

# 床面圧力センサによる靴の識別モデルの開発と評価

上村 宙<sup>1</sup> 由谷 哲夫<sup>2</sup> 渋谷 敦子<sup>2</sup> 湯村 翼<sup>1</sup>

**概要:** 過去の動線分析の研究では、カメラ映像を用いたコンピュータビジョン的方法が主流である。しかし、カメラを用いた動線分析では、遮蔽物による死角が生じるという欠点がある。また、プライバシー侵害の懸念もある。これらの問題は、動線分析に床面圧力センサを用いることで回避することができる。床面圧力センサを使って動線解析を行うには、体重、歩幅、スピード、靴の種類などから人を識別する必要がある。本研究では、ニューラルネットワークを用いて靴の圧力分布から靴の種類を識別する手法を開発した。スニーカー、上靴、サンダルの 3 種類の靴を用意してデータを収集し、識別モデルを作成した。もっともよいモデルの正答率は 97.4%であった。実運用における課題は計測時間と耐久性である。

## 1. はじめに

小売店や工場、倉庫、公共施設など人が多く行き交う場所では、リスク回避や効率化を進めるために人の状態を把握したり、人物を追跡したりすることが求められている。これらの要求に対して、近年ではカメラを用いた画像認識による手法が提案されている [1]。カメラを用いる方法では、監視カメラを流用できるなどのメリットがある。しかし、人同士や物が重なって死角になってしまっている所では検出できないというデメリットがある。また、カメラはプライバシー上の問題から設置することが困難な場所が多くあり、利用場所が限られるというデメリットもある。カメラの代わりに床面に設置する圧力センサを使用することにより、死角やプライバシーの問題を回避することが出来る。

圧力センサの一つとして、感圧導電シート Velostat を用いたものがある。Velostat は圧力が掛かると電気抵抗が減るという性質を持つため、電圧の変化を測定することによって圧力を計測できる。Velostat を用いたセンサの利点として、安価であること、検出点の配置や密度を容易に変化させられること、ポータビリティが高いことなどが挙げられる。

動線分析を行うためには、足跡が同一人物の物か判定する必要がある。足跡による人物識別は、体重・歩幅・歩行スピード・靴の種類といった情報を活用する。そこで本研究では、我々は Velostat を用いた圧力センサで得たデータを用いてニューラルネットワークを構築して靴の識別を行う。

## 2. 関連研究

圧力センサを用いた動線分析に関連する研究として以下の研究が挙げられる。Leusmann ら [4] は高密度に敷き詰めたピエゾ素子を用いて人の識別や動作の識別をした。Middleton ら [5] はシンプルなバイナリスイッチによって得られた歩幅、歩調、つま先からかかとまでの時間の 3 つの特徴を元に人物の識別をした。

Velostat を用いたセンサの研究として、以下の研究が挙げられる。Kciuk ら [3] は医療用の圧力センサとしての使用を目的として、センサの性能を検査した上で、マットにかかる圧力をニューラルネットワークを用いて近似的に算出した。Jeong ら [2] は Velostat や角速度センサなどの各種センサを用いて、手話翻訳を目的とした指ジェスチャ認識グローブを作成した。Suprpto ら [6] は Velostat を用いた 32 × 32 点のセンサを作成し、足跡の圧力分布を取得して、ほかの足圧分布測定用センサとの比較検討をした。Yuan ら [7] は Velostat とエビゾ素子を用いた 27 × 27 のセンサを作成し、圧力データから 10 種類の物体を分類する畳み込みニューラルネットワークを作成した。

## 3. 圧力センサの構造

この研究で使用した圧力センサは、Velostat、銅箔テープ、Arduino を用いて作成した。また、我々は以前に、『床面圧力センサ開発における感圧導電シート分離方式の検討』の研究 [8] を行い、帯状分離型 (平行) が最も性能が良いことを明らかにした。よって、今回の研究では帯状分離型 (平行) を使用した。

