

感圧導電シートを用いた床面圧力センサによる 人物同定手法の開発

上村 宙^{1,a)} 由谷 哲夫² 渋谷 敦子² 湯村 翼^{1,b)}

概要：人物の識別や動線分析には、カメラ映像を用いた画像処理技術を用いる手法が主流である。しかし、遮蔽物によって死角が生じたり、プライバシーを侵害したりする懸念がある。そこで本研究では、床面圧力センサを用いて、足底の圧力分布によって人物を同定する手法を提案する。そのために、感圧導電シートと銅箔テープを用いて床面圧力センサを開発した。CNN と GRU を用いたニューラルネットワークを使用し、人物同定のための時系列データの分類を行った。16 名の被験者を対象として評価実験を実施した。実験では、被験者は靴を履いたまま床面圧力センサへの着地と離脱を繰り返す。このデータを用いて提案手法の性能を評価した。

キーワード：ニューラルネットワーク、導線分析、感圧導電シート

1. はじめに

導線分析および人物識別技術は、商業施設における顧客行動の把握、介護施設や病院での安全性の確保、防犯目的の異常行動検出など、さまざまな分野において活用される。画像認識技術を応用した人物検出や追跡手法が広く用いられており、防犯カメラや監視システムなど既存の設備を活用したシステム構築が可能であること、ならびに高精度かつリアルタイムな分析が可能であることから、その有用性は高く評価される。しかしながら、画像認識を基盤とした手法は、遮蔽物の影響による認識精度の低下や、プライバシー保護・個人情報管理といった倫理的・法的課題を抱える。特に監視が忌避される空間においては導入が難しい。

このような課題に対して、非視覚的なセンシング技術を用いた人物識別手法が注目される。中でも、床面に設置された圧力センサによる足底圧力分布の計測は、視覚情報に依存せずに個人の識別や動線の把握を行う有効な手段として期待される。既存研究において、足圧パターンを用いた歩行認証や入室検出などが報告されているが、多くは専用の高価なセンサや大型装置を必要とし、柔軟性や設置性、

コスト面に課題を残している。さらに、足底圧力分布の時系列変化に着目した人物同定の研究は限定的であり、時系列データとしての圧力変動を高精度に処理し、人物の個性を識別するアプローチには未開拓な部分が残されている。

本研究では、感圧導電シートを用いた低コストかつ自由な形状設計が可能な床面圧力センサを独自に開発し、足底圧力分布の時系列データから人物を同定する手法を提案する。センサは、感圧導電シート Velostat と銅箔テープを組み合わせて開発する。この構成は、構築が容易であると同時に、格子状の測定点から詳細な圧力分布データが取得可能である。識別手法として、2次元畳み込みニューラルネットワーク（2D-CNN）によって空間的特徴を抽出した後、ゲート付き再帰ユニット（GRU）を用いて時間的特徴を捉えるハイブリッドモデルを構築し、人物識別の精度向上を図った。評価実験では、被験者がセンサ上に乗降する動作を複数回実施し、その足底圧力データをもとに識別精度を検証した。

過去の我々の研究 [1][2][3] では、種類の異なる靴の形状の識別を行う研究を実施した。本研究は、先行研究からセンサの改良を行い、取得するデータの精度を上げ、圧力分布から人物同定を行う研究を実施した。

2. 関連研究

足底圧力分布を用いた人物識別や動作認識は、視覚情報を用いない非侵襲的なセンシング手法として近年注目され

¹ 北海道情報大学
Hokkaido Information University

² First Four Notes 合同会社
First Four Notes, LLC

a) s2321083@do-johodai.ac.jp

b) yumu@yumulab.org

ており、医療、介護、防犯、スポーツなど多様な分野で応用が進められる。

圧力センシング技術としては、商用の高価な静電容量型や光学式センサのほか、安価で柔軟性の高い感圧導電素材（Velostat など）を用いた自作センサが広く研究される。Martinez-Cesteros ら [4] は、Velostat と銅箔を用いた床面圧力マットを開発し、中心圧（Center of Pressure）の推定精度を評価した。センサのヒステリシスや非線形性を補正することで、商用フォースプレートに匹敵する精度を達成している。また、Kciuk ら [5] は、ANN（人工ニューラルネットワーク）を用いた補正モデルにより、Velostat センサの出力を高精度に線形化し、医療用途での実用性を示した。

