

Wi-Fi信号を用いたユーザ静止状態における ヒアラブルデバイス向け個人認証システム

松本 柊哉^{1,a)} 石田 繁巳² 稲村 浩²

概要: 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。機能の中には、電子決済機能やユーザのバイタル情報の測定など、ユーザのプライバシーに関わる情報を扱う機能も考えられる。そのため、ヒアラブルデバイス単体による個人認証システムが必要である。本研究では、Wi-Fi 信号の伝搬路情報である CSI (Channel State Information) を利用し、頭部伝搬特性の個人差から認証を行うシステムの実現性を示す。ユーザは、Wi-Fi 送受信機を搭載したヒアラブルデバイスを装着する。デバイスの左右間で通信を行った際の伝搬路は頭部形状の情報を有していると考えられる。この伝搬路情報を利用して個人認証を実現する。本稿では、Wi-Fi 送受信機を搭載したヒアラブルデバイスを作成し、ユーザが静止している状態での、実際のユースケースを想定した3つの環境において実験を行った。被験者7名に対し、CSI の振幅情報を特徴量とすることで、AUC スコア 0.842 となり、本システムによる個人認証の実現可能性が示された。

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、音声聞く本来の機能に加えて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]。例えば、心電図、弾道心電図、光電容積脈波に加え、現在広く普及している腕時計型ウェアラブルデバイスでは測定が難しい脳波などのバイタル情報を測定する研究が報告されている [2, 3]。バイタルセンシング以外にも、電子決済機能などの導入も期待されており、実際にヒアラブルデバイスを用いた実証実験も行われている [4]。

ヒアラブルデバイスにユーザのプライバシーに関わる情報を扱う機能が搭載された場合、様々なセキュリティリスクが発生する。例えば、デバイスの正規ユーザではない第三者がそのヒアラブルデバイスを無断で使用し、なりすましや不正な決済が行われたり、ヒアラブルデバイスと接続されたデバイスにアクセスし、プライバシーに関わる情報を盗まれる可能性もある。

従来の認証手法である PIN コードや指紋認証は、認証を行う行動をデバイスを装着するたびに要求しなければならず、ユーザにとってストレスとなる。頻繁に着脱を行うヒ

アラブルデバイスにおいて、認証はユーザの負担にならない認証方式の実現が課題となっており、ユーザの生体情報等を用いた認証システムが必要である。

本研究の目的は、認証のための行動を必要としないヒアラブルデバイス向けの個人認証システムを構築することである。本研究では、ユーザの生体情報である頭部形状と脳内部の個人差による認証システムを提案する。頭部形状と脳内部の生体情報を捉えるため、Wi-Fi 信号の伝搬路情報である CSI (Channel State Information) を利用する。CSI とは、OFDM (orthogonal frequency-division multiplexing) の各サブキャリアの位相、振幅がどのように変動したかを表している。頭部の左右に Wi-Fi 送受信機を設置して通信した際に取得できる信号の位相、振幅情報は、頭部形状の個人差を表していると考えられる。この位相、振幅情報を特徴量として機械学習によって認証する。

ヒアラブルデバイスは家庭内においてユーザがほぼ静止している状態で使用されることが多いことから、提案システムの構築に向けた第1歩として、本稿ではユーザが静止している状態での個人認証システムの実現性を検証する。ヒアラブルデバイスの家庭内での使用を考えると、音楽を聴いたり、動画を見たりなど、リラックスした状態での使用が想定される。イヤホン・ヘッドホンの使用シーンの調査では、「音楽を聴く」が71%と最も多く、その次に「動画配信・共有サービスを視聴する」が50%であった [5]。そのため、家庭内においてはユーザが静止している状態でヒ

¹ 公立はこだて未来大学大学院システム情報科学研究科
Grad. Sch. Systems Information Science, Future Univ. Hakodate

