

歩行時の最大圧選択足圧データを用いた路面コンテキストの 識別

大橋 勇介^{1,a)} 榎堀 優^{1,b)} 間瀬 健二^{1,c)}

概要: 我々は路面形状といった路面コンテキストを足裏で感知し、さまざまな状況判断に利用している。例えば、砂利道などでは歩行に注意を払う。また、この特性を利用し、斜面や危険区域などに凹凸を配置して注意を促すことも積極的に行われている。これらの路面形状を情報機器が認識できることは注意喚起や誘導などに有用である。そこで、本研究では、事前の路面形状計測が不要であり、人混みなどでも利用できる、足圧センサを用いた路面形状識別を目指す。しかし、足圧によって歩行中に路面形状を識別する場合、歩行速度の変化や上体の揺れにより時系列における圧力値の出現パターンが変化し、また、足裏全面が接地している時刻を正確に抜き出すことも困難である。そこで、足が設置していた時区間に対して各計測点における最大圧力値を選択することで接地部分の路面形状を取得する路面形状識別手法を提案する。5人の被験者、3種類の路面形状、2種類の歩行率に対して識別実験を行った結果、同じ歩行率のデータで学習・識別した結果 F 値の平均が 0.826、異なる歩行率のデータで学習・識別した結果 F 値の平均が 0.640 と歩行率の違いによる識別精度の低下はあるが、歩行率が変わらない状況においては路面形状の識別が高い精度で行えることが示唆された。

キーワード: ウェアラブルセンサ, 足圧, 路面形状, 歩行

Identification of the road surface context using the maximum pressure selection when walking

OHASHI YUSUKE^{1,a)} ENOKIBORI YU^{1,b)} MASE KENJI^{1,c)}

Abstract: We sense the road surface texture as context in the sole and use them in a variety of situations. For example, we pay attention to walking on the gravel road. This property is used to call attention by placing an uneven texture slopes or hazardous areas. Information devices that can recognize these road surface textures are useful to call attention or induce. So, we aim to identify the road surface texture using the E-textile sensors without the road surface texture measurement in advance. when the road surface texture is measured by E-textile sensors, the foot pressure is affected by gait or walking speed. We use maximum pressure of each sensing point for texture identification. We experimented that identify three textures for two cadence. As the result, we got $F = 0.826$ by using same cadence dataset for learning SVM, and got $F = 0.640$ by using different cadence.

Keywords: wearable sensor, foot pressure, road surface, walking

1. はじめに

我々は路面形状といった路面コンテキストを足裏で感知し、さまざまな状況判断に利用している。例えば、現在接地している路面が砂利であれば歩行に気をつける。また、

¹ 名古屋大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science, Nagoya University

a) ohashi@cmc.ss.is.nagoya-u.ac.jp

b) enokibori@cmc.ss.is.nagoya-u.ac.jp

c) mase@nagoya-u.ac.jp

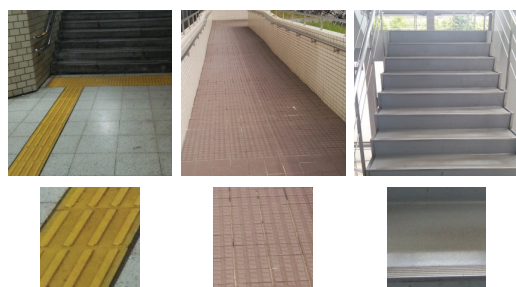


図 1 実環境に存在する路面の凹凸の例

Fig. 1 Examples of the road surface texture in the real.

スロープや駅のプラットフォームの端などに凹凸を配置して注意を促したり、点ブロックや線ブロックを配置して視覚障害者の経路誘導を行ったり、といった足裏感覚の積極的な利用も行われている。この他、視覚障害者誘導用の点ブロックは階段の前やプラットフォームといった周囲に危険な場所があることを知らせている。図 1 に実環境に存在する路面の凹凸の例を示す。左から順に、駅構内における視覚障害者誘導ブロック、スロープ、階段であり、下に各形状を拡大した画像を示している。こういった路面形状を情報機器が認識することで、歩行者への注意喚起や現地地点の危険度の把握、視覚障害者の誘導などへ応用できる。