足底圧力分布を用いた個人識別の先行研究としては、Pataky ら [6] は 104 名の被験者から動的足圧画像を取得し、画像整列および次元削減に基づく解析により、99.6% という極めて高い識別精度を報告している。近年では深層学習の導入も進んでおり、Wu ら [7] は足圧画像を用いた CNN モデルにより、持ち物の有無などの条件の違いに頑健な識別手法を提案し、94%以上の識別精度を達成した。

また、足底圧力は人物識別のみならず、動作認識や健康状態の推定にも応用されている。Sazonov ら [8] は、靴型センサを用いた姿勢分類システムを構築し、座位・立位・歩行の判別を 99%の精度で実現した。Arumugaraja ら [9] は、102 点のセンサを備えたインソールを開発し、膝関節障害の有無を 99.4%の精度で分類可能であることを示している。これらの研究は、足圧データが歩行状態や身体の異常を反映する有力な指標であることを示している。

以上のように、足底圧力分布に基づくセンシング技術は、個人識別や行動認識の有力な手段であり、感圧導電シートを用いた低コストかつ柔軟なセンサの活用が実用化において重要である。本研究は、これらの知見を踏まえ、Velostat と銅箔テープによる格子型床面センサを用いて、足底圧力の時系列変化に基づく人物識別を試みる。

3. 識別手法

3.1 床面圧力センサ

本研究では、視覚情報を使用せずに人物識別を実現するため、足底の圧力分布を計測可能な床面圧力センサを開発した（図 1(a)）。このセンサは、感圧導電シート Velostat、銅箔テープ、A3 クリアファイルから構成され（図 1(b)）、安価かつ容易に製作可能であるという利点を持つ。Velostat は圧力に応じて電気抵抗が変化する性質を有し、この特性を利用して圧力を電気信号として取得する。

センサは、幅 1cm、長さ 31cm の銅箔テープを縦横 15 本ずつ、1cm 間隔で格子状に配置し（図 1(c)）、交点 225 箇所の圧力を検出可能とした。銅箔テープはクリアファイルの両面に貼付し、その間に Velostat シートを挟み込む構造と

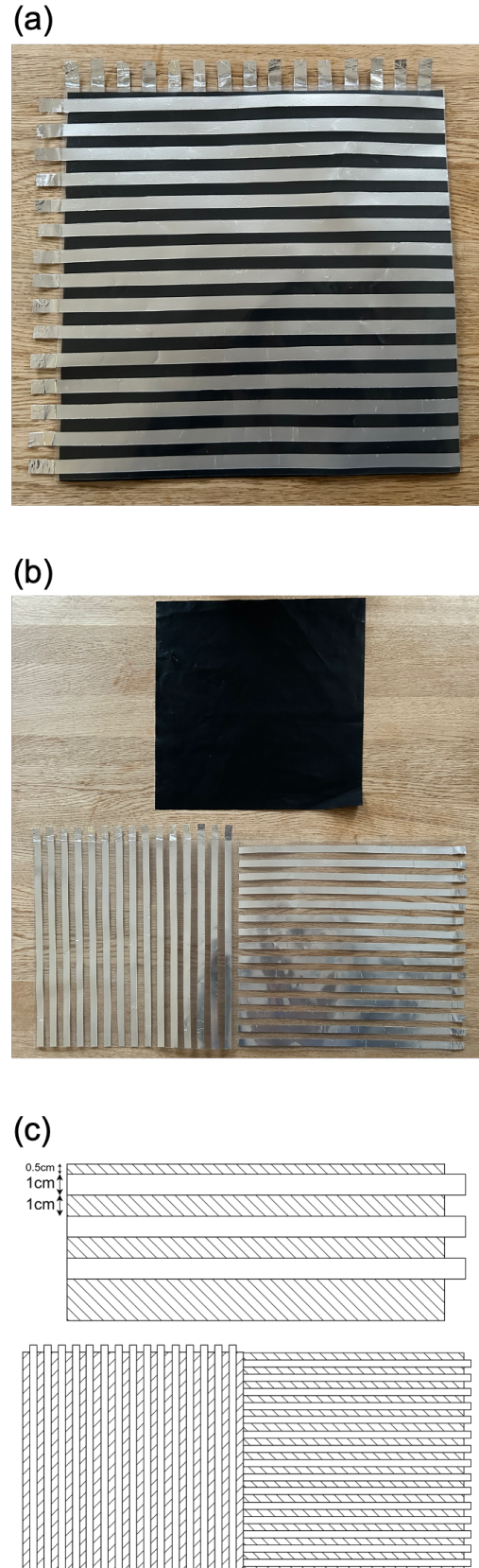


図 1: 開発した床面圧力センサ. (a) 外観. (b) 感圧導電シートと銅箔テープを分離した状態. (c) センサのスケール.

