

ウェアラブルアンテナによる胸壁変位計測を利用した認証

日夏 俊^{1,a)} 和田 紗希¹

概要: 本研究では、心拍や呼吸に伴う胸壁の微小な変位を利用した認証システムを提案する。人体を誘電体とみなすことで、近傍電磁界に影響を受けるウェアラブル型のアンテナ (NFS: Near-field sensor) の入力インピーダンスの変化により、同変位は時系列信号 (NFS 信号) として取得することができる。同信号は、計測モジュール (NFS モジュール) を衣服ポケットで所持または衣服上から貼り付けて計測できるため、ユーザに対する拘束や行動の制限は比較的少なく、無意識的および継続的に認証を行うことも可能となる。提案システムを評価するため、実験参加者 13 名を対象として、NFS モジュールを用いて胸壁変位を計測し、NFS 信号を得た。同信号から特徴量を抽出して分類モデルを適用した結果、提案システムによる認証精度として、等価エラー率 0.048 ± 0.031 が得られた。

キーワード: 生体認証, 胸壁変位, アンテナ, 近傍電磁界

Chest Wall Displacement-based Biometric Authentication Using Wearable Antenna

SHUN HINATSU^{1,a)} SAKI WADA¹

Abstract: In this study, we propose a biometric authentication system that uses chest wall displacement during heartbeats and respiration. The displacement can be recorded as a time-series signal by a wearable antenna (NFS: Near-field sensor) module, assuming the body as a dielectric and observing the change in the input impedance of the antenna based on the variation in the near-field. The NFS signal can be recorded by placing the module in a chest pocket or attaching it to clothing with fewer limitations in body posture than with conventional methods, which may contribute to unconscious and continuous authentication. To evaluate the proposed system, we recruited 13 participants in the experiment and recorded their NFS signals. We then extracted features from the signals and applied them to classification models. As a result, the proposed system was capable of authentication for the participants with the equal error rate of 0.048 ± 0.031 .

Keywords: Biometric authentication, Chest wall displacement, Antenna, Near-field

1. はじめに

人間の身体から日常的に生体信号を計測することは重要であり、計測された信号には様々な活用先が存在する [1], [2]. 時系列データとして計測される生体信号の中でも、計測デバイスとともに心電図 (ECG: Electrocardiogram) 信号および光電容積脈波 (PPG: Photoplethysmogram) 信号が普及している [3], [4]. ECG 信号は、複数の電極を肌に接触

させて、心臓の電氣的活動を計測して得られ [3], PPG 信号は、光源と光学センサを肌に接触させて、心拍に伴う血管容積の変化を光学的に計測して得られる [4]. いずれの信号も、心拍をはじめとする心臓に由来する成分に加えて、呼吸動作に由来する成分等も含まれることが知られており、健康状態モニタリングといったヘルスケア観点の活用として、心拍数や呼吸数の推定に用いられている。加えて、両信号には、セキュリティ観点の活用先も存在する。例えば、心拍や呼吸に関する情報を反映する各信号から得られる個人特有の情報を用いて、生体認証への利用 (ECG 認証 [3], PPG 認証 [4]) が検討されている。ECG 信号は

¹ 三菱電機株式会社
Mitsubishi Electric Corporation

^{a)} Hinatsu.Shun@bc.MitsubishiElectric.co.jp

計測時に肌に電極を接触させることでユーザに拘束が生じ得ること、PPG 信号は計測波形が周囲の光源に影響を受けること等の課題もあるが、時系列データとして得られる各信号の利点として、無意識的かつ継続的に計測可能であることが挙げられる [5]。加えて、一種類の信号によりヘルスケア観点の活用とセキュリティ観点の活用をシームレスに接続し、特定作業者の健康管理と認証を同時に実現すること等も期待されている [3], [6]。

一方、心拍や呼吸に伴って変位する胸壁の計測や活用も検討されており、ECG 信号および PPG 信号と同様に、心拍数や呼吸数推定に加えて、認証への利用が検討されている [7], [8]。しかし、胸壁変位の典型的な計測手法は、胸囲に装着したウェアラブルデバイスに搭載した電極間のインピーダンスの変化を計測する手法や [9]、環境に設置したレーダ等のデバイスにより、同デバイスとユーザの胸壁との間の距離を計測する手法であるが [7]、各手法は、ユーザの肌への接触に伴う身体の拘束や、デバイスの計測範囲に基づく行動の制限に繋がること等が課題であり、認証へ利用する場合も同様の課題があると考えられる。

以上の典型的な胸壁変位計測手法における課題を解決する手法として、胸壁の近傍電磁界 (Near-field) に着目した手法が存在する [10], [11]。同手法では、人体を誘電体とみなし、胸壁変位に伴う同電磁界の変化を小型ウェアラブルアンテナにより計測する。同手法は、アンテナを肌に接触させず計測が可能であり、衣服上から計測するデバイスとして実現でき、前述の典型的な手法や ECG 計測、PPG 計測と比較して、ユーザに対する拘束や行動の制限が少なく、計測波形は周囲の光源に影響を受けない。我々が開発する Near-field sensor (NFS) モジュールも同手法に則った計測デバイスであり、衣服ポケットで所持可能な大きさでありながら、搭載したアンテナと計測回路の連携により、計測信号 (NFS 信号) を安定して取得する [12]。近傍電磁界に着目した胸壁変位計測手法に関しても、前述の典型的な手法と同様に、信号波形における個人差の存在が示唆されているため [10], [12]。ユーザの拘束や行動の制限が少ない無意識的かつ継続的な計測に加えて、健康管理と認証といった複数の活用先をシームレスに接続できる可能性がある。

