ 1 つの環境下であれば、個人を識別できることが示唆された。今後は、環境からの影響を排除する手法を確立するとともに、機械学習手法の見直しや特徴量の検討を行う。

謝辞

本稿の研究の一部は、JSPS 科研費 (JP19KK0257) 及び東北大学電気通信研究所共同プロジェクト研究の助成で行われた。

参考文献

- [1] 古谷 他: ヒアラブル技術によるヒューマン系 IoT ソリューションの取り組みと展望, NEC 技報, Vol. 70, No. 1, pp. 47-51 (2017).
- [2] 雨坂 他: 音漏れ信号を用いたヒアラブルデバイス向け個人認証手法の検討, 情報処理学会研究報告 MBL, No. 9, pp. 1-8 (2023).
- [3] 松田 他: Wi-Fi CSI を用いた CNN による物体識別, 信学総大 (2020).