路面形状を計測する方法として、GoogleGlassなどで撮影した主観映像から画像処理を用いて計測する方法やすべての場所を 3D スキャナにより計測する方法 [1] などが考えられる。しかし、主観映像を用いる手法では、人混みや自身の足により路面が隠れてしまうため計測が困難である。また、撮影する際には周囲の人へのプライバシーの問題が発生する。すべての場所を 3D スキャナで計測する手法は、路面形状データの取得・更新コストが高い。また、精度の高い位置推定技術との併用が必要であるが、屋内外における普及型の位置推定の精度は良くても数十センチメートルであり、誘導ブロックに乗っているかどうか等を判断するには精度が不十分である。

このように、主観映像や 3D スキャナを用いた手法では常に現在位置の路面形状を認識することが困難である。そこで、我々は人が路面を認識する場合と同様に足裏の圧力(足圧)を用いた路面形状の認識を検討している。本研究では、足圧を足圧布センサで計測することで路面コンテキストの一つである路面形状を認識することを目的とする。我々が以前提案した路面形状判別手法 [2] では、立位時の路面形状判別のみを対象としていた。しかし、歩行速度や上体の揺れなどにより、歩行時の時系列における圧力値の出現パターンが異なる。また、歩行中の足裏全面が接地した時点を正確に判別し、足圧データを抜き出すことは困難である。そこで、本稿では、歩行動作による圧力変化に対してロバストであり、また、足裏の全面接地時点の判別が不要な路面形状識別手法として、歩行時の圧力値の時系列

データから求めた最大圧選択足圧データを用いた路面形状識別を提案する。

以降、2 章では関連研究について述べる。3 章では歩行動作による圧力変化に対してロバストであり、全面接地時点の判別が不要な路面形状識別手法について述べる。4 章では識別実験に用いた足圧布センサとデータの取得方法、その前処理について述べる。5 章では提案手法を用いた二つの路面形状識別実験について述べる。最後に、6 章で、本稿についてまとめる。

2. 関連研究

カメラ画像を用いた路面コンテキストの認識を行っている研究として、山口ら [3] の白線検出や野田ら [4] の路面標識の認識がある。山口らは画像中からハフ変換を用いて白線を高精度に検出している。また、野田らは画像中から道路表面に存在する路面表示を HoG 特徴を用いて識別を行っている。しかし、これらの研究は、主観映像に対して利用する場合には人混みや自身の足などにより路面が隠れてしまうことがあるため、路面形状を常に計測することが困難である。

加速度を用いた路面コンテキストの認識を行っている研究として、花塚ら [5] の路面の乾湿の状況認識や、佐藤ら [6] の路面の凹凸の程度推定がある。花塚らは自動車の加速度センサを埋め込んだタイヤを用いて路面が乾いているか湿っているかといった路面状況を認識している。路面と接触している時のタイヤの加速度データに対して HMM による路面状況の予測を行い、高精度に予測している。しかし、花塚らの手法は移動時の路面状況を対象としており、歩行者が利用する場合には立位時など停止した状況では路面状況を認識することが困難である。また、佐藤らはスマートフォンと靴に取り付けた加速度センサから行動推定と路面の傾斜推定、地面の凹凸の程度の判断を行っている。スマートフォンの加速度から、通常歩行や腰をかがめでの歩行といった日常時・災害時に取りうる移動行動を識別し、靴に取り付けた加速度センサで計測される重力加速度から路面の傾斜を推定し、その傾斜の分散から地面の凹凸の程度を判断している。佐藤らの手法では、路面の傾斜や凹凸の程度について推定しているがその凹凸がどのような形かといった詳しいコンテキストを取得することは困難であると考えられる。

路面形状の識別を行っている研究として、伊藤ら [7] のレンジセンサによる路面損傷箇所の識別や大滝ら [8] の白杖を用いた点字ブロックの認識がある。伊藤らはレンジセンサで計測した路面データに対して、平面に対する高低差で路面形状を計測し、路面の損傷の検出に応用している。しかし、個々人がレンジセンサを用いて路面形状を計測することはレンジセンサ自体が移動してしまうため平面のとの距離が一定でないこと、人混みなどでは正確に路面の形

状を計測できないことから難しい。大滝らは白杖の先端にセンサを取り付け路面の色を計測し、点字ブロックの認識を行っている。しかし、大滝らが利用している白杖は健常者が普段用いるものではなく、同等の使い方をする常備器具もないため、健常者向けのシステムとして利用することは難しい。