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	59	71	61	80	65	73	52	53	44	44	
0	0	0	0	0	100	84	92	77	79	68	54	63	58	89	
0	0	0	0	0	65	65	58	53	52	39	55	57	61	51	
0	0	0	0	0	90	70	70	47	27	37	29	35	29	44	
0	0	0	0	0	44	37	41	36	37	43	51	45	46	51	
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
0	0	0	0	0	6	17	23	27	8	19	8	31	0	9	
0	0	0	0	0	23	3	47	34	39	35	36	38	45	65	
0	0	0	0	0	50	93	81	67	61	54	57	46	59	51	
0	0	0	0	0	71	72	81	88	79	95	77	76	65	67	
0	0	0	0	0	74	74	82	71	71	67	73	61	66	66	
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

図 2: 床面圧力センサで取得した足底圧力分布。

した。このような構造にすることで、外圧の変形に強く、摩耗を抑えることができる。

圧力信号の取得には Arduino を用い、外部電源 (10V) をトランジスタで制御して交点ごとに逐次的に電圧を印加し、それに応じた電圧変化を読み取る構成とした。15 本の送電ラインを順次活性化し、各ラインごとに受電側 15 本の電圧をサンプリングすることで、合計 225 点の圧力データを取得する。この計測を 200ms 間隔で繰り返すことで、足底の時系列圧力分布データを得る (図 2)。

3.2 識別モデル

本研究では、床面圧力センサにより取得した足底圧力の時系列データを用いて人物を識別する。そのために、空間的および時間的特徴を同時に扱える深層学習モデルを構築した。具体的には、2 次元畳み込みニューラルネットワーク (2D-CNN) とゲート付き再帰ユニット (GRU) を組み合わせたハイブリッドモデルを採用した。

入力データは、225 点の圧力センサ出力を時間軸に沿って並べた時系列テンソルであり、まず 2D-CNN によって各時点における圧力分布の空間的特徴を抽出した。CNN は 2 層構成とし、それぞれに ReLU 活性化関数を適用した。過学習を防ぐために、各畳み込み層の後にドロップアウト処理とプーリング処理を行い、計算効率の向上と特徴量の次元削減を図った。

CNN で抽出された特徴マップは、時系列として GRU に入力される。GRU は 2 層構成とし、時系列依存性を学習することで、動作パターンや姿勢の変化を捉える。GRU の出力は全結合層に入力され、Softmax 関数を通じて識別対象の人物に対する確率を出力する。損失関数にはクロスエントロピー誤差を用い、最適化には確率的勾配降下法 (SGD) を採用した。