² 公立はこだて未来大学システム情報科学部
Sch. Systems Information Science, Future Univ. Hakodate

a) g2125073@fun.ac.jp

アラブルデバイスが使用されることが多いと考えた。

Wi-Fi 送受信機を搭載したヒアラブルデバイスを作成し、ユーザが静止している状態で、複数被験者での認証精度、装着位置のずれによる精度への影響、マルチパスによる精度への影響をそれぞれ実験的に評価した。その結果、それぞれ AUC スコア 0.842, 0.784, 0.597 で認証できることを確認した。

本稿の構成は以下の通りである。2 節では本研究の関連研究として、音漏れを使用した個人認証などのヒアラブルデバイスを使用した個人認証や、Wi-Fi センシングに関する研究について述べ、3 節では本研究の提案システムとして CSI を利用したヒアラブルデバイスによる個人認証システムについて述べる。4 節ではデータ収集実験と評価について述べ、最後に 5 節でまとめとする。

2. 関連研究

これまで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。本節では、関連研究として、ヒアラブルデバイスにおける個人認証に関する研究、頭部形状を利用した個人認証に関する研究、Wi-Fi センシングに関する研究について述べる。

2.1 ヒアラブルデバイスにおける個人認証に関する研究

雨坂ら [6] 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。ユーザ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、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など、デバイス面での制約がある。

Mizuho ら [7] は、ヒアラブルデバイスにカメラを搭載し、耳の形状画像から個人認証を行う手法を提案している。ユーザは小型カメラを搭載したヒアラブルデバイスを装着する。カメラの位置は、耳形状の中で個人差が大きい耳の上部を写すように調整されている。カメラによって撮影された耳形状の画像から機械学習によって個人を認証する。しかし、この手法では、カメラを使用しているため、プライバシーの問題やバッテリーの消費が大きくなるなどの問題がある。耳形状の画像を特徴量としているため、ヘッドホン型のデバイスに対応できないなど、デバイス面での制約がある。

Wang ら [8] は、歯のジェスチャーを行う際に発生する音波効果を利用した個人認証手法を提案している。この手法

では、イヤホン型デバイスに内向きマイクを搭載したデバイスを装着する。ユーザの歯のジェスチャーによって発生する音波を特徴量とし、ディープラーニングによって 95% の精度で個人認証が可能であることが示されている。

Wang ら [9] は、ユーザが顔を指でなぞる際に生じる音波効果を利用した個人認証手法を提案している。この研究では、イヤホン型デバイスに内向きマイクを搭載したデバイスを使用している。実験では、1 年間にわたり室内、屋外などの複数の環境で評価を行っており、98.37% の精度で認証が可能であることが示されている。

これに対し、本研究では Wi-Fi 信号を利用した、個人認証手法を実現する。イヤホン型、ヘッドホン型などのデバイスの種類による制約のない継続的な認証手法を目指す。

2.2 頭部形状を利用した個人認証に関する研究

Fujii ら [10] は、圧力センサを搭載したヘルメットを用いて、個人認証する手法を提案している。市販のヘルメットの内部に 32 個の圧力センサを取り付けたデバイスを装着し、機械学習によって個人認証を行っている。9 名の被験者からデータを取得し、個人識別率は 100% であり、平均等価エラー率 (EER) は 0.076 であった。

Holz ら [11] は、スマートフォンのタッチスクリーンに体の部位を押し当てることで個人識別する手法を提案している。この研究では、タッチスクリーンの静電容量式センサから画像を作り出し、画像特徴を抽出して機械学習によってユーザを識別している。身体部分として、耳、拳、指骨、指、手を特徴量としており、耳に限定すると 99.52% で認証可能であり、最も高い精度であった。これらの関連研究から、頭部形状には個人差があり、個人認証の特徴量として適していると考えられる。

2.3 Wi-Fi センシングに関する研究

本稿で提案する手法のように、CSI を用いた Wi-Fi センシングによって、送受信機間にある人物や物体を識別する研究が報告されている。

松田ら [12] は、Wi-Fi の CSI を用いた静的物体識別手法を提案している。この研究では、Wi-Fi の送受信アンテナの真ん中に設置された物体を識別する。アンテナ間に、何も設置しない、水入りペットボトル、スプレー缶、木彫り、ぬいぐるみの 5 種類の環境で実験を行っている。評価では、CSI から位相、振幅、位相+振幅情報の 3 種類の特徴量から評価結果をそれぞれ比較しており、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。本研究ではこの評価手法を応用し、位相、振幅、位相+振幅情報の 3 種類の特徴量を用いて評価し、精度を比較する。