足圧を用いたコンテキスト識別の研究として、大島ら [9] の足圧と加速度を用いた路面認識がある。大島らは歩行時の圧力・加速度の変化をもとに平面、階段、坂道、芝生の4種類の路面状況に対して分析を行っている。しかし、路面の材質の違いや道の種類による差は分析しているが、路面形状の種類まで識別が可能ではない。

歩行速度と足圧の関係を扱った研究として、堀江ら [10] の圧力中心を用いた行動認識がある。堀江らは足圧中心の軌跡や歩行1ステップの接地位置などを用いて走行や静止、階段昇降、坂道昇降、平面歩行の合計7種類の行動を識別している。階段昇降や坂道昇降などの平面歩行以外の行動を高精度に識別することで、これらの行動に識別されなかった行動を平面歩行とすることで歩行率の変化に対応している。しかし、行動認識とは異なり路面形状の識別の際にはそれぞれの路面形状に対して歩行率の変化に対応する必要があるため、堀江らの方法による対応はできない。また、歩行速度と足圧を扱った研究 [11][12] は、歩行速度の変化を一つの評価指標として扱うことが多いため、日常生活中に発生しうる様々な歩行率に対して一元的に適用することが困難である。

これらをふまえて、本研究は歩行率に対してロバストな路面形状識別手法として最大圧選択足圧データを用いた手法を提案する。

3. 最大圧選択足圧データを用いた路面形状識別手法

3.1 歩行時の圧力値の変化

歩行動作は毎回異なり、荷物の有無や上体の揺れにより、圧力値の変動パターンは毎回異なる。また、歩行速度によっても接地時の圧力値が異なり、藤堂ら [13] により、踵接地後の足圧最大値と歩行速度の間にきわめて強い正の相関があることが報告されている。そのため、同じ路面形状の歩行時においても歩行動作や歩行速度により圧力値の出現パターンが異なる。そこで、歩行動作や歩行速度による足圧の変化に対してロバストな圧力値の出現パターンの取得が必要である。

3.2 最大圧選択足圧データの取得

表面の凹凸を取得する方法として、図2に示すように粘土板などの柔らかいものを上から乗せて型を取る方法がある。この時、粘土板の凹みは各地点の最大高を記憶したものとなり、凹凸の形状を良く表現している。また、粘土板

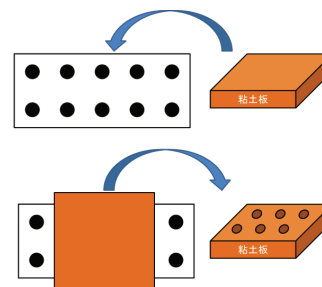


図2 粘土板を用いた凹凸の取得方法

Fig. 2 The method to get uneven using clay tablet.

を上から垂直におろしても、一方の辺から接地させてから倒しても、粘土板に写し取られる形状は同じである。本研究では、このメタファを利用する。踵から接地して、足先へ重心が移動する動作において、圧力値の各計測点における最大値を選択したデータ(以降最大圧選択足圧データ)を用いることで、足裏の全面接地時点の判別を不要とした路面形状表現を取得する。ただし、得られた最大圧選択足圧データ p は、体重のみではなく、歩行速度などによる運動エネルギーによっても増加する。そこで、式(1)を用いて正規化を行うことで、最大圧選択足圧データ全体における相対的な凹凸を表現した値に変換する。

$$p_{new} = \frac{p_{old} - \text{median}(p_{old})}{\sqrt{\sum (p_{old} - \text{median}(p_{old}))^2}} \quad (1)$$

3.3 部分的な路面形状の計測に対応した特徴ベクトルの計算

歩行時には図3の下図に示すように足がすべて同じ路面形状を踏んでいない場合がある。そこで、最大圧選択足圧データに対して、図3の上図の黒枠のように探索窓を設定し、窓ごとに特徴ベクトルを計算する。そして、探索窓単位での路面形状識別を行い、その結果を統合利用することで入力された一歩がどの路面形状を踏んだかを識別する。これにより、多少の位置ずれや、足全体が同一の路面形状に接地していない状況においても路面形状を正しく計測することができると考えられる。特徴ベクトルには、圧力値がどうかけられているかを表現する各点の圧力値と、画像

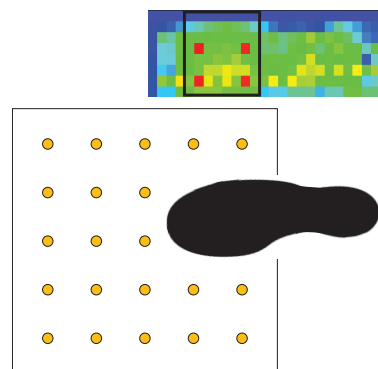


図3 足が接する路面形状が複数ある状況

Fig. 3 A situation that a foot contacts some textures.

