ピエゾセンサを用いた個人識別システムの実装と評価

馬越 圭介[1,a)]　松井 智一[1]　吉田 誠[2]　藤本 まなと[1,b)]　諏訪 博彦[1,3]　安本 慶一[1]

概要：近年，ユーザが歩行した際に発生する床振動（＝歩行振動）を用いて位置推定や個人識別を行う研究が行われている．歩行振動を用いることでプライバシを保護しつつ低コストで高齢者見守りや防犯システムなどのサービスが実現できる可能性がある．既存システムの多くは，センサから離れた場所で発生する信号レベルの低い歩行振動を正確に捕捉することが困難であり，高精度な個人識別を実現するには，複数のセンサを利用する必要があることや数多くの歩行振動を観測する必要があるなど，いくつかの課題が残されている．本研究では，これらの課題を解決するため，ピエゾセンサにソースフォロワ回路を組み合わせることで信号レベルの低い歩行振動を正確に捕捉できるデバイスを開発し，歩行開始時の少ない歩数（一歩から三歩程度）で個人識別を可能とする新たなシステムを提案する．本システムは，1 つのピエゾセンサによって観測されるユーザの歩行振動から検出される 13 種類の特徴量に対し，機械学習を用いることで高精度な個人識別モデルを構築している．提案手法の有効性を検証するため，被験者 6 人の協力のもと，奈良先端大が所有するスマートホーム内において，直線経路を往復で歩行してもらい，歩行振動を収集した．5 つの異なる機械学習モデルを用いて個人識別精度を評価した結果，全歩数から任意の一歩を用いて個人識別した場合の平均 F 値は，70.8%と高い値となった．また，往路・復路の歩行開始時の一歩目のみ，一歩目と二歩目，一歩目から三歩目の 3 パターンを用いて個人識別した場合の平均 F 値は，それぞれ 63.1%，75.9%，87.1%という結果が得られた．

1. はじめに

センシング技術の高度化に伴い，よりきめ細やかなサービスの提供を目指して，様々な企業や研究機関が人のコンテキストを推定する研究を行っている．人のコンテキストを把握するには，「いつ，どこで，誰が，何をしているか」というように，ユーザの行動を詳細に把握することが重要となる．しかしながら，既存システムの多くは，「いつ，どこで，何をしているか」という情報は容易に取得できるが，「誰が」という情報は取得できない．ユーザが誰であるかという個人識別が可能となれば，高齢者見守りや防犯システムなどの実現に大きく寄与できる可能性がある．

個人識別を行う代表的な手法として，顔認証 [1] や指紋認証 [2] が広く知られている．しかしながら，これらの手法は，認証のためカメラを目視することや指をセンサの上に置く等，ユーザは決められた特定のタスクを行う必要があり，煩わしい作業が必要であるため，負担が大きい．

人の動きから個人を識別する試みも多数行われている．例えば，カメラを用いた手法 [3] では，撮影されたカメラ映像から歩行者のシルエットを抽出し，歩き方などの特徴を数値化することで，個人識別を行なっている．しかし，照明の明るさや障害物等によってユーザがカメラ映像に映らない場合，識別が困難である．また，ユーザを常に監視する必要があるため，プライバシを侵害する恐れがある．ウェアラブルデバイスを用いた個人識別 [4], [5] もいくつか提案されているが，装着忘れ等の問題もある．

電波を用いた個人識別技術も数多く提案されており，特に，Wi-Fi CSI（Channel State Information）[6] や Backscatter 通信 [7] を用いた手法が注目されている．Wi-Fi CSI は，送信波と受信波の間を人が移動した際，ドップラー効果による周波数の変化を用いて個人識別を行なっている．しかし，推定対象が複数人いる場合，様々に折り重なった信号を正確に分離することは困難である．また，Backscatter 通信は，一般的な Wi-Fi 基地局では未対応な極めて強力な電波出力が必要となるため，適用可能な環境が限定されるという問題が残されている．

これらの問題を解決するアプローチとして，歩行時における床振動（以下，歩行振動）を利用した個人識別技術が注目を集めている．歩行振動を利用することでユーザはデ

1 奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology
2 オンキヨー株式会社
Onkyo Corporation
3 理化学研究所
RIKEN, Center for Advanced Intelligence Project AIP
a) umakoshi.keisuke.uj7@is.naist.jp
b) manato@is.naist.jp

バイスを身に付ける必要がなく，広範囲における個人識別が実現できる．Pan ら [8] は，ユーザの七歩分の歩行振動を利用することで，高精度な個人識別を実現している．しかし，歩行速度や相対的な歩行位置を特徴量として使用しているため，数多くの歩数を観測する必要があり，狭い環境では適用できない．Clemente ら [9] は，4 台の地震センサを 1 つのユニットとして利用し，一歩もしくは二歩分の歩行振動から個人を識別する手法を提案している．この手法は，4 台の地震センサの重み付き多数決により個人を識別している．そのため，個人識別精度は比較的高精度であるが，設置コストがかかるという問題が残されている．

低コストかつ様々な場所に容易に設置可能なピエゾセンサを利用した研究も行われている．柏本ら [10] は，ピエゾセンサにより収集される床振動を利用して，ユーザの位置を推定する研究を行っている．しかし，この研究は，電圧増幅率が十分でない回路を使用しているため，詳細な床振動を取得できない可能性がある．Akiyama ら [11] は，2 つのピエゾセンサを利用して，ユーザの歩行方向を機械学習を用いて推定する手法を提案している．しかし，この研究は，信号レベルの低い歩行振動が環境ノイズに埋もれてしまい，正しく取得できないという問題がある．