折原ら [13] は、Wi-Fi の CSI を用いた自動車・自転車の検出手法を提案している。この研究では、Wi-Fi の送受信アンテナ間を通過した、自動車、バイク、自転車、バス、そ

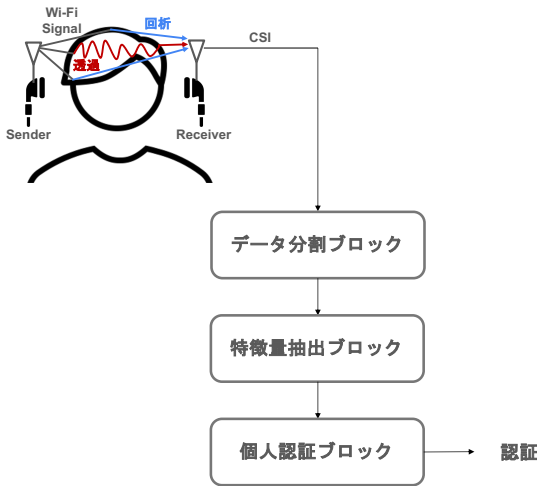


図 1 CSI を用いた頭部による個人認証システムの概要

して何も通過していない場合の 5 つの場合について識別を行っている。車両検出のため、CSI の位相と振幅から車両通過時間区間ごとに平均や、中央値などの 13 種類の特徴量を抽出し、機械学習によって車両の識別を行っている。本研究では、この特徴量を参考にし、CSI の位相と振幅から 13 種類の特徴量を用いて評価する。

Wang ら [14] は、CSI を用いた人体センシングのための深層学習フレームワーク CSI-Net を提案している。この研究では、生体情報として、体脂肪率と筋肉率の推定、個人識別、手のジェスチャー認識、転倒検出のタスクによって評価している。それぞれ精度は、体脂肪率の平均誤差 (mAE) が 1.11%、筋肉率は 1.00%、個人識別率は 93%、ジェスチャー認識率は 100%、転倒検出は 96.67% であった。

これらの関連研究から、Wi-Fi 送受信機間の物体を CSI の位相情報と振幅情報を元に識別することが可能であることが示されている。本研究では、認証を行うための特徴量として、位相、振幅、位相+振幅情報の 3 種類で評価を行い、精度を比較することで認証に適した特徴量を特定する。

3. ヒアラブルデバイス向け個人認証システム

3.1 アプローチ

ヒアラブルデバイス向け個人認証のアプローチは、頭部形状の個人差から生まれる電波の伝搬路情報の違いを用いて個人認証することである。まず、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する。デバイスをユーザが装着した状態で、左右間で継続的に通信を行う。通信を行った際の電波の伝搬路情報を CSI 情報として取得する。この伝搬路情報には、頭部の形状に沿って回折した位相情報と、脳内部を透過した電波が、脳内の水分量によって減衰した振幅情報が含まれている。これらの情報は個人によって差が生じると考えられるため、これを認証のための特徴量として利用する。得られた CSI の各サブキャリアから、特徴量を抽出して個人認証モデルを作成する。

3.2 システム概要

図 1 に、本システムの概要を示す。本システムは、ヒアラブルデバイスの左右にそれぞれ、Wi-Fi の送信機、受信機が搭載されているデバイスを想定している。デバイスにユーザを登録する場合、ユーザがデバイスを装着するとヒアラブルデバイスの左右間で通信を行い、CSI データを取得して認証モデルを作成する。ユーザ登録後、デバイスが装着されている間はデバイスの左右間で定期的な通信が行われ、使用しているユーザの CSI データを取得し、認証モデルによって継続的に認証する。CSI を用いた頭部による個人認証システムは、図 1 に示すようにデータ分割ブロック、特徴量抽出ブロック、個人認証ブロックの 3 つのブロックで構成されている。データ分割ブロックでは、取得した CSI データから振幅情報と位相情報を復元し、一定時間ごとの window に分割する。特徴量抽出ブロックでは、window ごとにそれぞれ平均、中央値など 13 種類の特徴量を計算し、抽出する。最後に、個人認証ブロックでは特徴量抽出ブロックで抽出した特徴量から機械学習により、個人を認証する。