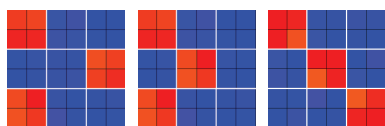


図 4 探索窓内の圧力値の出現パターンの例

Fig. 4 Examples of pressure pattern in a search window.

処理においてエッジ検出に利用される勾配の大きさと 9 段階に離散化した方向の三つの要素を用いた。特徴ベクトルを計算する際に、探索窓内をさらに 9 分割し、各小領域において特徴ベクトルを求めていくことで探索窓内の位置関係を保存している。これにより、位置関係を除いた場合に類似した特徴ベクトルが得られる圧力値のパターンに対してそれぞれの路面形状を正しく表現した特徴ベクトルを取得できる。位置関係を除いた場合に類似する圧力値のパターンの例を図 4 に示す。左の二つのパターンが間隔の異なる点状の模様であり、右のパターンは線ブロックを斜めにした模様である。図における 1 マスが各計測点に対応し、白線で区切られた領域が探索窓内を 9 分割した時の小領域の境界線である。位置関係を考えない場合、圧力値の高い赤色に近い計測点が 12 個と一致し、それぞれの点における勾配も類似する。

3.4 複数の特徴ベクトルによる路面形状の識別手法

既知形状に対して一対一や一対他の多クラス識別器を構築すると必ず既知形状のうちいずれかに識別される。しかし、すべての意味を持つ路面形状のデータを用意することは困難であるため、未知の路面形状にも対応できるアルゴリズムである必要がある。そこで、路面形状の識別を各既知形状の尤度を用いて行う。各路面形状の尤度は路面形状ごとに識別器を構築し、学習した路面形状に属する確率を用いた。最大圧選択足圧データから求めた特徴ベクトル群に対して、既知形状に対する尤度の最大値をその既知形状に対する尤度とする。そして、尤度が最大になる既知形状を入力された一歩が踏んだ路面形状として識別する。ただし、最大となる路面形状に尤度が 0.5 以下の場合には既知形状のどれにも当てはまらないものと判断し、未知形状であると識別する。

4. 路面形状データ

本章では、路面形状データの取得について述べる。4.1 節では用いた足圧布センサについて述べる。4.2 節ではデータの取得方法について述べる。4.3 節では取得したセンサデータの事前処理について述べる。

4.1 足圧布センサの改良

足圧を計測するデバイスとして本研究では我々が以前から用いている足圧布センサ [2] を用いる。このセンサはデータの計測間隔が 2cm である。視覚障害者誘導用の点

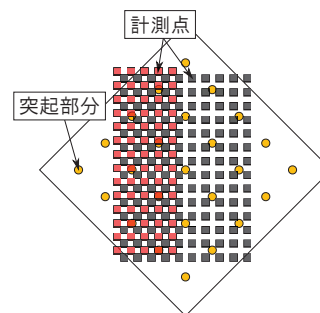


図 5 足圧布センサ 1 枚で点ブロックがセンシングできない位置関係
Fig. 5 The positional relation that a foot pressure textile sensor cannot measure a braille block.



図 6 足圧布センサ装着図

Fig. 6 Example of a foot that was attached the foot pressure textile sensor

ブロックは JIS 規格により、頂部の直径 12mm、間隔 55~60mm となっており、図 5 に示すように 1 枚のセンサでは右側の黒い計測点群のように突起部分に計測点が接触しておらずセンシングできない可能性がある。以前は立位時のみのデータを取得しており、接地位置を調整することにより突起部分が計測点に接触しないという状況はなかった。しかし、歩行時に接地位置を厳密に調整することは困難である。そこで、足圧布センサを 2 枚重ねることにより、1 枚では計測できなかった状況に対しても図 5 の左側のように黒と赤の計測点群のように突起部分をセンシングできている。この際に、センサの原理上、2 枚のセンサを極近距離で重ねるとセンサ間で回路を形成してしまうため、2 枚のセンサ間に厚さ 2mm のフェルト布を挟み込んでいる。