本論文では，これら既存研究の問題を解決するため，信号レベルの低い歩行振動を単一のピエゾセンサで効率的に検出し，できるだけ少ない歩数で個人を高精度に識別できる新たなシステムを提案する．本論文の貢献を以下に示す．

- 第一に，信号レベルの高い歩行振動だけでなく，信号レベルの低い歩行振動も正確に検出できる回路設計を行なった．具体的には，1）ピエゾセンサの出力信号レベルを増幅させるため，電界効果トランジスタを利用し，電流増幅率を高くすること，2）回路シミュレータを用いて低ノイズ化回路を設計すること，3）電圧増幅のため，両電源の電池駆動を採用し，設計回路のダイナミックレンジを上げること，の 3 つの工夫を行うことで，信号レベルの低い歩行振動でも正確に取得できる仕組みを構築した．
- 第二に，設計した低ノイズ化回路を利用した提案システムによる評価実験を行なった結果，取得した全歩数から任意の一歩を用いて個人識別した場合の平均 F 値は，最大 70.8%を示した．
- 最後に，少ない歩数で個人を識別できるか評価するため，歩行開始時から一歩目のみ，一歩目と二歩目，一歩目から三歩目の 3 パターンを用いて個人識別精度を評価した．その結果，それぞれの平均 F 値は，63.1%，75.9%，87.1%を示した．

本論文の構成は，以下の通りである．第 2 章では，歩行振動を利用した既存研究について述べる．第 3 章では，システム要件について述べ，第 4 章では，提案するピエゾセンサによる個人識別システムについて述べる．第 5 章では，評価実験について述べた後，第 6 章で実験結果を述べる．最後に，第 7 章で本論文の結論及び今後の課題を述べる．

2. 関連研究

近年，建物内において発生する人の歩行振動を利用した様々な研究が行われており，ジオフォン，地震センサ，ピエゾセンサ等がよく利用されている．本章では，歩行振動を取得し，建物内のユーザの活動レベル，位置情報，個人識別を行う既存研究について述べる．

2.1 ジオフォンや地震センサを利用したシステム

Zhang ら [12] は，建物内の部屋の中に何人が出入りしたかという活動レベルを推定する手法を提案している．ビル内の床下 5 箇所にジオフォンを設置し，人が歩く際に生じる歩行振動が一定の閾値を超えた場合，人が活動しているとカウントしている．提案手法の有効性を検証するため，提案手法によって予測した活動レベルと入室管理システムの入室ログとの比較を行った結果，相関係数が 0.836 であることが示されている．この研究は，歩行振動のみを用いてユーザの活動レベルを推定できることを示しているが，そのユーザが誰であるかということは考慮していない．

Mirshekari ら [13] は，ドアの開閉や歩行時等で発生する床振動を取得し，機械学習を用いてそれらのイベントを検出する手法を提案している．具体的には，特定の建物で学習したモデルが，建物の構造特性の違いにより，異なる建物に適応できないという問題の解決を目的として，転移学習によるイベント検知手法を提案している．この研究では，特定の場所で生成した学習モデルを異なる場所に適応した場合のイベント検出率が，既存手法と比較して最大 10 倍程度向上すること示している．しかし，この研究は，イベント検出のみに焦点を当てており，我々が目的とする個人識別までは行っていない．

Pan ら [14] は，歩き方が人によって異なるという特徴を利用した個人識別手法を提案している．具体的には，ジオフォンを利用して歩行振動を取得し，その取得した歩行振動から抽出可能な歩行特徴を用いた機械学習により個人識別を行っている．この研究は，センサから最も近い信号レベルの高い歩行振動から五歩分を選び出し，学習データとして使用している．5 人の被験者に対して全歩数から一歩分を利用した個人識別精度は約 63%でることが示されており，一歩目から五歩目までの複数歩を利用した個人識別では，最大約 83%の精度で識別できることを示している．しかし，この研究は，個人識別を行うには五歩分のデータが必要となり，比較的狭い環境では使用できない．

さらに，Pan ら [8] は，教師付き学習と反復トランスダクティブ学習を組み合わせた個人識別システムである FootprintID を提案している．この研究では，歩行速度や歩行位置等の条件によって，歩行者が同じであっても取得

できる歩行振動が異なるため識別精度が下がるという問題を解決している．平均的な歩行周波数で取得した歩行データに対して機械学習を行い，学習されていない歩行周波数は反復トランスダクティブ学習を用いてラベル付けを行うことで高精度な学習モデルを生成している．これより，ラベル付けされたデータを減らすことができ，被験者 10 名の個人識別に対して，最大約 96%の精度を達成している．しかし，この研究は，センサに近い場所で取得された信号レベルの高い歩行振動のみを用いており，ノイズに影響されやすい信号レベルの低い歩行振動は利用していない．また，高精度な個人識別を達成するには，七歩分のデータが必要となり，広い範囲でしか個人識別を行うことができず，適応環境が限られている．