本研究では、NFS モジュールを用いて計測する胸壁変位を利用した、ユーザに対する拘束や行動の制限が少ない認証システムを提案する。提案システムでは、NFS モジュールを用いて、胸壁変位に伴う近傍電磁界の変化を NFS 信号として計測する。同信号は、衣服上からユーザに対する拘束や行動の制限が比較的少ない状態で計測でき、無意識的かつ継続的な認証が可能となると考えられる。本稿では、提案システムの有効性を評価するため、NFS モジュールを用いて実験参加者から NFS 信号を計測し、同信号からの特徴量抽出や分類モデルの適用により、NFS 信号を生体認証に利用する場合の精度を検証した結果を示す。

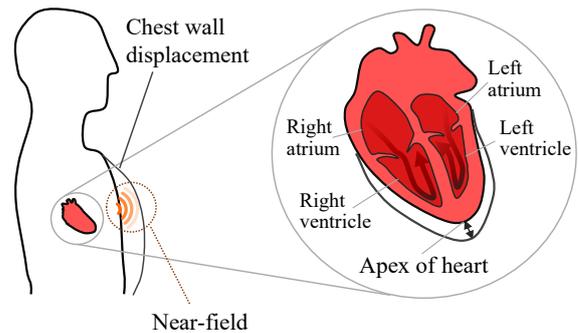


図 1: 心尖と胸壁変位、近傍電磁界の関係

2. 関連研究

本節では、提案する認証システムにおいて利用する胸壁変位について説明し、その計測手法の分類や具体例、課題に関して概説する。続いて、各計測手法の生体認証への応用の動向に関しても概説し、既存システムと比較した提案システムの位置付けについて説明する。

2.1 胸壁変位計測

胸壁の変位は、身体における様々な要因によって生じるが、代表的な要因の一つとして、心臓の先端部である心尖の変位が挙げられる [13]。心尖は、図 1 右側の実線円で囲んだ部分に示す通り、心拍に伴って心臓を構成する左右心房および心室を血液が循環することで変位する。また、心尖に加えて、胸壁変位には呼吸動作も寄与する [7]。以上のように、胸壁変位には心拍および呼吸に由来する成分が含まれることに着目して、ヘルスケア目的で心拍数や呼吸数を推定するため、胸壁変位を時系列信号として計測する手法は数多く存在する。胸壁変位の計測手法は、接触式計測と非接触式計測の 2 種類に大別される [14]。

2.1.1 接触式胸壁変位計測

胸壁変位を計測する典型的な手法は、ウェアラブル型の計測デバイスに搭載したセンサをユーザの胸壁の肌に対して接触させることで、同変位を時系列信号として取得する手法である。特に、胸部に複数の電極を装着し、心拍や呼吸に伴う、各電極間の電気インピーダンスの変化を計測する手法 [9] が代表的である。また、圧電素子 [15] や歪みゲージ [16] といったセンサを専用の衣服裏側の胸囲部分に搭載し、同センサに接触するユーザの胸囲全体の体積変化を時系列信号として取得する手法も挙げられる。このような接触式計測の課題として、概して胸囲全体に密着するような計測デバイスを使用するため、計測対象のユーザに対して身体上の拘束が生じる可能性がある。また、[15] や [16] の手法のように、センサを含む計測デバイスと衣服が一体化している場合、ユーザが常に専用の衣服を着用していない限り、計測を行うことができないことも課題として挙げられる。

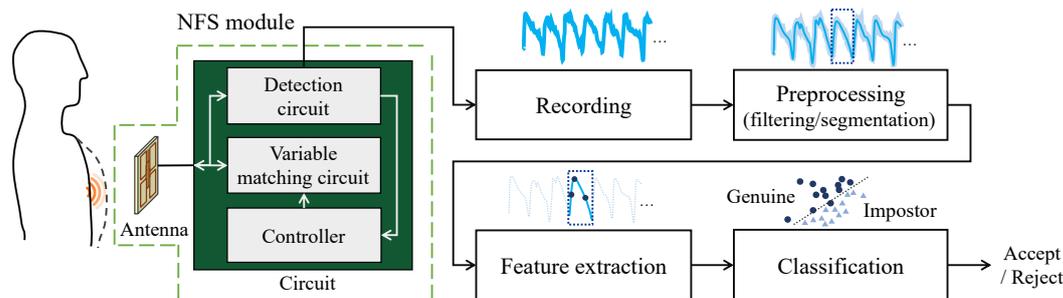


図 2: 提案システムの概要

2.1.2 非接触式胸壁変位計測

胸壁変位を非接触に計測する代表的な手法は、特定の環境に計測デバイスを設置して、離れた位置に存在するユーザの胸壁と同デバイスとの距離を計測する手法である。同距離は様々な手法で計測可能であり、ドプラレーダによる手法や [7]、深度カメラによる手法 [17]、マイクによる手法 [8] が挙げられる。このような環境に設置した計測デバイスによる非接触式計測は、接触式計測と比較して、ユーザに対する拘束は少ない。しかし、同計測デバイスの設置場所や計測範囲により、ユーザの行動が特定の空間内に制限され得ることや、高精度な計測のためには特定方向に胸部を向ける必要があることが課題として挙げられる [7], [17]。