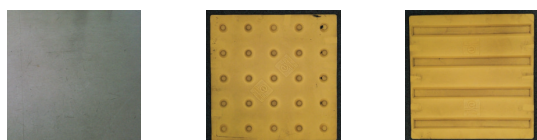
4.2 取得方法

成人男性 5 名を被験者として、路面形状のデータを取得した。各被験者の年齢、身長、体重を表 1 に示す。被験者は足圧布センサを装着したスリッパを右足に履き、Bluetooth 通信端末を伸縮性のバンドを用いて脛と固定した (図 6)。取得した路面形状は単純な形状であり、日常生活中で頻繁に遭遇する平面、点ブロック、線ブロックの 3 種類とした。実験に使用した点ブロック、線ブロックを図 7 に示す。点

表 1 被験者の年齢・身長・体重

Table 1 Age, height and weight of each subject

	年齢	身長 (cm)	体重 (kg)
被験者 1	24	178	62
被験者 2	21	170	53
被験者 3	22	171	72
被験者 4	22	167	62
被験者 5	23	168	72



(a) 平面 (b) 点ブロック (c) 線ブロック

図 7 データを取得した路面形状

Fig. 7 The road surface that we got data

ブロックと線ブロックについては回転により見かけの路面形状が異なる。そこで、図 7 の点ブロックと線ブロックをそれぞれ 0 度と 45 度、0 度と 45 度と 90 度左回転させた形状を取得した。これにより、平面 1 種類、点ブロック 2 種類、線ブロック 3 種類の合計 6 種類の路面形状を取得した。歩幅は被験者ごとに歩きやすい距離とし、歩行率を 90 歩/分と 110 歩/分の 2 種類に変化させることで歩行速度の異なるデータを取得した。

各路面形状のデータは以下の手順により取得した。まず、被験者に左足で片足立ちを 5 秒間行うよう指示して、キャリブレーション用のデータを取得した。その後、図 8 のように設定したコースを歩くことによって対象の路面形状の歩行データを取得した。点ブロックと線ブロックは対象となる路面形状の位置が歩行動作に影響が出ないように、被験者ごとの歩幅を考慮してマットの位置を調整し、設置した。歩き始めの歩行動作は安定していないことが考えられるため、被験者には右足から歩き始めて 5 歩目以降で対象の路面形状をセンサを装着した右足で踏むように指示した。一つの路面形状につき 50 歩分のデータを取得するまで被験者にコースを往復するよう指示した。この手順を 6 種類の路面形状に対して繰り返した。2 種類の歩行率については通常歩行時の速度に近い 110 歩/分で 6 種類の路面形状のデータを取得し、その後 90 歩/分で同様に 6 種類の路面形状のデータを取得した。この際、被験者はメトロノームにより対象となる歩行率が確認できるようにした。なお、それぞれの歩行率に対して、指定された歩行率で歩くことに慣れるまで歩いてからデータを取得した。

4.3 取得データの前処理

取得したデータに対して、外れ値の除去や圧力の計測原理による影響の補正、加圧された圧力値への変換を行った。取得したデータから外れ値を除去するため、各計測点の時

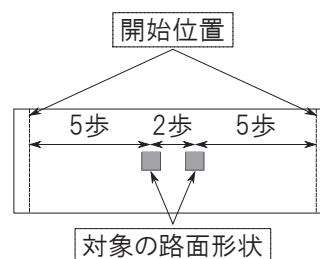


図 8 路面形状取得用のコース

Fig. 8 The course to get road surface textures



図 9 線ブロックの圧力分布の例

Fig. 9 Example of the pressure distribution at a lines block.

系列データに対して幅 13 として単純移動平均による平滑化を行い、以前提案した処理方法 [2] と同様に基準値に対する増加量を圧力相当値として扱った。この際、基準値は、キャリブレーション用のデータに対して幅 51 の単純移動平均をかけ、3 秒間分の出力値の中央値とした。その後、時間方向の圧力相当値の変化を滑らかにするため、幅 125 としてガウス平滑化を行った。

その後、2 枚のセンサの利用可能な 13×4 の計測点のデータを、26×8 の行列に対して 2 枚のセンサの重ねあわせた時に対応する位置のデータとすることで 2 枚のセンサの出力値を統合した。この際、実データが存在しない点のデータは周囲に存在する実データの中央値を採用した。実際に取得したデータの線ブロックを歩行時の圧力分布の例を図 9 に示す。