Clemente ら [9] は，複数センサを用いて一歩分または二歩分の歩行振動を用いて個人を識別する手法を提案している．Pan[14] らが使用した特徴に対して，重要度を検証し，新たな特徴を追加することで，より高精度な個人識別システムを構築している．このシステムでは，2.5 m × 3.0 m のフィールド内の四隅に設置された 4 つの地震センサを使用し，各センサの単純な多数決による手法および各センサに重みを付与した重み付けに基づく投票による手法を用いて個人識別を行っている．一歩分の歩行振動を用いた個人識別では，単純な多数決を用いた場合は F 値：63%，重み付きによる多数決を用いた場合は F 値：71.9%となっている．この研究では，一歩分の歩行振動で個人を識別するには，少なくとも 4 つのセンサが必要であり，設置コストが高いことが課題である．

2.2 ピエゾセンサ（圧電式センサ）を利用したシステム

2.1 節で述べた問題点を解決するため，近年，ピエゾセンサを利用したシステムが注目されている．ピエゾセンサは，低コストで，主に床面や家具等に設置され使用されるデバイスであり，それらに伝わる振動を比較的正確に補足できる．また，マイクのようにダイレクトに人の声を収集するデバイスと比べて，声などは捕捉しにくく，ユーザのプライバシに配慮できる．また，周囲に障害物等が存在しても，床面や家具に伝わる振動は，回折効果により，Wi-Fi 等の無線通信方式に比べて影響を受けにくく，環境ノイズに対しても強いことが知られている．

ピエゾセンサを利用した既存研究として，杉本 [15] らは圧電式振動センサを用いて四歩分の歩行振動とドアの開閉動作から得られる床振動を利用した個人識別手法を提案している．この研究は，センサ付近の信号レベルの高い歩行振動だけではなく，ドア開閉による床振動も特徴量として利用しているため，平均識別率：92%という高精度な個人識別精度を達成しているが，信号レベルの低い歩行振動は考慮されておらず，また，必ずドアの開閉を行う必要があるため，適応できる場面が限定される．

柏本ら [10] は，歩行振動と人の位置関係が振動強度によって異なることを利用した位置推定手法を提案している．また，Kashimoto ら [16] は，床振動を用いて対象物の位置を推定する TDoA（Time Difference of Arrival）技術が，床の構造や材質などの違いよって，振動の伝わる速度が異なり，位置推定に利用できないという課題を解決することを目指し，ユーザの行動により発生する様々な振動を利用することで，ユーザの位置を推定する手法を提案している．しかしながら，これらの研究は，ピエゾセンサを用いた位置推定のみを対象としており，個人識別までは行っていない．また，電圧増幅率が十分でない回路を使用しているため，詳細な床振動を取得できていない可能性がある．

Akiyama ら [11] は，2 つのピエゾセンサを利用して，ユーザの歩行方向を機械学習を用いて推定する手法を提案している．具体的には，水平に設置された 2 つのピエゾセンサで取得した歩行振動から差分データを生成し，線形判別式を用いてユーザの歩行方向の推定を行なっている．実験の結果，歩行方向を約 83%の精度で分類できることを示している．しかし，この研究は，あくまで人の歩行方向を推定する研究であり，個人識別までは行っていない．また，使用デバイスは，ソースフォロワ回路[*1]を並列に接続することで電流増幅率を大幅に高める工夫が行われており，より詳細な歩行振動を取得できるように調整されている．しかし，この研究では，単三電池 2 個を利用した単電源供給を採用しているにも関わらず，ダイナミックレンジが比較的狭く，また，信号レベルの低い歩行振動が環境ノイズに埋もれてしまい正しく取得できないという問題がある．信号レベルの低い歩行振動を取得しようと増幅回路のゲイン調整を行なったとしても，元々のダイナミックレンジが狭いがゆえ，センサ付近で取得した信号レベルの高い歩行振動が飽和してしまい，取得できなくなるという問題もある．

2.3 本研究の位置付け

本研究では，2.1 節と 2.2 節述べた既存研究の問題点を解決するため，信号レベルの低い歩行振動を単一のピエゾセンサで効率的に検出し，できるだけ少ない歩数で個人を高精度に識別できる新たなシステムの構築を目指す．

3. システム要件

本論文では，ピエゾセンサを用いた個人識別システムを提案する．歩行振動を使用した個人識別を実現するには，提案システムは以下の 4 つの要件を満たす必要がある．

要件 1 信号レベルの低い歩行振動を正確に取得できるシステムであること

要件 2 ノイズに影響されないシステムであること

要件 3 広範囲における歩行振動を検知できるシステムで

[*1] ソースフォロワ回路：電圧の値は一定のまま，出力インピーダンスを下げる効果のある回路．

あること

要件 4　できるだけ少ない歩数で個人を識別できるシステムであること

ピエゾセンサの出力インピーダンスが増幅回路の入力インピーダンスよりも高い場合には，電圧降下が発生し，出力電圧が下がるという問題がある．そのため，センサから離れた場所で発生した振動が，電圧降下によって検出が難しくなる．したがって，ピエゾセンサの出力インピーダンスを下げる工夫が必要である．本研究では，要件 1 を満たすため，電界効果トランジスタ（FET: Field effect transistor）を利用したソースフォロワ回路の導入により，出力インピーダンスを下げる工夫を行なう．

歩行時において発生する歩行振動の特徴は，主に低周波成分に表れる．そのため，歩行振動の特徴を正確に取得するには，低周波成分にノイズが極力発生しない回路設計が必要となる．本研究では，要件 2 を満たすため，回路シミュレータである LTspice[*2]を用いてノイズシミュレーションを行うことで，ノイズの影響を受けない回路設計を行う．