作成したセンサは、銅箔テープの幅は 5mm、間隔を

<sup>1</sup> 北海道情報大学

<sup>2</sup> First Four Notes 合同会社

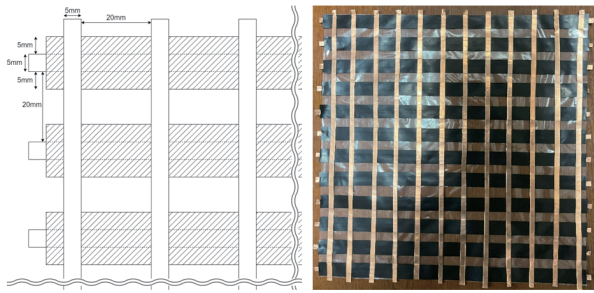


図 1 (左) センサの構造 (右) 実際に作成したセンサ

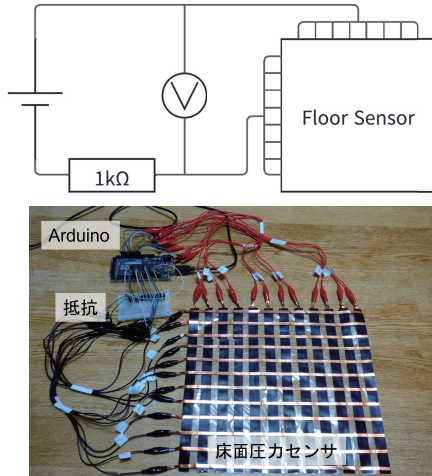


図 2 センサの回路と実物

20mm とし、銅箔テープを縦横 12 本ずつ格子状に配置したため計 144 点を計測できる。(図 1)

送電は Arduino の Digital pin を銅箔テープと帯状の Velostat が平行になっている面の銅箔テープに直接接続して行う。受信は銅箔テープと帯状の Velostat が垂直に交わっている面の銅箔テープを Arduino の Analog pin に直接接続して電圧を計測し、1k Ω の抵抗を通して GND に接続する。制御用のマイクロコントローラとして使用した Arduino では、0~5V の入力電圧を 4096 段階のアナログ入力として受け取ることが出来る。

圧力の計測は以下の手順で行う。

- (1) 銅箔テープと Velostat が平行になっている面側にある 12 本の銅箔テープに順に送電する。
- (2) それぞれの銅箔テープに送電されている間に、もう片面の全ての銅箔テープの電圧を測定することによって行う。
- (3) 1 と 2 を 100ms 毎に繰り返す。

## 4. 識別モデル

### 4.1 ニューラルネットワークの構造

識別に使うニューラルネットワークの構造は、入力層、三層の隠れ層、出力層からなる。入力層では、センサの生データを受け取る。ノード数は  $12 \times 12 = 144$  ノードとなっている。隠れ層は、合計三層でそれぞれ 36 ノードの

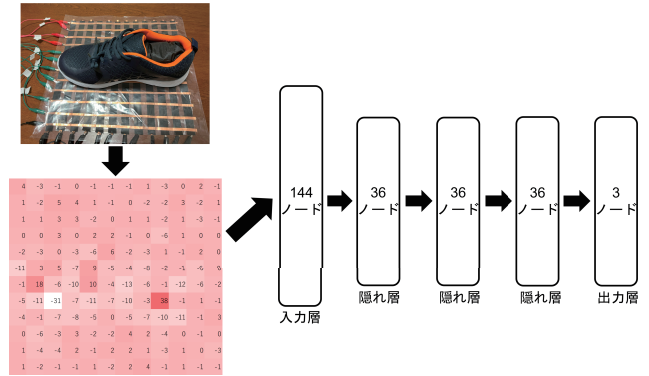


図 3 ニューラルネットワークの構造



図 4 実験に使用した靴

表 1 データセット

		センサ 1	センサ 2	センサ 3	併合
5 秒	通常	150	150	150	450
	回転	600	600	600	1800
10 秒	通常	150	150	150	450
	回転	600	600	600	1800

全結合層となっている。出力層では、三種類の靴 (スニーカー, 上靴, サンドル) それぞれの確率を出力する。全ての層で活性化関数は ReLU を使用した。optimizer は確率的勾配降下法を使用し、学習効率は 0.8 とした。損失関数には、クロスエントロピー誤差を使用した。