処理したデータに対して各路面形状上を一步分の時系列の切り出す方法について述べる。歩行時には踵から地面に接地し、足全体で接地した後につま先で蹴り出す。そこで、踵が存在するセンサの後ろ半分の部分の圧力値の総和が極小値を取る時刻を歩行動作の開始時刻、つま先が存在するセンサの前半分の部分の圧力値の総和が極大値を取る時刻を歩行動作の終了時刻とみなし、その間の時区間を一步分の時区間として、歩行データを切り出した。

5. 路面形状識別実験

3 章で提案した識別手法を用いて、日常生活中で頻繁に遭遇する 3 種類の路面形状に対して識別実験を行った。5.1 節で、同じ歩行率のデータを用いて行った識別実験について述べる。5.2 節で、歩行率に対するロバスト性を確認するため異なる歩行率のデータを用いて行った識別実験について述べる。

5.1 同じ歩行率における識別実験

5.1.1 実験設定

4章で取得したデータに対して同じ歩行率のデータを用いて被験者ごとに路面形状の識別実験を行った。90歩/分、110歩/分のそれぞれに対して、各パターンで取得した50歩分のデータのうち、各路面形状30歩分をデータセットとして用いた。その際に、点ブロックについては0度、45度回転させたデータを15歩分ずつ、線ブロックについては0度、45度、90度回転させたデータをそれぞれ10歩分を選択するようにした。データセットに使用するデータをランダムに10回選択し、それぞれをLeave-one-outにより識別を行った。提案手法において、探索窓の大きさは6×6とし、探索窓のスライド幅は縦横両方向にそれぞれ2とした。これは、今回利用した足圧布センサのデータから得られる圧力値の時系列が26×8の208点分であることから探索窓が縦横両方向にスライド可能であり、対象とする路面形状の模様が取得出来る大きさとして設定した。各路面形状の尤度を計算するための識別器にはRのe1071パッケージ[14]で実装されているlibsvmを用いた。識別器の学習は、それぞれのデータに対して得られる22個の探索窓から求められる特徴ベクトルを個々に学習データとして用いた。

5.1.2 実験結果と考察

90歩/分と110歩/分のそれぞれの歩行率において、被験者ごとに得られたF値の平均と標準偏差を表2、表3に示す。どちらの歩行率のデータにおいても平均して $F=0.887 \pm 0.067$, 0.765 ± 0.112 と高い値が得られた。このことから、提案手法には少なくとも同じ歩行率において

表2 90歩/分のデータの識別結果

Table 2 The result of proposal technique recognized 90 steps/min dataset

	平面	点ブロック	線ブロック
被験者 1	0.979 ± 0.011	0.908 ± 0.027	0.905 ± 0.040
被験者 2	0.980 ± 0.007	0.847 ± 0.036	0.846 ± 0.045
被験者 3	0.932 ± 0.017	0.841 ± 0.055	0.804 ± 0.042
被験者 4	0.966 ± 0.012	0.860 ± 0.036	0.838 ± 0.048
被験者 5	0.903 ± 0.026	0.843 ± 0.042	0.854 ± 0.048
平均	0.952 ± 0.034	0.860 ± 0.046	0.849 ± 0.052

表3 110歩/分のデータの識別結果

Table 3 The result of proposal technique recognized 110 steps/min dataset

	平面	点ブロック	線ブロック
被験者 1	0.907 ± 0.020	0.859 ± 0.044	0.820 ± 0.057
被験者 2	0.909 ± 0.021	0.790 ± 0.039	0.739 ± 0.038
被験者 3	0.761 ± 0.034	0.563 ± 0.152	0.623 ± 0.057
被験者 4	0.807 ± 0.021	0.696 ± 0.033	0.802 ± 0.034
被験者 5	0.836 ± 0.026	0.665 ± 0.059	0.705 ± 0.091
平均	0.844 ± 0.128	0.715 ± 0.063	0.738 ± 0.091

は一定の精度で識別可能であることが示唆された。特に、平面についてはF値0.9以上の高い識別性能を示した。平面の歩行時には圧力が数点にのみ高くなるという状況が少なく、全体的に圧力がかかることから他の形状とは大きく異なるため、精度良く識別されたと考えられる。

5.2 異なる歩行率における識別実験

5.2.1 実験設定

4章で取得した2種類の歩行率のデータに対して一方のデータを用いて識別器を学習し、他方のデータを識別することで歩行率に対するロバスト性の検証実験を行った。2種類の歩行率のデータに対して、5.1節と同じ方法で各路面形状30歩分のデータを用意した。そして、一方の歩行率のデータ全てを学習データとして利用し、他方の歩行率のデータをテストデータとして識別した。探索窓の大きさと各路面形状の識別器は5.1節と同じ設定を用いた。