以降では各ブロックについて詳述する。

3.3 データ分割ブロック

データ分割ブロックは、CSI から特徴量となる位相、振幅情報を復元するための復元ステップと window 分割ステップに分けられる。

復元ステップでは、継続的に取得した時系列の圧縮 CSI データから機械学習の特徴量として位相、振幅情報を復元する。圧縮 CSI データは、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、そこから圧縮前の CSI を復元できる。Wi-Fi 通信時、1 つのパケットから得られる CSI のテンソルの各要素は以下の通りである。

$$CSI_{p,q,r} = A_{p,q,r} e^{j\phi_{p,q,r}} \quad (1)$$

ここで、 p は送信アンテナ番号、 q は受信アンテナ番号、 r はサブキャリア番号、 ϕ は位相、 A は振幅である。全てのサブキャリア、送信アンテナと受信アンテナの組み合わせ、全ての取得したパケットに対し、式 (1) を用いて位相、振幅情報を復元する。

window 分割ステップでは、算出された位相、振幅情報を時系列方向に固定時間幅 window で分割する。window はオーバーラップさせずに分割する。

3.4 特徴量抽出ブロック

特徴量抽出ブロックでは、データ分割ブロックで分割された window の各サブキャリアごとに特徴量を抽出する。各 window には、window 内パケット数を N 、送信アンテナ数を T_x 、受信アンテナ数を R_x 、サブキャリア数を

表 1 特徴量

特徴量
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

ℓ とすると、位相、振幅合わせて、 $2 \times T_x \times R_x \times \ell \times N$ 個存在している。各 window のパケット群に対し、各サブキャリアごとに平均や、中央値など、表 1 に示す合計 13 個の特徴量を抽出する。各 window で位相、振幅合わせて $2 \times T_x \times R_x \times \ell \times 13$ 個の特徴量を取得する。

3.5 個人認証ブロック

個人認証ブロックでは、特徴量抽出ブロックで抽出した特徴量を用いて機械学習により認証モデルを構築する。学習データの収集、すなわちユーザの登録はあらかじめ行われていることを前提とする。ユーザがデバイスを装着している間、常に CSI データを取得し、ユーザのラベルを付与する。取得したデータから教師あり学習により認証モデルを作成する。認証時は、登録されているユーザの認証モデルを使用し、ユーザを一定時間ごとに認証する。認証モデルの構築には、教師あり学習アルゴリズムと教師なし学習アルゴリズムを使用する。本稿では認証を行うため、One Class SVM, Isolation Forest, GMM, k-NN, LOF を用いた。

4. 評価

提案システムの有効性を検証するため、デバイスを作成しデータを収集した。CSI の特性から Wi-Fi 送受信機の周りの環境によって CSI 情報に大きな影響があるため、複数被験者での認証精度、装着位置のずれによる影響、マルチパスによる影響という 3 つの評価項目を設定し、評価を行った。

4.1 実装

図 2 に作成したデバイスを示す。本稿で提案したシステムの実現有効性を検証するため、ヘッドホンに Wi-Fi の送受信機を取り付けたデバイスを作成した。ヘッドホンは Audio-Technica の AHT-SR30BT を使用し、Wi-Fi の送受信機は、Seeed Studio XIAO ESP32S3 を使用した。送信