一方、環境に設置した計測デバイスではなく、ウェアラブル型の計測デバイスでありながら、胸壁変位を非接触計測する手法も開発されている [10], [11], [12]。同手法は、人体を誘電体とみなしたうえで、心拍や呼吸に伴う胸壁変位に伴って近傍電磁界 (図 1 の点線で囲んだ部分) が変化することに着目し、近接した小型のウェアラブルアンテナに生じる入力インピーダンスの変化を時系列信号として取得する [10]。例えば、柔軟性を有する素材に実装した小型アンテナを胸壁から 1 mm 未満離れた位置に固定して、心尖に伴って変化する信号が得られることが示されている [11]。また、我々は小型アンテナと計測回路から構成される NFS モジュールを開発している [12]。同モジュールはユーザの衣服ポケットに保持または衣服上から貼り付けることで、衣服を介して同アンテナと胸壁の間の電磁界変化を計測でき、衣服を問わず適用できることが利点である。以上のウェアラブル型デバイスによる非接触計測手法は、接触式計測と比較して、概してユーザに対する拘束は少ないことが利点であり、さらにユーザが着用する衣服を問わず適用可能な手法も存在する。また、設置型の計測デバイスによる非接触計測と比較して、ユーザの行動に対する制限も少ないことも利点である。一方、アンテナは電波の反射や外来ノイズの影響を受け、安定した波形取得を妨げられることがある。しかし、計測回路に含まれる可変容量ダイオードの静電容量を、検出値に応じて自動的に調整することで、安定した波形取得も可能であることが示されている [12]。

2.2 胸壁変位計測の認証応用

2.1 節において述べた通り、胸壁変位は様々な計測手法が存在するが、異なる人物から計測される信号波形には個人差の存在が指摘されており [10], [12]、認証システムへの応用も研究されている [15], [18]。例えば、接触式計測であれば、圧電素子を用いた手法 [15]、非接触式計測であれば、環境に設置するレーダ [18] やマイク [8] を用いた手法は、認証への利用が検討されている。胸壁変位を認証に利用する場合、パスワードや指紋を利用した認証と比べて、認証に必要な情報の窃取が難しいことや [18]、一度限りではない、継続的に計測および認証を行えること [7] が利点として挙げられる。しかし、2.1.2 節でも述べた通り、接触式計測または環境に設置するデバイスによる非接触式計測を利用する場合、ユーザの身体に対する拘束や行動の制限が生じる場合がある [7]。一方、ウェアラブル型デバイスによる非接触式計測は、ユーザの拘束や行動の制限は比較的少ないため、同計測を認証に利用する場合も、同様の利点が得られると考えられる。また、既に計測および活用が普及している ECG 信号や PPG 信号と同様に、無意識的かつ継続的な計測により、ヘルスケアと認証といった複数のアプリケーションを、一種類の生体信号を用いてシームレスに実現できる可能性がある。さらに、ECG 計測や PPG 計測と比較して、肌にセンサを接触させる必要がないことや、周囲の光源に影響を受けないことも利点である。

3. 提案システム

本稿では、胸壁の近傍電磁界に着目し、ウェアラブルアンテナで非接触計測する胸壁変位を利用した、ユーザに対する拘束や行動の制限が比較的少ない認証システムを提案する。提案システムの概要を図 2 に示す。ユーザは、アンテナと計測回路で構成される NFS モジュールを装着し、胸壁変位を時系列信号である NFS 信号として取得する。取得された信号波形に対して、従来の典型的な生体認証システムと同様に、フィルタによる雑音除去や 1 周期分の信号への分割といった前処理、個人特有の情報となり得る特徴量の抽出、ユーザが本人か否かの分類といった処理 [3], [4] を適用することで、提案システムはユーザを認証する。

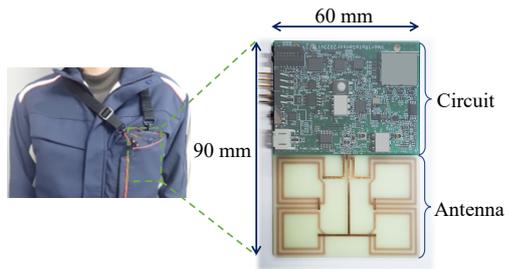


図 3: 実験に用いた NFS モジュール

4. 実験

本節では、提案システムを評価するため、図 2 に示した処理に基づいて行った実験について説明する。NFS モジュールを用いて各参加者から NFS 信号を計測して、信号処理や分類モデルを適用することで、認証精度を検証した。

4.1 計測

本実験では、[12] と同仕様の NFS モジュールを実装し、提案システムにおける胸壁計測に利用した。図 3 の右側に示す通り、同モジュールは回路とアンテナで構成され、使用周波数は 100 MHz である。2.1.2 節で説明した通り、同モジュールは検出値に応じて静電容量を制御し、NFS 信号を互いに 90 度位相差のある I/Q 信号として取得する [12]。

本実験には、心血管系の疾患を有しない 13 名 (参加者 ID: P1, P2, ..., P13, 20-50 代) が参加した。各参加者に NFS モジュールを装着してもらい、安静時、PC を用いた作業 (PC 作業) 時、食事時の計 3 状態で計測を行い、各状態における信号およびその組合せによる認証精度の評価に利用した。今回は計測条件を可能な限り統一するため、一般的なオフィスに存在する机や椅子により完結する状態を選定した。安静時の計測の際は、各参加者が椅子に着座した状態で、300 s 間の計測を 3 回行った (データ ID: T_{r1} , T_{r2} , T_{r3})。PC 作業時の計測の際は、同参加者にマウスやキーボードを操作してもらいながら、900 s 間の計測を 1 回行った。食事時の計測は、参加者 13 名中 4 名を対象として、食事中に計測した信号のうち、他状態と統一するために冒頭から 900 s 分を抽出した。以上の 900 s 間の計測は、実際の作業や食事を妨げないように、安静時よりも長い時間を設定しており、各信号は 3 分割して 300 s 分のデータ (PC 作業時データ ID: T_{w1} , T_{w2} , T_{w3} , 食事時データ ID: T_{e1} , T_{e2} , T_{e3}) として、以降の処理に使用した。また、各計測回では、NASA 誘導 [19] に基づいて参加者の胸部に電極を装着して ECG 信号を計測し、NFS 信号との比較に利用した。両信号は標準化周波数 1 kHz で取得し、各計測は数分から数十分程度の休憩を挟んで行った。本実験は、三菱電機株式会社 東部研究所地区 倫理審査委員会の承認 (2023-B001) を得て行った。各参加者には実験内容を説明し、書面にて同意を得られた場合にのみ計測を行った。