5.2.2 実験結果と考察

90歩/分と110歩/分のそれぞれを学習データとし、他方の歩行率を識別し、被験者ごとに得られたF値の平均と標準偏差を表4、表5に示す。110歩/分について学習した歩行率が同じ場合の結果に比べて点ブロックと線ブロックについて大きくF値が低下していたが、平面については大きく低下はしなかった。これは、5.1節における場合と同じく、平面の圧力値の出現パターンが他の2形状と比べて大きく異なっていたためと考えられる。しかし、90歩/分で学習し、110歩/分を識別した際の被験者3の平面の識別結果は $F=0.295 \pm 0.058$ と実用的ではない低い値を示した。この時のコンヒュージョンマトリックスの平均を表6に示

表4 90歩/分で学習し、110歩/分を識別した結果

Table 4 The result of svm learned by 90 steps/min dataset identifies 110 steps/min dataset.

	平面	点ブロック	線ブロック
被験者 1	0.912 ± 0.020	0.800 ± 0.029	0.690 ± 0.056
被験者 2	0.616 ± 0.015	0.433 ± 0.045	0.394 ± 0.102
被験者 3	0.295 ± 0.058	0.536 ± 0.019	0.532 ± 0.071
被験者 4	0.706 ± 0.017	0.689 ± 0.045	0.563 ± 0.036
被験者 5	0.820 ± 0.040	0.552 ± 0.052	0.557 ± 0.076
平均	0.670 ± 0.215	0.602 ± 0.135	0.547 ± 0.118

表5 110歩/分で学習し、90歩/分を識別した結果

Table 5 The result of svm learned by 110 steps/min dataset identifies 90 steps/min dataset.

	平面	点ブロック	線ブロック
被験者 1	0.989 ± 0.010	0.717 ± 0.091	0.812 ± 0.042
被験者 2	0.720 ± 0.135	0.542 ± 0.051	0.506 ± 0.105
被験者 3	0.742 ± 0.059	0.404 ± 0.141	0.642 ± 0.064
被験者 4	0.709 ± 0.079	0.702 ± 0.032	0.621 ± 0.053
被験者 5	0.840 ± 0.029	0.531 ± 0.069	0.609 ± 0.049
平均	0.800 ± 0.130	0.580 ± 0.145	0.638 ± 0.119

表 6 90 歩/分で学習し 110 歩/分で識別した場合の被験者 3 のコン
ヒュージョンマトリックス

Table 6 Confusion matrix of subject 3 that learned by 90
steps/min dataset recognized 110 steps/min dataset

		予測結果			
		平面	点ブロック	線ブロック	未知
正解	平面	0.200	0.763	0.037	0.000
	点ブロック	0.100	0.840	0.060	0.000
	線ブロック	0.080	0.527	0.393	0.000

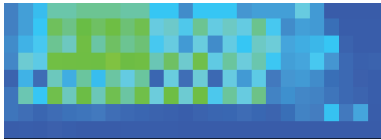


図 10 被験者 3 の 90 歩/分の平面の最大圧選択足圧データ例

Fig. 10 Subject 3's example of maximum pressure selection on
flat when walking 90 steps/min.

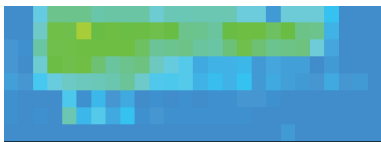


図 11 被験者 3 の 110 歩/分の平面の最大圧選択足圧データ例

Fig. 11 Subject 3's example of maximum pressure selection on
flat when walking 110 steps/min.

す。誤識別されたデータの多くが点ブロックに誤識別されていたことがわかる。平面は他の 2 形状と圧力値の出現パターンが異なっていたと考えられるにもかかわらず誤識別が多くなった原因として、それぞれの歩行率における平面の歩行時のデータについて、図 10、図 11 のように大きく異なる最大圧選択足圧データが得られた。90 歩/分のデータに対して、平面にも関わらず格子状に圧力値の高いデータが得られた原因は重ね合わせた 2 枚のセンサの一方のセンサから得られた値が他方に比べて大きかったためこのような模様が出現してしまったと考えられる。このような現象を防ぐために、それぞれのセンサで得られた値をそのまま統合するのではなく、補正を行い結合する必要があると考えられる。