図 2 作成したデバイス

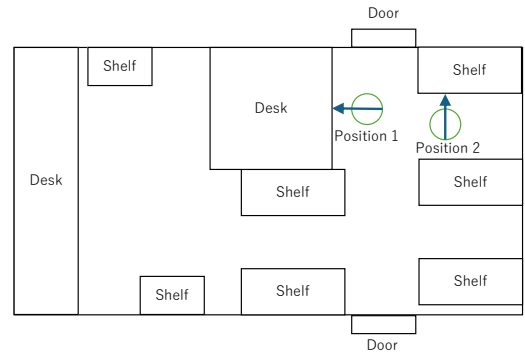


図 3 実験環境の間取り図



図 4 実験の様子

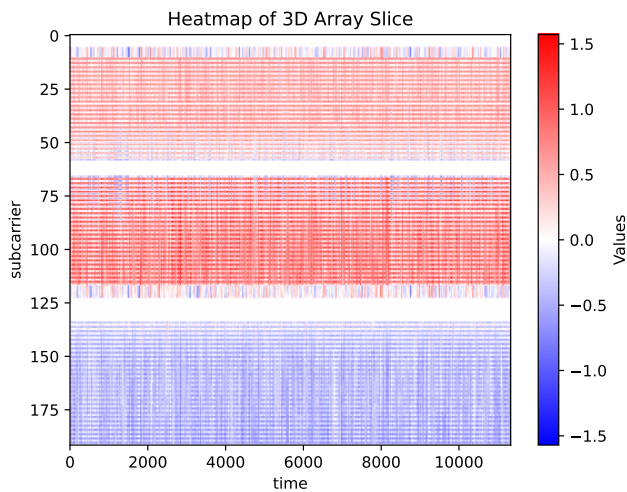
アンテナ、受信アンテナはともに 1 本であり、サブキャリア数は 192 本であった。サンプリングレートは、約 75Hz であった。データの取得には、ESP-CSI を使用した。装着時の送受信機アンテナ間の距離は約 25cm であった。

4.2 評価方法

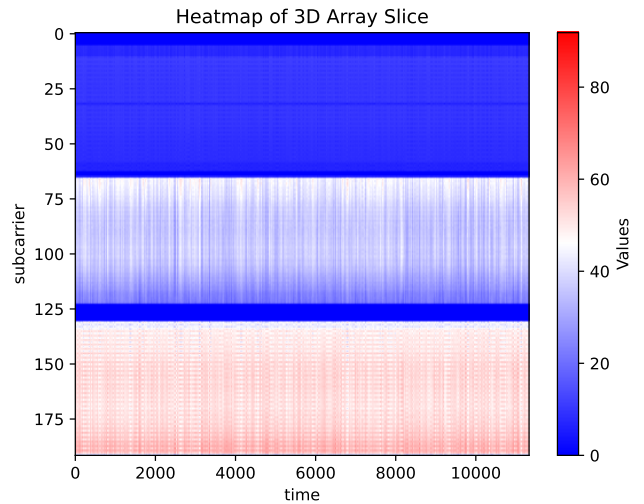
図 3 に実験場所の間取り図を示す。図 3 の Position 1, Position 2 は実験時の被験者の位置であり、矢印の向きは被験者が向いている方向である。実験場所は、公立はこだて未来大学実験室、被験者は 7 名である。

図 4 に実験の様子を示す。データ収集の流れは以下のとおりである。

(1) 被験者を椅子に座らせる



(a) 位相情報



(b) 振幅情報

図 5 位相・振幅情報のヒートマップ

表 2 複数被験者による認証精度

	位相	振幅	位相 + 振幅
One Class SVM	0.693	0.817	0.792
Isolation Forest	0.634	0.632	0.742
GMM	0.800	0.842	0.828
k-NN	0.796	0.819	0.804
LOF	0.791	0.822	0.764

表 3 1 Session を学習データとしたときの評価結果

学習アルゴリズム	振幅
One Class SVM	0.690
Isolation Forest	0.618
GMM	0.723
k-NN	0.697
LOF	0.701