### 4.2 学習用データの収集

分類対象としてスニーカー, 上靴, サンドルの三種類の靴を用意して、それぞれの靴に 1.5kg の重りを入れた。スニーカーは靴の裏全体が接地するような形状になっており、三種類の靴の中で最も接地面積が大きい。上靴は靴の裏全体が接地するような形状になっているが、中心が盛り上がり、端の方は接地しづらくなっている。サンダルはつま先とかかとが分離して接地するような形状になっており、接地面積が一番小さい。

測定では、最初にセンサ上に何も置いていない状態で 5 秒以上待機したうえでキャリブレーションを行う。次に、靴をセンサ上に載せ 5 秒待機してから圧力分布を記録する。

この測定をそれぞれの靴で 5 回ずつ行う計 15 回の測定を 1 セットとして、10 セット測定を行い、一枚当たり 150 個のデータを収集した。センサは 3 枚あるため合計で 450

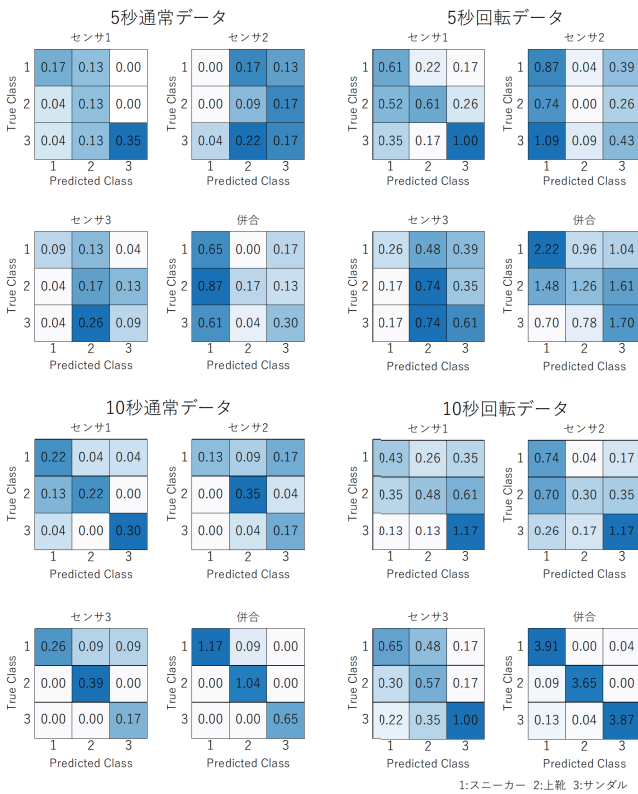


図 5 結果の混同行列

個のデータを収集した。また、待機時間を 10 秒にして同様に測定を行い、一枚当たり 150 個のデータを収集し、センサ 3 枚で合計 450 個のデータを収集した。よって、待機時間が二種類、センサが三個の合計 900 個のデータを収集した。この論文では、このデータを通常データと呼ぶ。

別のデータセットとして、収集した 150 個のデータに対し、90 度、180 度、270 度の回転を行った合計 600 個のデータセットを作成した。これを回転データとする。

また、上記二つのデータセットを元にセンサの区別をなくしたデータセットを作成した。これを併合データとする。

収集したデータは学習用に train データ、validation データ、test データのそれぞれにわけ、その比は 70:15:15 とした。

## 5. 結果

図 3 はそれぞれのデータセットにおける分類の結果である。10 秒の通常データでは、スニーカーを他の物であると分類してしまっていることが多い、特に併合データで誤分類しているのは、スニーカーを上靴として分類してしまったものだけである。これに対し、ほかのデータセットでは誤分類に関して特に傾向はみられない。

図 4 はそれぞれのデータセットの正解率である。5 秒の通常データでは、センサごとの正解率の平均は 42.0% であり、併合データは 38.2% である。5 秒の回転データでは、センサごとの正解率の平均は 43.7% であり、併合データは 44.1% である。10 秒の通常データでは、センサごとの正解