また，広範囲における歩行振動を検知するには，センサが識別できる信号の最大値および最小値の比率であるダイナミックレンジを大きくすることが重要である．本研究では，要件 3 を満たすため，使用回路において多くの電圧を取得できるよう両電源駆動を採用する．

この結果，信号レベルの高い歩行振動は飽和することなく取得でき，また，信号レベルの低い歩行振動も多く取得できるため，要件 4 も満たすことができる．

4.　ピエゾセンサによる個人識別システム

本章では，提案するピエゾセンサを用いた個人識別システムについて述べる．ピエゾセンサの回路構成について述べた後，本システムを用いた個人識別手法について述べる．

4.1　回路構成

本研究で使用する回路は，ピエゾセンサ，FET，オペアンプによって構成される．ピエゾセンサは，村田製作所の 7BB-41-2L0[*3]を使用する．ピエゾセンサの出力インピーダンスが，増幅回路の入力インピーダンスよりも高いことで発生する電圧降下を防ぐため，FET を利用したソースフォロワ回路を使用する．図 1 に示すように，ソースフォロワ回路を並列に接続することで，電流増幅率をより高めることができ，信号レベルの低い歩行振動でも取得できるようになる．

しかし，ソースフォロワ回路は，電流増幅のみを行なっており，極めて微弱な歩行振動を正確に取得するには，増幅回路を用いた電圧増幅が必要である．そのため，本研究では，非反転増幅回路を用いてゲインを 10 倍に設定することで，信号を増幅している．本回路で使用する素子は，回路シミュレータである LTspice を用いてノイズの影響が少ない素子を選択している．

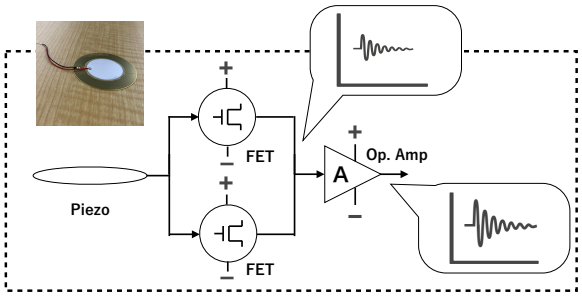

図 1　回路図

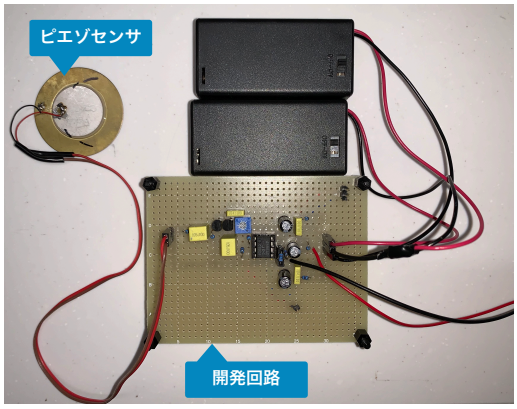

図 2　開発した回路

一方，信号レベルの低い歩行振動を取得するため，ゲイン調整を行ったとしても，ピエゾセンサ付近で取得した信号レベルの高い歩行振動が飽和してしまい，取得できなくなるという問題が依然残されている．本研究では，ソースフォロワ回路と非反転増幅回路を両電源供給にすることで，既存システムよりもダイナミックレンジを大幅に広くし，この問題に対処している．

最後に，交流電源を使用することで発生するハムノイズが歩行振動の特徴抽出の際に大きな問題となるが，単三電池（1.2 V × 4 個）を使用することで，ハムノイズの影響を除去している．図 2 に，本研究で開発した回路を示す．

4.2　個人識別手法

本節では，ピエゾセンサを用いた個人識別手法について述べる．図 3 に，提案システムの処理フローを示す．本手法の目的は，機械学習により個人を識別することであり，1）学習データの収集，2）歩行イベントの検知，3）正規化とノイズ除去，4）特徴量の抽出，および，5）個人識別モデルの構築の 5 つのステップで構成される．以下に，各ステップについて述べる．

---

*2　LTspice : https://www.analog.com/jp/design-center/design-tools-and-calculators/ltspice-simulator.html

*3　7BB-41-2L0:　https://www.murata.com/ja-jp/products/productdetail?partno=7BB-41-2L0