4.2 前処理

本実験では、計測された NFS 信号 (I/Q 各信号) から認証に使用する特徴量を抽出する前に、フィルタによる雑音除去および 1 周期分の信号への分割を行った。

4.2.1 フィルタによる雑音除去

計測された NFS 信号には高・低周波雑音が含まれているため、帯域通過フィルタである 4 次の Butterworth フィルタを適用し、同雑音を除去した。NFS 信号は ECG 信号と同様に心拍の影響を受ける信号であることから、遮断周波数は ECG 認証で用いられる 1 Hz, 40 Hz [20] と設定した。

4.2.2 1 周期分の信号への分割

雑音を除去した NFS 信号を、1 周期分の信号として分割し、特徴量抽出の対象とした。分割の基準として、同信号における極小値の時刻をライブラリ SciPy の関数 `argrelmin` [21] により取得し、隣り合う 2 極小値間の信号を 1 周期分の信号として得た。ただし、従来より人間の通常の心拍数は 60-100 bpm とされていること [22] に基づいて、1 周期分のデータ点数 N に対して $600 \leq N \leq 1,000$ を満たさない信号は、以降の処理から除外した。

4.3 NFS 信号から抽出する特徴量

ECG 信号および PPG 信号のような時系列生体信号を認証に使用する場合、各信号から特徴量を抽出するためには、1 周期分の信号における複数の極大・極小値等の形状的特徴を基準とする手法 [5], [23] が従来より代表的であるが、形状的特徴を考慮しなくても適用できる、信号に対する線形変換等も有効であることが示されている [24], [25]。また、ECG 信号および PPG 信号と比較して、NFS 信号は計測手法も含めて普及しておらず、1 周期分の信号における極大・極小値等の形状的特徴の定義や、その抽出方法は確立されていない。したがって、本実験では、NFS 信号における形状的特徴を基準としない、同信号に対して Wavelet 変換を適用し得られる係数を特徴量とする手法 [24] を採用した。

1 周期分のデータ点数 N の離散信号 $v[n]$ に対する Wavelet 変換は、Mother wavelet 関数を $\varphi(t)$ として、式 (1) で表される。ただし、 n は離散時刻、 t は連続時刻、 a は Scale、 b は Translate、 $\bar{\varphi}$ は φ の複素共役である。

$$W(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \sum_{n=0}^{N-1} v[n] \overline{\varphi\left(\frac{n-b}{a}\right)} \quad (1)$$

本実験では、Mother wavelet として、ECG 認証の評価において高精度を示した Discrete Meyer [25] を採用した。また、I/Q 両信号から得られた特徴量に対して、主成分分析 (PCA: Principal component analysis) を適用し、個数を削減した。時系列生体信号を用いた認証において、有効な特徴量の個数は 15 個から 25 個程度が適切とされており [5], [23]、本実験では PCA を適用して得る同個数を 25 個と設定した。

表 1: 組合せ I, II, IV における訓練とテストで使用するデータの ID

訓練 (安静)	テスト		
※ I, II, IV 共通	I (安静)	II (PC 作業)	IV (食事)
T _{r1} +T _{r2}	T _{r3}	T _{w1} , T _{w2} , T _{w3}	T _{e1} , T _{e2} , T _{e3}
T _{r1} +T _{r3}	T _{r2}	T _{w1} , T _{w2} , T _{w3}	T _{e1} , T _{e2} , T _{e3}
T _{r2} +T _{r3}	T _{r1}	T _{w1} , T _{w2} , T _{w3}	T _{e1} , T _{e2} , T _{e3}

表 2: 組合せ III, V における訓練とテストで使用するデータの ID

訓練 (安静)	III (PC 作業)		V (食事)	
※ III, V 共通	訓練 ※追加	テスト	訓練 ※追加	テスト
T _{r1}	T _{w1}	T _{w2} , T _{w3}	T _{e1}	T _{e2} , T _{e3}
	T _{w2}	T _{w1} , T _{w3}	T _{e2}	T _{e1} , T _{e3}
	T _{w3}	T _{w1} , T _{w2}	T _{e3}	T _{e1} , T _{e2}
T _{r2}	T _{w1}	T _{w2} , T _{w3}	T _{e1}	T _{e2} , T _{e3}
	T _{w2}	T _{w1} , T _{w3}	T _{e2}	T _{e1} , T _{e3}
	T _{w3}	T _{w1} , T _{w2}	T _{e3}	T _{e1} , T _{e2}
T _{r3}	T _{w1}	T _{w2} , T _{w3}	T _{e1}	T _{e2} , T _{e3}
	T _{w2}	T _{w1} , T _{w3}	T _{e2}	T _{e1} , T _{e3}
	T _{w3}	T _{w1} , T _{w2}	T _{e3}	T _{e1} , T _{e2}

4.4 訓練とテストで使用するデータ

実験参加者の各計測状態から得たデータを分類モデルに適用することで、提案システムの評価を行った。分類モデルの訓練およびテストにおいて、異なる状態で得たデータを用いると、推定精度が低下することが一般的だが、複数の状態で取得した信号から得たデータを訓練に使用することで精度が改善できる場合があるため [26]、提案システムにおいても各データの組合せが有効か否かを検証した。データの組合せは、以下 I-V の通りであり、いずれの組合せにおいても、3-fold 交差検証を基に [27]、訓練とテストで扱われるデータ数の比を 2:1 となるように統一した。

- I) 訓練：安静時の 2 データ，テスト：安静時の 1 データ
- II) 訓練：安静時の 2 データ，テスト：PC 作業時の 1 データ
- III) 訓練：安静時の 1 データと PC 作業時の 1 データ，テスト：PC 作業時の 1 データ
- IV) 訓練：安静時の 2 データ，テスト：食事時の 1 データ
- V) 訓練：安静時の 1 データと食事時の 1 データ，テスト：食事時の 1 データ