(2) ヘッドホン型デバイスを装着

(3) 3 分間送受信機間で通信を行いデータを取得

(4) データ取得終了

この手順を 1Session とする。この時、データの取得開始から 10 秒間と、取得終了の 10 秒前は機材を止める人の動きがあるため、データセットから除外している。window 幅は、1 秒のため、window 数は 160 個となる。

収集したデータのうち、null となったデータは破棄する。

図 5 に、取得した位相情報と、振幅情報のヒートマップを示す。ヒートマップから、位相情報、振幅情報ともに、値が 0 となっているサブキャリアが存在し、サブキャリアの前方部分、中央部分、後方部分で値が大きく異なっていることがわかる。そのため本稿では、サブキャリアの前方部分、中央部分、後方部分からそれぞれサブキャリアを 50 本ずつ抽出し、位相、振幅それぞれ 150 本のサブキャリアを特徴量としている。

4.3 複数被験者での認証精度

頭部形状の個人差から複数ユーザを認証できることを検証するため、実験を行い評価した。データは図 3 の Position 1 で、各被験者 1 Session 取得した。

収集したデータセットを用いて教師あり学習アルゴリズムによる認証精度を評価した。評価方法は、10 分割 Leave-One-Out 交差検証によって、AUC スコアを算出した。

表 2 に個人認証の評価結果を示す。各教師あり学習アル

ゴリズムで最も AUC スコアが高かったのは GMM による振幅のみの場合で、0.842 と高い精度結果となり、本システムにおける実現可能性が示された。使用したデータのうち、振幅のみを用いた場合が最も高い精度であったため、以降の評価では振幅のみを用いて評価を行う。

4.4 装着位置のずれによる影響

デバイスの装着位置のずれによる認証精度への影響を調べるため、実験を行い評価した。データは、図 3 の Position 1 で 1 Session ごとにウェアラブルデバイスの着脱を行い、各被験者 5 Session 取得した。

まず、教師あり学習アルゴリズムごとの認証精度を、5 分割 Leave-Four-Session-Out 交差検証によって AUC スコアを算出して評価した。

表 3 に個人認証の評価結果を示す。各教師あり学習アルゴリズムごとの AUC スコアで最も高かったのは GMM による振幅のみの場合で 0.723 であった。

次に、装着位置のずれの影響を抑えるため、4 Session を学習データ、他の 1 Session をテストデータとする 5 分割 Leave-One-Session-Out 交差検証を行い評価した。

表 4 に、個人認証の評価結果を示す。各教師あり学習アルゴリズムによる AUC スコアで最も高かったのは LOF の 0.784 であった。

これらの評価結果より、装着位置のずれによる影響が精度を低下させることが示された。しかし、着脱を複数回

表 4 4 Session を学習データとしたときの評価結果

学習アルゴリズム	AUC
One Class SVM	0.762
Isolation Forest	0.661
GMM	0.754
k-NN	0.742
LOF	0.784

表 5 別環境で取得したデータを学習データとしたときの評価結果

学習アルゴリズム	AUC
One Class SVM	0.502
Isolation Forest	0.584
GMM	0.597
k-NN	0.585
LOF	0.551

行ったデータを学習データとすることで、装着位置のずれによる影響を軽減できることが示された。

4.5 マルチパスによる影響

環境の変化による認証精度への影響を調査するため、実験を行い評価した。データは図 3 の Position 1 と Position 2 で、1 Session ずつ取得した。

収集したデータセットを用いて教師あり学習アルゴリズムによる認証精度を評価した。2 Session のデータセットから、1 Session を学習データ、もう 1 Session をテストデータとする 2 分割 Leave-One-Session-Out 交差検証を行い評価した。

表 5 に個人認証の評価結果を示す。各教師あり学習アルゴリズムによる AUC スコアで最も高かったのは GMM への 0.597 であった。

精度評価の結果から、学習データとテストデータの収集場所が異なる場合、精度が著しく下がることが示された。これは環境からのマルチパスがデータセットに大きな影響を及ぼしているため、頭部形状の情報を抽出できていないことが考えられる。