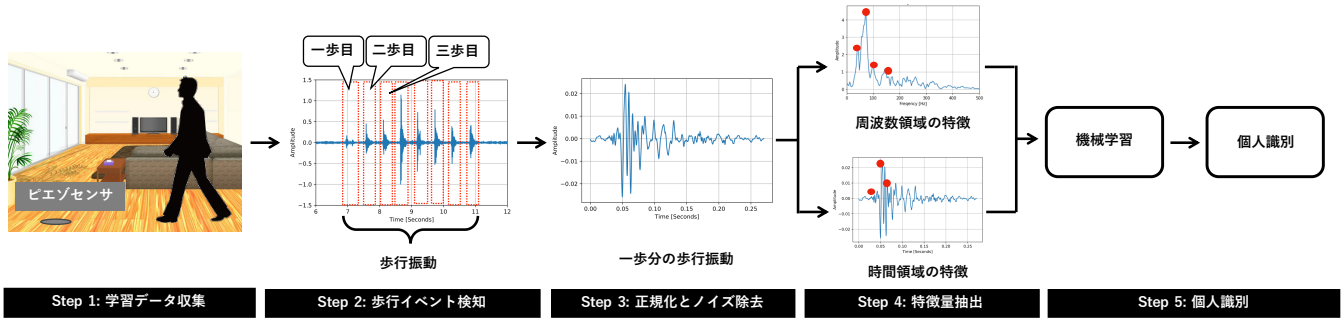

図 3　提案システムの処理フロー

4.2.1　学習データの収集

ステップ 1 として，学習データとして用いる歩行振動を収集する．図 3 のように，歩行振動を取得するため，被験者には一定の区間を普段通りに歩行してもらう．本研究では，宅内をターゲット環境としているため，ユーザには靴下を履いて歩行してもらう．本システムは，10 kHz でサンプリング可能なデータロガーを用いてデータを収集する．

4.2.2　歩行イベントの検知

ステップ 2 として，学習データを収集した後，測定した振動波形から歩行イベントの検出を行う．本研究では，測定した歩行振動から一歩分の歩行イベントを検出する方法として，変化点検出アルゴリズムを利用する．変化点検出アルゴリズムとは，振動波形が変化した時点を検出する手法のことである．本研究では，振動波形の変化点を検出するため，バックグラウンドノイズの分散値を基準値として用いる．歩行イベントの検出では，取得した歩行振動を 2 ミリ秒の間隔で区切り，1 ミリ秒ずつずらしながら分散値を求めていく．分散値が基準値の 10 倍を超えた点を歩行イベントの開始点とし，基準値の 1.5 倍を下回った点を歩行イベントの終了点とする．歩行イベントの開始点と終了点の抽出においては，いくつかのパターンを試した結果，最も正確に歩行イベントを検出できたケースを利用している．その後，図 3 に示すように，求めた開始点と終了点を基に一歩分の歩行イベントを抽出する．一歩分の歩行イベントの長さは，おおよそ 0.25 秒である．

4.2.3　正規化とノイズ除去

ステップ 3 として，歩行イベントの正規化およびバックグラウンドノイズの除去を行う．信号レベルの分散は，ピエゾセンサと歩行振動の発生源の距離が遠くなるにつれて小さくなり，距離が近くなるにつれて大きくなるという特徴がある．そのため，ピエゾセンサと歩行振動の発生源の距離関係により生じる信号レベルの差が識別精度の低下に繋がる恐れがある．そのため，検出した一歩分の歩行振動の二乗和の平均で，その一歩分の歩行振動を割ることにより，歩行イベントの正規化を行い，識別精度の低下を防ぐ．また，建物内では，建物の揺れによるバックグラウンドノイズが存在するため，歩行振動の特徴がノイズに埋もれる可能性がある．本研究では，この問題に対処するため，ウェーブレット変換を用いてバックグラウンドノイズを除去する．

表 1　使用した特徴量一覧

ドメイン	特徴名
時間領域	イベント持続時間
	標準偏差
	エントロピー
	最初の 5 つのピーク値
	最大ピーク値
	最大ピークの位置
	最大ピーク前の 5 つの値
	最大ピーク後の 5 つの値
周波数領域	スペクトル
	重心
	最初の 5 つのピーク値
	最初の 5 つのピーク位置
	ピーク数

4.2.4　特徴量抽出

ステップ 4 として，歩行イベントの正規化およびバックグラウンドノイズの除去を行なった後，歩行イベントから個人を識別するための特徴量を抽出する．本研究では，関連研究で報告されている歩行イベントから個人を識別するための特徴量として重要度が高いとされる 13 個の特徴量を利用している [9]．表 1 に，使用した特徴量の一覧を示す．

4.2.5　個人識別モデルの構築

最後に，前節で述べた特徴量を用いて個人識別を行う．個人識別モデルを構築するため，代表的なクラス分類モデルである 5 つの機械学習モデル（SVM，Random Forest，Xgboost，LightGBM，DNN）を用いる．本研究では，歩行振動以外の振動は発生しない条件下でデータ収集を行なっているため，歩行以外のイベントは考慮していない．また，各学習モデルについては，グリッドサーチを用いてハイパーパラメータ調整を行うものとする．