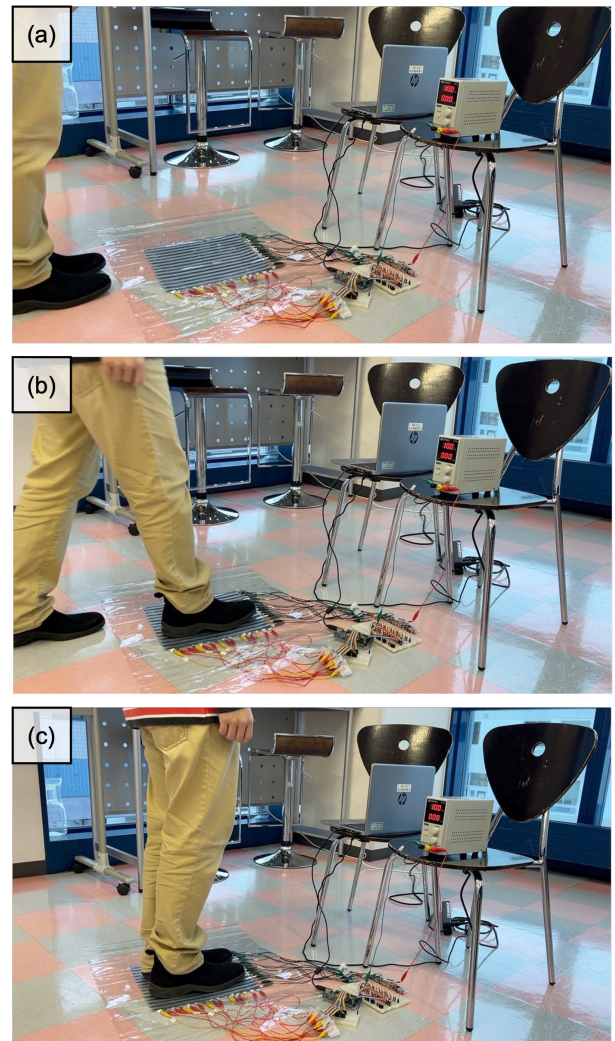


図 3: 実験の様子。被験者は (a)~(c) の動作を繰り返した。

4. 評価実験

4.1 概要

提案手法の有効性を検証するため、北海道情報大学の学生および教職員を被験者として評価実験を実施した。各被験者に対して床面圧力センサ上での乗降動作を行ってもらい、その際の足底圧力分布の時系列データを取得した。被験者は男性 13 名、女性 3 名の計 16 名である。

実験では、被験者はセンサの上に両足で乗った状態を約 5 秒間維持し、その後センサから降りるという一連の動作を 5 回繰り返した (図 3)。動作の開始と終了は合図により指示した。なお、センサ上に足を置く位置は自由としたが、両足がセンサ内に収まるように指示を行った。被験者への報酬等の対価は支払いは無い。

4.2 データ収集

実験により取得した足底圧力の時系列データを用いて、人物識別モデルの学習および評価を行った。データの预处理として、センサに足が接地していない区間 (全センサ値

が0である区間)をトリミングし、有効な圧力分布データのみを抽出した。

得られたデータ(16名×5回=80データ)に対し、各被験者ごとに5回分のデータのうち4データを学習用、1データをテスト用として、5分割交差検証を実施した。テストデータの選定には計測順をそのまま用い、例えば1番目のデータをテストとする場合には、各被験者の最初の測定データをテストセットに割り当てた。

さらに、データの増強を目的として、圧力分布画像を90度ずつ回転させることで各データを4倍に拡張し、80データから320データを生成した。これにより、1名あたり20データ(学習用16, テスト用4)を確保し、データの多様性とモデルの汎化性能の向上を図った。なお、交差検証においては、元データとその回転データを対応させた上で分割を行い、学習と評価の一貫性を担保した。

4.3 結果

16名の被験者のデータから、足底圧力分布による人物の同定を行った。データ拡張を行わなかった場合の結果を図4に示す。この場合の平均識別精度は52.5%であった。また、90度回転によるデータ拡張を適用した場合の結果を図5に示す。この場合の平均識別精度は59.7%に向上した。これらの結果は、ランダムな選択(16名中1名の識別における正答確率:6.25%)を大きく上回るものであり、提案手法が識別に有効であることを示している。ただし、人物認証のような高精度が要求される応用においては、現状の精度は十分とはいえない。

識別精度が限定的であった要因として、以下の4点が考えられる。第一に、各被験者あたりのデータ数が5回と少なく、学習に十分な情報が含まれていなかった点である。第二に、センサのサンプリングレートが5Hzと低く、動的な足の動きに伴う詳細な時系列変化を十分に捉えきれなかった可能性がある。第三に、一部のデータにおいて欠損が生じており、特に1列全体の圧力が測定できないようなノイズが識別性能に悪影響を与えたと考えられる。第四に、センサの物理サイズが小さく、被験者が自然な姿勢で立つことが難しかったため、個人差を反映した特徴が現れにくくなっていた。