また、いずれの組合せにおいても、訓練とテストで同一計測回のデータは使用しないように選定した。本実験における、組合せ I, II, IV における訓練とテストで使用するデータの ID を表 1、組合せ III, V における訓練とテストで使用するデータの ID を表 2 に示す。ただし、各表に示したテスト時に使用するデータは、各セルに書かれているデータのうち 1 データであり、各組合せから得られる評価指標の平均値を算出した。また、食事時データは参加者のうち 4 名分だが、組合せ IV および V における訓練に使用する安静時データは全参加者 13 名から取得したものであり、同 4 名に対する認証精度を検証した。

4.5 分類モデルと評価指標

本実験では、4.4 節で説明したデータを用いて提案システムによる認証精度を検証するため、入力となるテストデータを本人と本人以外の 2 クラスに分類するモデルの訓練およびテストを行った。例えば、参加者 P1 を本人のクラス、参加者 P2, P3, ..., P13 を本人以外のクラス、のように、各参加者が本人として 1 回扱われる処理を人数分繰り返した。ただし、各処理では 2 クラス間のデータ数の不均衡解消のため、Synthetic minority over-sampling technique (SMOTE) [28] を利用し、本人分のデータ数と本人以外の分のデータ数の比が 1:1 となるように、本人分のデータを補完した。分類モデルとして、時系列生体信号を利用した既存の認証システムに用いられている、線形モデル Support vector machine (SVM)、決定木ベースのモデル Random forest (RF)、Extreme gradient boosting (XGB)、深層学習モデル Multilayer perceptron (MLP) を採用し、各モデルにおけるパラメータはグリッドサーチに基づいて設定した [29]。

また、各分類モデルに対する評価指標も、既存の認証システムの性能評価に用いられている、等価エラー率 (EER: Equal error rate), Accuracy, F1_{score}, Area under the curve (AUC) [5], [24], [29] を選定して算出した。EER は、False acceptance rate (FAR) と False rejection rate (FRR) が等しくなる点から得た。Accuracy, F1_{score} は、それぞれ式 (2), (3) を用いて算出した。

$$\text{Accuracy} = (\text{TP} + \text{TN}) / (\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}) \quad (2)$$

$$\text{F1}_{\text{score}} = 2 \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (3)$$

ただし、TP は True positive, TN は True negative, FP は False positive, FN は False negative であり、Precision = TP / (TP + FP), Recall = TP / (TP + FN) である。AUC は、True positive rate (TPR) と False positive rate (FPR) を軸として描画した Receiver operating characteristic (ROC) 曲線と、右側の縦軸および下側の横軸で囲まれた面積を算出して得た。

5. 結果

本節では、実験参加者から各状態で計測された NFS 信号の例を示すとともに、同信号から得たデータと分類モデルの組合せにより、提案システムを評価した結果を示す。

5.1 計測された信号

本実験において、参加者から (a) 安静時、(b) PC 作業時、(c) 食事時に計測された NFS 信号と ECG 信号の例を図 4 に示す。また、各計測状態における周波数特性の差異を確認するため、各信号を Fourier 変換して得たパワースペクトル (PS: Power spectrum) の例を図 5 に示す。

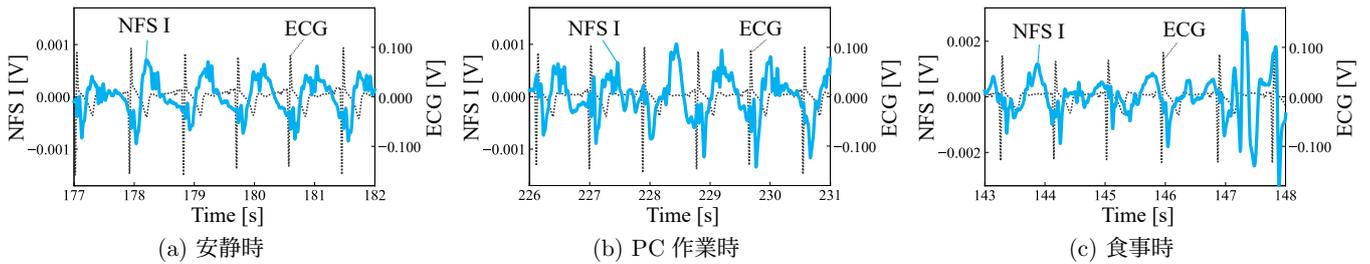


図 4: 実験において計測された NFS 信号 (実線) と ECG 信号 (点線) の例 (参加者 ID: P2)

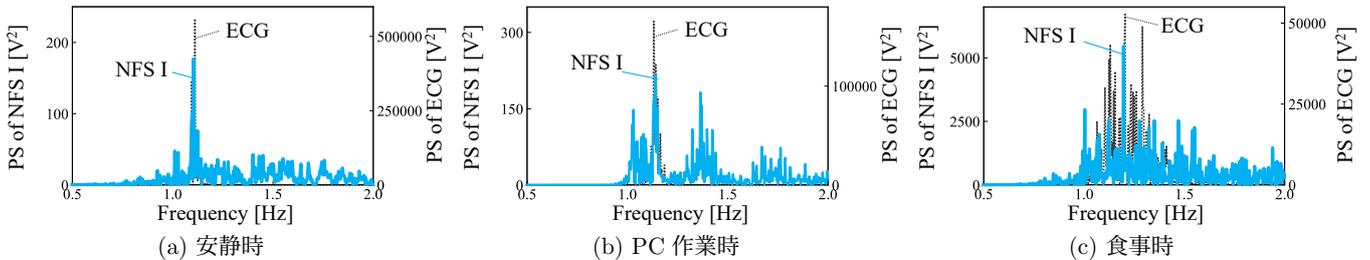


図 5: 実験において計測された NFS 信号 (実線) と ECG 信号 (点線) のパワースペクトルの例 (参加者 ID: P2)