5.　評価実験

本章では，提案システムを用いた評価実験について述べる．実験目的と概要を述べた後，実験方法および評価方法

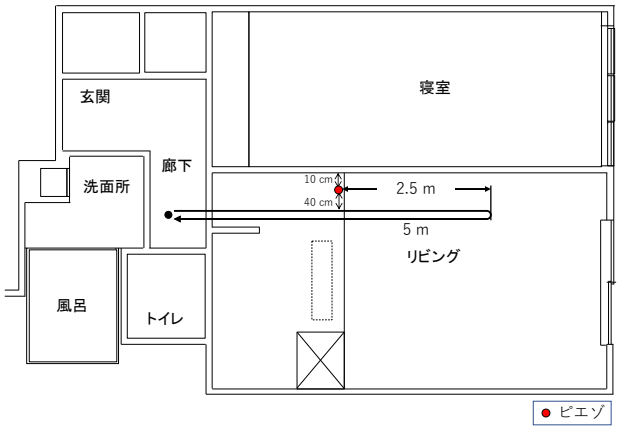

図 4　実施環境（奈良先端大スマートホーム）

図 5　歩行経路

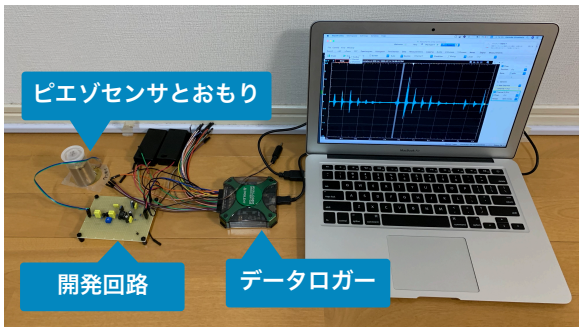

図 6　測定デバイス

について述べる．

5.1　実験目的と概要

ピエゾセンサを用いた個人識別システムの有効性を評価するため，図 4 および図 5 に示す奈良先端大が所有するスマートホーム環境において評価実験を行なった．本実験では，被験者に指定の経路を歩いてもらい，提案システムにより歩行振動を収集した．図 6 に本実験で用いた測定デバイスを示す．ピエゾセンサは，壁から 10 cm，歩行経路から 40 cm 離し，歩行経路の中間地点の床に 1 つ設置している．また，歩行振動を取得し易くするため，ピエゾセンサの上にはおもりとして，300 g の真鍮を乗せている．Analog Discovery 2 を用いて 10 kHz でサンプリングし，ラップトップにデータを記録した．本実験では，部屋に出入りする人を識別するというシナリオを想定した実験を行った．そのため，ユーザが部屋の中を縦横無尽に歩行するケースは考慮していない．

5.2　実験方法

本実験は，計 6 名の被験者（男性：5 名，女性：1 名）の協力のもと行った．各被験者には，靴下を履いたまま，図 5 に示す経路を歩行してもらった．具体的には，各被験者には，スタート地点から 5 m 進んだ後，その場で U ターンし，元の位置に戻るよう指示した．実験中はノイズとなる歩行振動以外の他の振動が発生しないよう注意した．本実験では，10 往復を 1 セッションとしてデータ収集を行い，被験者には普段通りの歩き方を心がけてもらった．被験者 1 人に対して 3 セッション分のデータ収集を行い，同じ被験者が連続してデータ収集しないよう，セッションごとに被験者を交代するか休憩を挟むようにした．

5.3　評価方法

本実験では，4 パターンの評価方法を用いて検証を行う．はじめに，全歩数から任意の一歩分を利用して個人識別を行うためのモデルを生成する．各学習データにおいて，4.2.5 項で述べた 5 つの学習器を用いて個人識別モデルを構築し，Leave-one-session-out 交差検証にて識別精度の評価を行なった．その後，少ない歩数で個人を識別できるか評価するため，最も精度が良かった個人識別モデルを用いて，歩行開始時の一歩目のみ，一歩目と二歩目，一歩目から三歩目の 3 パターンを用いて個人識別精度の評価を行った．

一歩目のみを用いた場合の個人識別：一歩を用いた個人識別では，各機械学習モデルは，各クラスに属する確率である確信度を返す．各確信度のうち最大値に対応するクラスを識別結果とする．

複数歩を用いた場合の個人識別：複数歩を用いた分類を行う場合，単純な多数決において票が割れた時，識別不可となる．例えば，一歩目がラベル A，二歩目がラベル B，三歩目がラベル C の場合，単純な多数決では判別できない．そのため，本研究では，歩行イベントごとに各クラスに属する確率である確信度を算出し，その結果を加算する方法を採用する．そのため，加算された確率が最も高いラベルをその歩数全体の識別結果とする．

1 往復では，約 18 歩分の歩行イベントを検知可能であり，1 セッションで約 180 歩分のデータが生成される．歩行開始から一歩目のみを用いた個人識別は，1 セッションで約 20 歩分のテストデータが生成される．なお，信号レベルに

表 2　全歩数から任意の一歩分を用いた場合の個人識別結果

	SVM			RF			XGBoost			LightGBM			DNN		
	Recall	Precision	F1	Recall	Precision	F1	Recall	Precision	F1	Recall	Precision	F1	Recall	Precision	F1
A	58.8%	54.4%	56.5%	62.8%	62.4%	62.4%	61.3%	60.5%	60.8%	63.4%	64.9%	64.1%	57.3%	49.4%	52.9%
B	72.8%	67.9%	70.3%	81.6%	60.4%	69.4%	79.9%	69.2%	74.0%	82.0%	69.5%	75.1%	69.5%	67.8%	68.5%
C	75.4%	66.9%	70.8%	65.5%	77.6%	70.3%	69.5%	76.6%	72.1%	72.0%	77.1%	73.8%	68.0%	70.0%	68.6%
D	54.8%	72.5%	61.4%	63.2%	63.8%	63.5%	67.3%	68.6%	67.8%	69.0%	71.5%	70.0%	58.3%	68.7%	62.9%
E	69.3%	72.2%	70.7%	60.2%	82.2%	69.5%	71.0%	78.0%	74.1%	74.1%	80.8%	77.1%	71.8%	75.5%	73.3%
F	59.1%	62.0%	60.4%	61.3%	58.5%	59.9%	63.9%	63.2%	63.5%	65.3%	64.5%	64.8%	54.2%	54.6%	54.4%
Ave.	65.0%	65.5%	65.0%	65.7%	67.4%	65.8%	68.8%	69.3%	68.7%	70.9%	71.3%	70.8%	63.1%	64.3%	63.4%
Acc.		64.8%			65.5%			68.4%			70.5%			62.7%	