これらの課題への対策として、データの正規化処理や有効区間の抽出など前処理手法の改良、特徴抽出におけるセンサ内接地領域への注目、ならびにモデル構造の改善が挙げられる。さらに、GRUに代えて長期依存性の学習に優れるLSTM(Long Short-Term Memory)を採用することで、さらなる精度向上が期待される。また、足底圧力に加えて重心位置や足のサイズといった派生的特徴量をモデルの入力に加えることも有効であると考えられる。

count

2	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1
1	2	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
1	0	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	1	0	0	2	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0
0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	1	0	2	0	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	3	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	3	1	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4

rate

0.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.20
0.20	0.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.20	0.00	0.60	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.20	0.40	0.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.20	0.00	0.60	0.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.40	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.20	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00
0.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.20	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.00	0.00	0.20	0.20	0.20	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.40	0.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.60	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	0.20	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.60	0.20	0.00
0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	0.00

図4: データ拡張を行わなかった場合の人物同定結果。左上から右下の対角線上のマスが同定成功を示す。上下は同じデータで、上図は回数、下図は割合で数値を掲載する。

5. 議論

本研究における人物識別の識別精度は、全体として50~60%にとどまった。この結果は、個人認証を主目的とする用途においては十分とは言えないが、識別対象の人数が限定される環境や、個人を厳密に特定する必要がない用途においては、有効な補助的手法となり得る。

たとえば、商業施設や展示空間における導線分析では、完全な個人識別精度を必要とせずとも、集団としての傾向把握や空間利用状況の可視化が可能となる。これにより、

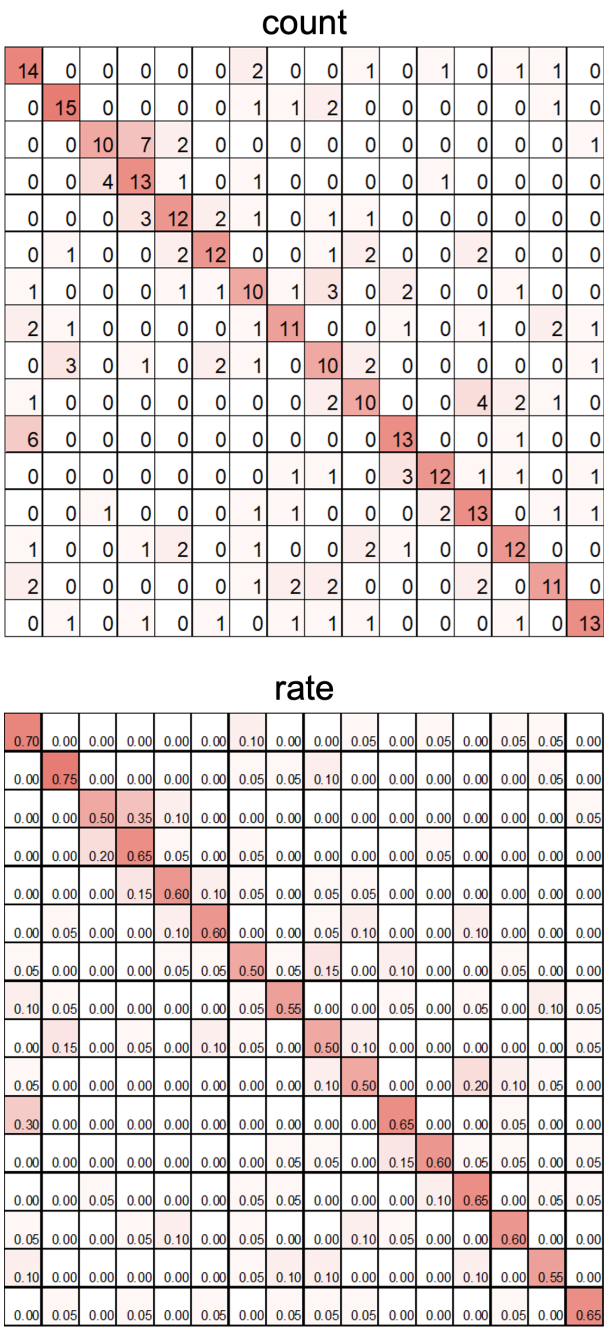


図 5: データ拡張を行った場合の人物同定結果. 左上から右下の対角線上のマスが同定成功を示す. 上下は同じデータで, 上図は回数, 下図は割合で数値を掲載する.

施設レイアウトの最適化やマーケティング設計, 来訪者の関心領域の推定など, 運営効率の向上に資する情報を得ることができる.