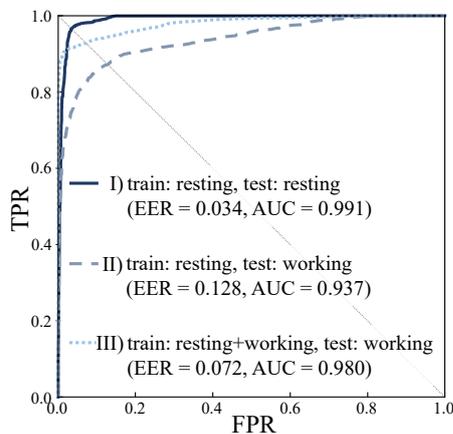


図 6: 組合せ I (実線), II (破線), III (点線) による ROC 曲線の比較例 (参加者 ID: P7, モデル: RF)

5.2 評価結果

本実験において、訓練・テストデータの組合せ I, II, III による ROC 曲線の比較例を図 6 に示す。各モデルおよびデータの組合せにおいて得られた評価指標の値を表 3 に示す。表 3 の各評価指標のうち、最良の値は太字で示した。

6. 議論

本節では、5 節で示した実験結果を考察するとともに、提案システムによる認証の高精度化や実用化を目的とした、本研究における今後の課題について述べる。

6.1 実験結果の考察

図 4(a) に示した通り、実験参加者から安静時の NFS 信号および ECG 信号を計測した結果、両信号は同程度の周期で増減することが確認できた。続いて、図 5(a) に示した通り、両信号を Fourier 変換した結果、周波数領域において各信号が同様の周波数帯に最大値を有することが確認で

きた。以上より、計測された NFS 信号において、ECG 信号と同様に心拍に由来した成分が含まれることが示唆された。ただし、図 4(b)(c) に示した通り、PC 作業時や食事時の NFS 信号は、安静時と比較して大きく変化し、周期を確認し難い場合もあった。図 5(b)(c) の通り、NFS 信号および ECG 信号は同様の周波数帯に最大値を有しているが、図 5(a) の安静時と比較すると突出した値ではなく、他の帯域にも極大値が多く確認できる場合があった。PC 作業時の打鍵 [6] や、食事時の食器保持 [30] 等に伴って、各信号に体動アーチファクトが重畳した結果と考えられる。

各参加者の安静時データを分類モデルの訓練に使用し、各状態でのデータをテストに使用して比較した結果 (組合せ I)、評価指標のうち EER は最小で 0.048 ± 0.031 (モデル: RF) だった。一方、同モデルに対して、PC 作業時および食事時データをテストに使用した場合 (それぞれ組合せ II, IV) の認証精度は、表 3 の評価指標の通り、安静時データをテストに使用した場合 (組合せ I) と比べて悪化した。前段落で述べた体動アーチファクトが、本結果にも影響を与えた可能性がある。しかし、PC 作業時データをテストにのみ使用した場合 (組合せ II) と比べて、同データを訓練にも使用した場合 (組合せ III)、図 6 にも示した EER や AUC 等の値は向上した。同組合せでは、安静時データのみを訓練に使用した場合 (組合せ I) よりも精度が向上した例 (モデル: XGB) もあり、PC 作業時の身体動作に起因する個人差 [6] が寄与した可能性がある。また、参加者数は少なく、かつ精度は劣るものの、食事時データを使用した場合 (組合せ IV, V) に関しても、訓練データの追加による精度向上が確認できた。したがって、提案システムでは、ユーザの状態が変わっても、モデルの適切な更新やデータ選択により、認証精度の維持が可能と考えられる。

表 3: 実験における各分類モデルおよびデータの組合せにより得られた評価指標の値

分類モデル	使用したデータ			評価指標			
	組合せ	訓練	テスト	EER	Accuracy	F1 _{score}	AUC
SVM	I	安静	安静	0.122±0.065	0.853±0.085	0.846±0.094	0.916±0.055
	II	安静	PC 作業	0.305±0.139	0.689±0.139	0.657±0.176	0.721±0.159
	III	安静+PC 作業	PC 作業	0.149±0.088	0.852±0.088	0.850±0.090	0.889±0.077
	IV	安静	食事	0.353±0.019	0.645±0.036	0.638±0.039	0.714±0.049
	V	安静+食事	食事	0.251±0.143	0.735±0.121	0.721±0.130	0.779±0.167
RF	I	安静	安静	0.048±0.031	0.891±0.086	0.882±0.100	0.983±0.019
	II	安静	PC 作業	0.199±0.113	0.708±0.121	0.660±0.168	0.868±0.117
	III	安静+PC 作業	PC 作業	0.064±0.042	0.876±0.085	0.870±0.093	0.987±0.013
	IV	安静	食事	0.316±0.056	0.603±0.043	0.538±0.068	0.833±0.018
	V	安静+食事	食事	0.209±0.093	0.786±0.091	0.779±0.102	0.873±0.064
XGB	I	安静	安静	0.063±0.042	0.921±0.057	0.915±0.065	0.961±0.042
	II	安静	PC 作業	0.210±0.122	0.778±0.115	0.759±0.135	0.836±0.127
	III	安静+PC 作業	PC 作業	0.058±0.044	0.928±0.054	0.927±0.054	0.990±0.011
	IV	安静	食事	0.338±0.056	0.574±0.038	0.485±0.067	0.791±0.048
	V	安静+食事	食事	0.213±0.095	0.731±0.106	0.698±0.152	0.844±0.056
MLP	I	安静	安静	0.081±0.065	0.888±0.114	0.877±0.138	0.949±0.052
	II	安静	PC 作業	0.249±0.133	0.694±0.144	0.642±0.189	0.789±0.162
	III	安静+PC 作業	PC 作業	0.086±0.071	0.873±0.107	0.866±0.119	0.968±0.039
	IV	安静	食事	0.337±0.034	0.634±0.047	0.601±0.061	0.761±0.057
	V	安静+食事	食事	0.204±0.095	0.785±0.092	0.776±0.105	0.867±0.072