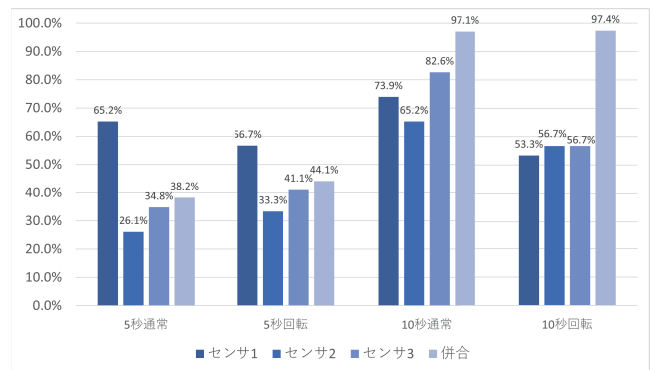


図 6 正解率

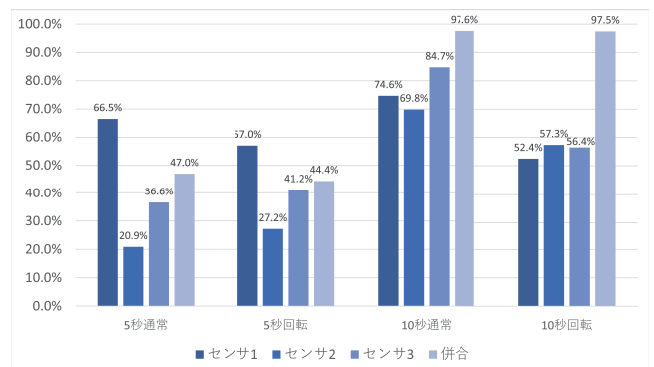


図 7 F 値

率の平均は 73.9% であり、併合データは 97.1% である。10 秒の回転データでは、センサごとの正解率の平均は 55.7% であり、併合データは 97.4% である。

図 5 はそれぞれのデータセットの F 値である。5 秒の通常データでは、センサごとの F 値の平均は 41.3% であり、併合データは 47.0% である。5 秒の回転データでは、センサごとの F 値の平均は 41.8% であり、併合データは 44.4% である。10 秒の通常データでは、センサごとの F 値の平均は 76.4% であり、併合データは 97.6% である。10 秒の回転データでは、センサごとの F 値の平均は 55.4% であり、併合データは 97.5% である。

正答率、F 値ともに、5 秒の通常データ、5 秒の回転データ、10 秒の通常データ、10 秒の回転データの順で分散が小さくなっている。

待機時間 5 秒と 10 秒の結果を比べると、通常データと回転データ共に 10 秒の方が全体的に正答率が高くなっている。

各センサに関して、待機時間 10 秒の方では、回転データよりも通常データの方が正答率が全体的に高くなっている。待機時間 5 秒の方では正答率が上がったセンサと下がったセンサの両方がある。

併合データに関しては、どちらの待機時間でも回転データの方が正答率が高くなっている。

## 6. 考察

通常データと回転データ共に待機時間 10 秒の方が正答率が高くなっている。これは、靴をセンサに置いた際に生じた振動などのノイズが 5 秒では収まりきっていない可能性や、制御に使用している Arduino の電力が足りておらず電圧が回復するまで時間がかかっている可能性が考えられる。

各センサに関して、待機時間 10 秒の方では、通常データの方が正答率が高くなっている。これは、10 秒間待機することによって、振動などのノイズや電圧回復までのノイズが減ったため、センサ自体の感度の偏りが特徴として出やすくなったためだと考えられる。感度の偏りが特徴として出やすくなると、特に操作をしていないデータでは感度の偏りも含めて学習できるが、データを回転させているデータでは学習できない。そのため、回転データの正答率が下がってしまっていると考えられる。感度の偏りが出てしまう原因として、Velostat の電気抵抗が一律ではないことや、センサ作成時での誤差、使用による劣化などが考えられる。