表 3　歩行開始の一歩目および複数歩を用いた場合の個人識別結果

	Recall	Precision	F1	Accuracy
一歩目のみ	62.9%	69.9%	63.1%	63.0%
一歩目と二歩目	76.2%	78.5%	75.9%	76.1%
一歩目から三歩目	87.2%	88.1%	87.1%	87.3%

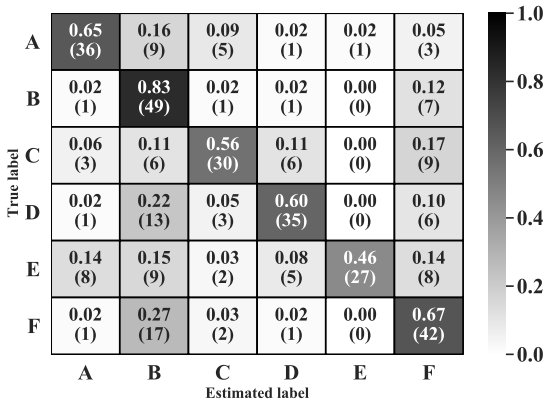

図 7　歩行開始の一歩目のみを用いた場合の混同行列

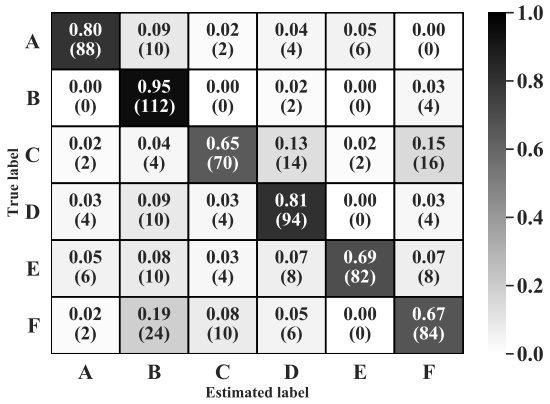

図 8　歩行開始の一歩目と二歩目を用いた場合の行動行列

より，歩行イベントが検知されない場合もありうるため，提案システムが検知した時点から一歩目，二歩目，三歩目としている．本実験では，Precision，Recall，F1 measure を用いて評価する．

6.　結果

本章では，実験結果について述べる．まず，1 セッション内おける全歩数から任意の一歩分を用いて個人識別する結果を示す．次に，1 セッション内の往路・復路における

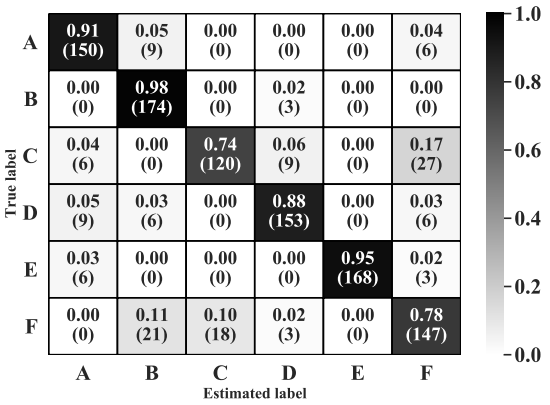

図 9　歩行開始の一歩目から三歩目を用いた場合の混同行列

歩行開始から一歩目のみ，歩行開始から二歩目まで，歩行開始から三歩目までの歩行振動を用いた 3 パターンで評価した個人識別結果を示す．

6.1　全歩数から任意の一歩分を用いた場合の個人識別

表 2 に全歩数から任意の一歩分を用いて個人識別した場合の結果を示す．結果から，LightGBM の精度が最も高く，平均 F 値：70.8%であることがわかる．また，その他の学習モデルにおいても，平均 F 値：60%以上の精度で識別できることがわかる．最も精度が高い被験者 E の識別精度は，平均 F 値：77.1%であり，最も精度が低い被験者 A でも平均 F 値：64.1%であることから，提案システムは比較的高精度に個人識別できることがわかる．しかし，この評価だけでは，信号レベルの低い歩行振動，つまりセンサから離れた場所で発生した歩行振動がどの程度正確に識別できているかは判断できない．そこで，認識精度が最も高い結果となった LightGBM を用いて，歩行開始から一歩目のみ，一歩目と二歩目，一歩目から三歩目の 3 パターンを用いた実験を行う．

6.2　歩行開始の一歩目および複数歩を用いた場合の個人識別

表 3 に歩行開始の一歩目および複数歩を用いた場合の個人識別結果を示し，図 7 から図 9 にそれら結果の混同行列を示す．歩行開始からシステムが初めに検知した一歩目のみを利用した場合の個人識別結果は，平均 F 値：63.1%

となった．これは，本システムがセンサから離れた場所で発生した歩行振動をうまく取得できていることを示している．また，歩行開始から一歩目と二歩目を利用した場合の個人識別結果は，平均 F 値：76.1%となり，一歩目のみを利用した場合と比べて，13%の精度向上を達成した．これは，二歩分の歩行振動を観測したことで，各クラスに属する確信度がより正確になり，高精度に識別できるようになったためと考えられる．さらに，歩行開始の一歩目から三歩目までを利用した場合の個人識別結果は，平均 F 値：87.3%となり，一歩目のみを利用した場合と比べて 24.2%，一歩目と二歩目を利用した場合と比べて 11.2%の精度向上を達成した．以上の結果から，本システムは，少なくとも一歩目から三歩分までの歩行振動を観測することで，平均 F 値：80%以上の精度で個人識別できることがわかった．