いずれの分類モデルを用いた場合でも、食事時データを扱った際 (組合せ IV, V), 各評価指標の値は他 (組合せ I, II, III) よりも悪化した。提案システムのような認証システムに限らず、ウェアラブルデバイスにより計測される生体信号を用いて推定や識別を行うシステムにおいて、安静時や PC 作業時に比べて、食事時データを取り扱う場合は、精度が低下することがある [31]。考えられる原因として、手による食器の把持や上下運動等、食事時の身体動作は多様であり [30], 安静時や PC 作業時と比較して信号が安定して計測できないことが挙げられる。本実験の場合も他システムと同様に、食事時の NFS 信号が安定して計測できず、後の特徴量抽出や分類モデルの訓練およびテストといった処理に影響を与えた可能性がある。

6.2 今後の課題

提案システムを発展させて、高精度化や実用化を目指すためには、さらなる実験や解析が必要である。まず、計測実験における参加者の人数追加や、計測条件の多様化が挙げられる。今回は、提案システムに関する基礎検討段階であり、13 名の実験参加者を対象として NFS 信号の計測および解析を行った。しかし、一般に生体認証システムの評価を行う場合、統計学的な観点から、より多くの人物から計測を行って精度を検証することが望ましい [32]。また、本実験において計測対象とした参加者の状態は、計測条件を可能な限り統一するため、一般的なオフィスにおける机や椅子を使用して完結する、安静時、PC 作業時、食事時の 3 種類のみとした。今後は実用化に向けて、NFS の利点である、ユーザはモジュールを保持または衣服上から貼り

付けて、無意識的および継続的な計測が可能である点を活かした検証を行う。例えば、工場での継続的な作業を計測対象の状態として、作業者の健康管理と認証といった複数のアプリケーションのシームレスな実現を検証する。さらに、提案する認証システムに対して起こり得る攻撃シナリオや、同攻撃への対策についても検討し、攻撃耐性の評価や、その結果を踏まえた対策の検討や実装、評価を行う。

7. おわりに

本研究では、ユーザに対する拘束や行動の制限が比較的少ない認証方式の実現を目指し、ウェアラブルアンテナで計測する胸壁変位を利用した認証システムを提案した。提案システムでは、ユーザがアンテナを搭載した NFS モジュールを衣服に装着することで、胸部変位に伴う近傍電磁界の変化として NFS 信号を計測する。続いて、計測された同信号から特徴量を抽出し、分類モデルに適用することで、計測対象のユーザが本人か否か認証を行う。提案システムを評価するため、NFS モジュールを装着した 13 名の実験参加者から、安静時や PC 作業時、食事時における NFS 信号を取得した。同信号から特徴量を抽出し、分類モデルの訓練およびテストを行うことで、提案システムによる認証精度を評価した。その結果、安静時に計測されたデータを使用した場合の認証精度として、 $EER = 0.048 \pm 0.031$ が得られた。提案システムによる認証精度の向上や実用化を目標とした今後の課題として、NFS 信号を計測する実験参加者の人数追加や、より幅広い状態で計測された信号を用いた検証、同システムに対する攻撃シナリオおよび対策の検討や実装、評価が挙げられる。