5. おわりに

本稿では、Wi-Fi 送受信機を左右に搭載したヒアラブルデバイスを使用しているユーザを Wi-Fi CSI を用いて認証するシステムを提案した。提案システムでは、ヒアラブルデバイスの左右間で Wi-Fi 通信をした際の CSI データを取得し、教師あり学習によりユーザを認証する。その実現可能性を示すため、Wi-Fi 送受信機を搭載したヘッドホン型デバイスを作成し、CSI データを取得して実験的評価を行った。評価では、複数被験者での認証精度、デバイス装着時のずれの影響、マルチパスの影響の 3 つの評価項目を設定した。複数被験者による認証の AUC スコアは 0.842 であった。装着時のずれによる影響として、4 Session を学習データ、その他 1 Session をテストデータとし、評価し

た結果、AUC スコアは 0.784 であった。マルチパスの影響として、学習データとテストデータを異なる環境で取得し、評価をした結果、AUC スコアは 0.597 であった。以上の結果から、学習データとテストデータが同一環境で取得されたデータであれば、本システムを実現できる可能性を有することを示した。

参考文献

[1] 古谷聡, 越仲孝文, 大杉孝司: 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] David Da He, Eric S Winokur, Charles G Sodini. An Ear-Worn Vital Signs Monitor. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. Vol. 62 , No. 11, pp.2547–2552. (2015).

[3] David Looney, Preben Kidmose, Cheolsoo Park, Michael Ungstrup, Rank, Karin Rosenkranz and Danilo Mandic. The In-the-Ear Recording Concept: User-Centered and Wearable Brain Monitoring. IEEE Pulse, Vol. 3 , No. 6, pp.32–42. (2012).

[4] DENTSULIVE: 「ヒアラブル」の実験①～イヤホンで手ぶら決済「ヒアペイ」(2018). <https://www.dentsulive.co.jp/column/20180604> (参照 2025-01-15).

[5] Cross Marketion: 耳に関する調査 (2024 年) (2024). <https://www.cross-m.co.jp/report/20240423ear> (参照 2025-01-15).

[6] 雨坂宇宙, 渡邊拓貴, 杉本雅則, 志築文太郎: 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).

[7] Mizuho Yurina, Yohei Kawasaki, Takashi Amesaka, Yuta Sugiura. EarAuthCam: Personal Identification and Authentication Method Using Ear Images Acquired with a Camera-Equipped Hearable Device, Proceedings of the Augmented Humans International Conference, pp. 119–130 (2024).

[8] Zi Wang, Yili Ren, Yingying Chen and Jie Yang. Tooth-Sonic: Earable Authentication via Acoustic Toothprint. Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol, Vol. 6 , No. 2, pp.1–24. (2022).

[9] Zi Wang, Yilin Wang and Jie Yang. EarSlide: a Secure Ear Wearables Biometric Authentication Based on Acoustic Fingerprint, Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol, Vol. 8 , No. 1, pp.1–29. (2024).

[10] Atsuhiko Fujii and Kazuya Murao. User Identification Method based on Head Shape Using Pressure Sensors Embedded in a Helmet. Journal of Information Processing, Vol. 29, pp.610–619. (2011).

[11] Christian Holz, Senaka Butthipitiya and Marius Knaust. Bodyprint: Biometric User Identification on Mobile Devices Using the Capacitive Touchscreen to Scan Body Parts. Proc. 33rd Annual ACM Conf. Human Factors in Computing Systems, pp.3011–3014. (2015).

[12] 松田悠衣, 小川将克, 山中高夫: Wi-Fi CSI を用いた CNN による物体識別, 信学総大 (2020).

[13] 折原凌, 石田繁巳, 荒川豊, 福田晃: Wi-Fi 信号を用いた自動車・自転車検出手法の設計と評価, 研究報告高度交通システムとスマートコミュニティ (ITS) , vol. 2020-ITS-80, no. 3. pp. 1–8 (2022).

[14] Fei Wang, Jinsong Han, Shiyuan Zhang, Xu He and Dong Huang. CSI-Net: Unified Human Body Characterization and Pose Recognition. arXiv preprint, (2018).