さらに, 本手法は視覚情報を用いないことから, プライバシー侵害のリスクが比較的低く, 映像による監視が倫理的および法的に制限される空間においても適用可能である. センサの構造は薄型で柔軟性があり, 表面に印刷などを施すことで周囲の環境と自然に調和させることも可能である. このため, 医療機関や高齢者福祉施設, 更衣室, トイレ前の共有スペース, 保育施設といったプライバシー感

度の高い環境での活用が想定される. また, 企業の執務室, 会議室, 大学の研究室や教室など, 映像監視が困難な状況下において, 非視覚的な人物識別や在室管理技術として本手法を応用する可能性もある. こうした環境では, プライバシー配慮と人流把握の両立が求められており, 本研究の手法は有効な手法になり得る.

6. おわりに

本研究では, 感圧導電シートを用いた床面圧力センサを自作し, その出力から得られる足底圧力の時系列データを用いて人物の同定を行う手法を提案した. センサの構造は安価かつ柔軟性が高く, 設置環境への適応性に優れており, 視覚情報を用いない非侵襲的な識別手段としての可能性を示した.

提案手法では, 空間的特徴を抽出する 2 次元 CNN と, 時間的変化を捉える GRU を組み合わせたハイブリッドモデルを構築し, 16 名の被験者を対象とした識別実験を実施した. その結果, 識別精度は最大で 59.7% を記録し, ランダム識別を大きく上回る性能を確認できた. ただし, 認証用途として用いるには精度に課題があり, データ量やセンサ構成, モデル構造の改善が必要であることも明らかとなった.

今後の課題としては, センサの高解像度化やサンプリングレートの向上, LSTM などより高性能な時系列モデルの導入, ならびに重心位置や足サイズといった付加的特徴量の活用が挙げられる. また, 実環境に近い応用シナリオにおいて性能を評価することで, 実用性の向上と社会実装への可能性をさらに検討する必要がある.

参考文献

[1] Kamimura, S., Yutani, T., Shibuya, A. and Yumura, T.: Shoe Recognition Model with Floor Pressure Sensors, *The Eighteenth International Conference on Sensor Technologies and Applications*, pp. 10–11 (2024).

[2] 上村宙, 由谷哲夫, 渋谷敦子, 湯村翼: 床面圧力センサによる靴の識別モデルの開発と評価, *エンタテインメントコンピューティングシンポジウム 2024 論文集*, Vol. 2024, pp. 434–437 (2024).

[3] 上村宙, 由谷哲夫, 渋谷敦子, 湯村翼: ニューラルネットワークを用いた床面圧力センサによる靴の種類の識別, *インタラクション 2024 論文集* (2024).

[4] Martinez-Cesteros, J., Medrano-Sanchez, C., Plaza-Garcia, I., Igual-Catalan, R. and Albiol-Pérez, S.: A velostat-based pressure-sensitive mat for center-of-pressure measurements: A preliminary study, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, Vol. 18, No. 11, p. 5958 (2021).

[5] Kciuk, M., Kowalik, Z., Lo Sciuto, G., Sławski, S. and Mastrostefano, S.: Intelligent medical velostat pressure sensor mat based on artificial neural network and arduino embedded system, *Applied System Innovation*, Vol. 6, No. 5, p. 84 (2023).

[6] Pataky, T. C., Mu, T., Bosch, K., Rosenbaum, D. and Goulermas, J. Y.: Gait recognition: highly unique dy-

- namic plantar pressure patterns among 104 individuals, *Journal of The Royal Society Interface*, Vol. 9, No. 69, pp. 790–800 (2012).
- [7] Wu, Y., Lei, R., Cao, J., Chen, S., Zhong, Y., Song, J., Jin, Z., Cheng, G. and Ding, J.: High-Sensitivity Flexible Self-Powered Pressure Sensor Based on Solid–Liquid Triboelectrification, *ACS sensors*, Vol. 10, No. 3, pp. 2347–2357 (2025).
- [8] Sazonov, E. S., Fulk, G., Hill, J., Schutz, Y. and Browning, R.: Monitoring of posture allocations and activities by a shoe-based wearable sensor, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 58, No. 4, pp. 983–990 (2010).
- [9] Arumugaraja, M., Padmapriya, B. and Poornachandra, S.: Design and development of foot worn piezoresistive sensor for knee pain analysis with supervised machine learning algorithms based on gait pattern, *Measurement*, Vol. 200, p. 111603 (2022).