参考文献

- [1] S. K. Berkaya, A. K. Uysal, E. S. Gunal, S. Ergin, S. Gunal, and M. B. Gulmezoglu. A survey on ECG analysis. *Biomed. Signal Process. Control*, Vol. 43, pp. 216–235, 2018.
- [2] J. Park, H. Seok Seok, S. S. Kim, and H. Shin. Photoplethysmogram analysis and applications: an integrative review. *Front. Physiol.*, Vol. 12, pp. 1–23, 2022. Art. no. 808451.
- [3] J. R. Pinto, J. S. Cardoso, and A. Lourenço. Evolution, current challenges, and future possibilities in ECG biometrics. *IEEE Access*, Vol. 6, pp. 34746–34776, 2018.
- [4] L. Li, C. Chen, L. Pan, L. Y. Zhang, Z. Wang, J. Zhang, and Y. Xiang. A survey of PPG’s application in authentication. *Comput. Secur.*, Vol. 135, pp. 1–13, 2023. Art. no. 103488.
- [5] G. Lovisotto, H. Turner, S. Eberz, and I. Martinovic. Seeing red: PPG biometrics using smartphone cameras. In *IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. Workshops*, pp. 3565–3574, 2020.
- [6] T. Zhao, Y. Wang, J. Liu, J. Cheng, Y. Chen, and J. Yu. Robust continuous authentication using cardiac biometrics from wrist-worn wearables. *IEEE Internet Things J.*, Vol. 9, No. 12, pp. 9542–9556, 2021.
- [7] A. Rahman, V. M. Lubecke, O. Boric-Lubecke, J. H. Prins, and T. Sakamoto. Doppler radar techniques for accurate respiration characterization and subject identification. *IEEE J. Emerg. Sel. Top. Circuits Syst.*, Vol. 8, No. 2, pp. 350–359, 2018.
- [8] Y. Chen, M. Xue, J. Zhang, Q. Guan, Z. Wang, Q. Zhang, and W. Wang. Chestlive: Fortifying voice-based authentication with chest motion biometric on smart devices. *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol. 5, No. 4, pp. 1–25, 2021.
- [9] A. F. Pacela. Impedance pneumography—a survey of instrumentation techniques. *Med. Biol. Eng.*, Vol. 4, pp. 1–15, 1966.
- [10] D. Y. Hsu, Y. L. Sung, S. H. Ni, C. Y. Huang, Y. X. Huang, E. Z. Lyu, C. H. Chen, and T. W. Wang. Wearable pocket-sized fully non-contact biomedical eddy current sensor for simultaneous cardiac and lung monitoring. *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, Vol. 73, pp. 1–13, 2024. Art. no. 4007213.
- [11] N. Mohammed, K. Cluff, M. Sutton, B. Villafana-Ibarra, B. E. Loffin, J. L. Griffith, R. Becker, S. Bhandari, F. Alruwaili, and J. Desai. A flexible near-field biosensor for multisite arterial blood flow detection. *Sens.*, Vol. 22, No. 21, pp. 1–18, 2022. Art. no. 8389.
- [12] S. Wada, K. Nishimoto, Y. Inasawa, and S. Izumi. Estimated results of RR interval using a small card-sized VHF-band contactless heartbeat sensor module. In *IEEE 19th Intern. Conf. Body Sens. Netw.*, pp. 1–4, 2023.
- [13] A. Ahmad, J. C. Roh, D. Wang, and A. Dubey. Vital signs monitoring of multiple people using a FMCW millimeter-wave sensor. In *2018 IEEE Radar Conf.*, pp. 1450–1455, 2018.
- [14] M. Iwai, K. Sasaki, N. Honma, and K. Kobayashi. Development of a respiration and cardiac dynamics waves measurement system using coupled capacitance electrode. *Adv. Biomed. Eng.*, Vol. 12, pp. 117–123, 2023.
- [15] R. K. Raji, X. Miao, A. Wan, L. Niu, Y. Li, and A. Boakye. Knitted piezoresistive smart chest band and its application for respiration patterns assessment. *J. Eng. Fibers Fabr.*, Vol. 14, pp. 1–14, 2019. Art. no. 1558925019868474.
- [16] A. Rozevika, A. Katashev, A. Okss, J. Mantyla, and R. Coffeng. On the monitoring of breathing volume, using textile strain gauges. In *World Congr. Med. Phys. Biomed. Eng.*, pp. 921–925, 2018.
- [17] K. T. Oh, C. S. Shin, J. Kim, and S. K. Yoo. Level-set segmentation-based respiratory volume estimation using a depth camera. *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, Vol. 23, No. 4, pp. 1674–1682, 2018.
- [18] Y. Wang, T. Gu, T. H. Luan, and Y. Yu. Your breath doesn’t lie: multi-user authentication by sensing respiration using mmWave radar. In *19th Annu. IEEE Intern. Conf. Sens., Commun., Netw.*, pp. 64–72, 2022.
- [19] S. Uno, K. Kanda, and O. Tsunoda. Study of quantitative evaluation by using fatigue analysis for assembly work. In *IEEE Intern. Conf. Mechatron. Autom.*, pp. 1963–1968, 2011.
- [20] Y. Wang, F. Agraftioti, D. Hatzinakos, and K. N. Plataniotis. Analysis of human electrocardiogram for biometric recognition. *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, Vol. 2008, pp. 1–11, 2007. Art. no. 148658.
- [21] SciPy. argrelmin — scipy v1.14.0 manual. <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.signal.argrelmin.html>. accessed on July 17, 2024.
- [22] P. Palatini. Need for a revision of the normal limits of resting heart rate. *Hypertens.*, Vol. 33, No. 2, pp. 622–625, 1999.
- [23] A. R. Kavsaoglu, K. Polat, and M. R. Bozkurt. A novel feature ranking algorithm for biometric recognition with PPG signals. *Comput. Biol. Med.*, Vol. 49, pp. 1–14, 2014.
- [24] N. Karimian, M. Tehranipoor, and D. Forte. Non-fiducial PPG-based authentication for healthcare application. In *IEEE EMBS Intern. Conf. Biomed. Health Inform.*, pp. 429–432, 2017.
- [25] M. O. Diab, A. Seif, M. El-Abed, and M. Sabbah. Individual identification using ECG signals. *J. Comput. Commun.*, Vol. 6, No. 1, pp. 74–80, 2017.
- [26] M. Wang, K. Kasmarik, A. Bezerianos, K. C. Tan, and H. Abbass. On the channel density of EEG signals for reliable biometric recognition. *Pattern Recognit. Lett.*, Vol. 147, pp. 134–141, 2021.
- [27] S. Ergin, A. K. Uysal, E. S. Gunal, S. Gunal, and M. B. Gulmezoglu. ECG based biometric authentication using ensemble of features. In *9th Iber. Conf. Inform. Syst. Technol.*, pp. 1–6, 2014.
- [28] A. Fernández, S. Garcia, F. Herrera, and N. V. Chawla. SMOTE for learning from imbalanced data: progress and challenges, marking the 15-year anniversary. *J. Artif. Intell. Res.*, Vol. 61, pp. 863–905, 2018.
- [29] R. Iijima, T. Takehisa, T. Ohki, and T. Mori. The catcher in the eye: Recognizing users by their blinks. In *Proc. 19th ACM Asia Conf. Comput. Commun. Secur.*, pp. 1739–1752, 2024.
- [30] K. Kyritsis, C. Diou, and A. Delopoulos. Modeling wrist micromovements to measure in-meal eating behavior from inertial sensor data. *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, Vol. 23, No. 6, pp. 2325–2334, 2019.
- [31] L. Bao and S. S. Intille. Activity recognition from user-annotated acceleration data. In *Intern. Conf. Pervasive Comput.*, pp. 1–17, 2004.
- [32] J. L. Wayman. A definition of biometrics. *San Jose State Univ. Natl. Biom. Test Cent. Collect. Work. 1997–2000*, pp. 21–24, 2000.