7. おわりに

本論文では，信号レベルの低い歩行振動を単一のピエゾセンサで効率的に検出し，できるだけ少ない歩数で個人を高精度に識別できる新たなシステムを提案した．提案システムの有効性を示すため，奈良先端大が所有するスマートホーム内で個人識別実験を行なった．その結果，以下の 2 つの知見が得られた．

- 5 つの異なる機械学習モデルを用いて個人識別精度を評価した結果，全歩数から任意の一歩を用いて個人識別した場合の平均 F 値は，LightGBM を用いた時，最大 70.8%となることがわかった．
- 少ない歩数で個人を識別できるか検証するため，歩行開始の一歩目のみ，一歩目と二歩目，一歩目から三歩目の 3 パターンを用いて個人識別精度を評価した結果，それぞれの平均 F 値は，63.1%，75.9%，87.1%となることがわかった．

これらの結果は，提案システムが，五歩分を利用して平均精度 83%で個人を識別可能な既存システム [14] や七歩分を利用して平均精度 96%で個人を識別可能な既存システム [8] に匹敵する認識精度を実現していることを示している．今後の予定として，より信号レベルの低い歩行振動を取得できるよう回路設計を見直すことを計画している．また，歩行イベントから特徴量を抽出する際，本システムに適した特徴量を選択し，更なる精度向上を目指す予定である．

謝辞 本研究の一部は，科研費基盤研究（B）（No.20H04177）の助成によって行った．

参考文献

[1] Sun Yi, Chen Yuheng, Wang Xiaogang, and Xiaoou Tang. Deep learning face representation by joint identification-verification. In *Advances in neural information processing systems*, pp. 1988–1996, 2014.

[2] Andrew K Hrechak and James A McHugh. Automated fingerprint recognition using structural matching. *Pattern Recognition*, Vol. 23, No. 8, pp. 893–904, 1990.

[3] Robert T Collins, Ralph Gross, and Jianbo Shi. Silhouette-based human identification from body shape and gait. In *Proceedings of fifth IEEE international conference on automatic face gesture recognition*, pp. 366–371. IEEE, 2002.

[4] 今野慎介, 中村嘉隆, 白石陽, 高橋修. ウェアラブルセンサを用いた歩行動作による本人認証法の検討. 信学技報, Vol. 114, No. 479, pp. 115–122, 2015.

[5] 山田健一朗, 納富一宏, 斎藤恵一. スマートフォン操作時における行動的特徴量を利用した個人識別手法. バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌, Vol. 16, No. 1, pp. 41–48, 2014.

[6] Belal Korany, Chitra R. Karanam, Hong Cai, and Yasamin Mostofi. Xmodal-id: Using wifi for through-wall person identification from candidate video footage. New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.

[7] T. Higashino, A. Uchiyama, S. Saruwatari, H. Yamaguchi, and T. Watanabe. Context recognition of humans and objects by distributed zero-energy iot devices. In *2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*, pp. 1787–1796, 2019.

[8] Shijia Pan, Tong Yu, Mostafa Mirshekari, Jonathon Fagert, Amelie Bonde, Ole J. Mengshoel, Hae Young Noh, and Pei Zhang. Footprintid: Indoor pedestrian identification through ambient structural vibration sensing. *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol. 1, No. 3, September 2017.

[9] Jose Clemente, Fangyu Li, Maria Valero, Wenzhan Song, and XiangYang Li. Indoor person identification and fall detection through non-intrusive floor seismic sensing. 05 2019.

[10] 柏本幸俊, 荒川豊, 安本慶一. 床に貼り付けた振動センサによる屋内位置推定手法の検討. 信学技報, Vol. 114, No. 479, pp. 135–138, 2015.

[11] Akiyama Shinya, Yoshida Makoto, Moriyama Yumiko, Suwa Hirohiko, and Yasumoto Keiichi. Estimation of walking direction with vibration sensor based on piezoelectric device. 2020.

[12] Yue Zhang, Shijia Pan, Jonathon Fagert, Mostafa Mirshekari, Hae Young Noh, Pei Zhang, and Lin Zhang. Occupant activity level estimation using floor vibration.

[13] Mostafa Mirshekari, Jonathon Fagert, Amelie Bonde, Pei Zhang, and Hae Noh. Human gait monitoring using footstep-induced floor vibrations across different structures. pp. 1382–1391, 10 2018.

[14] Shijia Pan, Ningning Wang, Yuqiu Qian, Irem Velibeyoglu, Hae Young Noh, and Pei Zhang. Indoor person identification through footstep induced structural vibration. In *Proceedings of the 16th International Workshop on Mobile Computing Systems and Applications*, HotMobile ' 15, p. 81–86, New York, NY, USA, 2015. Association for Computing Machinery.

[15] 杉本涼輔, 金主賢, 中島一樹. 歩行による床振動特徴を用いた個人識別. 計測自動制御学会論文集, Vol. 54, No. 6, pp. 533–537, 2018.

[16] Yukitoshi Kashimoto, Manato Fujimoto, Hirohiko Suwa, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. Floor vibration type estimation with piezo sensor toward indoor positioning system. In *2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–6. IEEE, 2016.