対して、各センサに関して待機時間 5 秒の方では、正答率の変化に傾向はみられない。これは、データに様々な種類のノイズが含まれていたためだと考えられる。靴を置いた際の振動など、回転させてデータ数を増やすことで性能が上がるタイプのノイズが優位になったデータと、センサの感度の偏りなど、回転させることで性能が下がるタイプのノイズが優位となったデータがあったためだと考えられる。

併合データに関しては、回転データの方が少しだけ正答率が高くなっている。これは、複数のセンサのデータをまとめて学習させたことで、センサの感度の偏りを学習しなくなったため、データを増やすことが重要になったのだと考えられる。

このセンサは人の動線分析を行う事を主眼に開発をしている。実環境の動線分析で使用する際には、多くの枚数のセンサを使用することになり、センサを作るたびにモデルを学習させるのは現実的ではない。そのため、センサの感度の偏りを学習せず、データ数を容易に増やすことが出来る回転データの方式でデータを収集し、モデルの学習を行うのが最も良いと考えられる。

## 7. おわりに

本研究では、感圧導電シート Velostat を用いた圧力センサでのニューラルネットワークを用いた靴の識別を行った。研究に用いた靴は 3 種類で、学習後のモデルでの正答率が一番良かったものは 97.4%であり、F 値は 97.5%だった。また、実環境での使用を考えると 90 度ごとに回転を

させることでデータの数を増やし、センサごとの感度の偏りを学習しなくなるようにすることができる回転データが最適であると判明した。

本研究では、靴の中に重りを入れて識別を行ったが、実際には人の動線分析での使用を主眼に置いて開発を行っている。そのため、人の動線分析を行う際には以下のような問題が起きる可能性がある。本研究では、靴の中に 1.5kg の重りを入れてデータを収集したが、導線分析を行う際は人がセンサ上を歩くため、圧力が測定可能な範囲を超えてしまう可能性がある。また、正確な圧力分布を用いるためにセンサ上に靴を置いてから何秒か待ってから記録したが、実際には正確な圧力分布を取得できるまで待つことはできない。さらに、今回作成した床面圧力センサは耐久力が低いため、歩行時にかかる力や長期間の使用に耐えることが出来ない可能性がある。他にも、今回は靴の種類を三種類で行ったが、実際にはもっと多くの種類があり、中には識別が難しいものもある。そのため今後は、今回判明した課題の解決し、より想定しているケースに対応できるように、センサとアプリケーションのさらなる開発を行っていく。

## 参考文献

- [1] Hou, L., Wan, W., Han, K., Muhammad, R. and Yang, M.: Human detection and tracking over camera networks: A review, *2016 International Conference on Audio, Language and Image Processing (ICALIP)*, IEEE, pp. 574–580 (2016).
- [2] Jeong, E., Lee, J. and Kim, D.: Finger-gesture recognition glove using velostat (ICCAS 2011), *2011 11th International Conference on Control, Automation and Systems*, IEEE, pp. 206–210 (2011).
- [3] 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).
- [4] Leusmann, P., Mollering, C., Klack, L., Kasugai, K., Ziefle, M. and Rumpe, B.: Your floor knows where you are: sensing and acquisition of movement data, *2011 IEEE 12th International Conference on Mobile Data Management*, Vol. 2, IEEE, pp. 61–66 (2011).
- [5] Middleton, L., Buss, A. A., Bazin, A. and Nixon, M. S.: A floor sensor system for gait recognition, *Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies (AutoID'05)*, IEEE, pp. 171–176 (2005).
- [6] Suprpto, S., Setiawan, A., Zakaria, H., Adiprawita, W. and Supartono, B.: Low-cost pressure sensor matrix using velostat, *2017 5th International Conference on Instrumentation, Communications, Information Technology, and Biomedical Engineering (ICICI-BME)*, IEEE, pp. 137–140 (2017).
- [7] Yuan, L., Qu, H. and Li, J.: Velostat sensor array for object recognition, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 22, No. 2, pp. 1692–1704 (2021).
- [8] 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, インタラクシオン 2024 論文集 (2024).