線ブロックの誤識別の原因について、90 歩/分の場合の点ブロックの最大圧選択足圧データ例 (図 12) から、圧力が全体的にかかっている領域があるものが多かった。そのため、探索窓内の圧力値の差が小さくなる領域の点ブロックへの尤度が高くなってしまったと考えられる。このような現象を防ぐために、点ブロックの突起部分に接触していた計測点の値がより強調されるように画像処理のエッジを強調するフィルタ処理などにより周囲との圧力値の差を強調することで点ブロックの特徴がより顕著に現れるようにすることが考えられる。

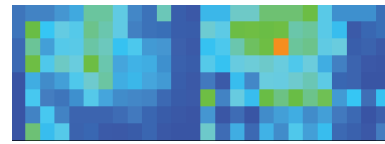


図 12 被験者 3 の 90 歩/分の点ブロックの最大圧選択足圧データ例

Fig. 12 An example of maximum pressure selection on a braille
block when walking 110 steps/min.

6. おわりに

普段、無意識に状況判断に利用している路面コンテキストの一つである路面形状を認識することを目的として足圧の最大圧選択足圧データによる路面形状識別手法を提案した。提案手法は、一步分の時系列について各計測点における最大圧選択足圧データに対して各点の圧力値と勾配の大きさと方向を特徴ベクトルとして形状識別を行った。5 人の被験者、3 種類の路面形状の歩行データを取得し、そのデータを用いて路面形状の識別実験を行った。同じ歩行率のデータで学習・識別した結果、平均 $F=0.826$ と一定の精度で識別できることが示された。また、異なる歩行率のデータで学習・識別した結果、平均 $F=0.640$ となり、識別精度をまだ向上する余地があることが示された。

今後の課題として、異なる歩行率のデータに対する識別能力の向上や、路面の凹凸以外の形状 (スロープや階段など) を判別可能かの検討、立位や歩行、走行といった行動に対するロバスト性の検証が挙げられる。

謝辞 本研究は「知の拠点あいち」重点研究プロジェクトの支援による。

参考文献

- [1] 福森秀晃, 佐田達典, 石塚隆, 清水哲也, 村山盛行. 3 次元レーザースキャナーを用いた路面形状計測に関する研究. 土木情報利用技術論文集, vol.17, pp.225-232, 2008.
- [2] 大橋勇介, 榎堀優, 間瀬健二. 足圧布センサを用いた路面形状判別の検討. 第 44 回ユビキタスコンピューティングシステム研究会, 11, 2013.
- [3] 山口直人, 田森信行, 塩見彰睦. 適応エッジ保存平滑化を用いた白線検出手法 (画像処理・解析, 特集: 画像の認識・理解論文). 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 88, No. 8, pp.1421-1431, 2005.
- [4] 野田雅文, 高橋友和, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬洋, 小島祥子, 内藤貴志. 位置依存型識別器を用いた車載カメラ画像からの路面標示検出. 電気学会論文誌 D, Vol. 131, No. 4, pp.466-474, 2011.
- [5] 花塚泰史, 樋口知之, 松井知子. HMM に基づくタイヤ振動波形解析による路面状態判別 (パターン認識, 特集: 学生論文). 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 95, No. 3, pp.570-577, 2012.
- [6] 佐藤匠, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫. スマートフォンと靴センサを活用した災害時通行路の状況推定. マルチメディア, 分散, 強調とモバイルシンポジウム, 7, 2014.
- [7] 伊藤猛, 大矢晃久. 移動ロボットに搭載した測域センサによる路面損傷箇所の検出. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会, 5, 2012.

- [8] 大滝秀政, 門井裕紀, 琴坂信哉, 長坂保美. 点字ブロックの存在を手のひらに振動で伝達する白杖の研究 (機械要素, 潤滑, 工作, 生産管理など). 日本機械学会論文集. C 編. Vol. 72, No. 724, pp. 3962-3968, 2006.
- [9] Kazumasa Oshima, Yasuyuki Ishida, Shinichi Konomi, Niwat Thepvilajanapong, and Yoshito Tobe. Integrating Pressure Sensors and Accelerometers for Footwear-Based Human Probes. In Proc. of the Asian Workshop on Sensing and Visualization of City-Human Interaction (AWSVCI 2009), 2009.
- [10] 堀江直正, 満田隆, 川村貞夫. 足圧情報による歩行状態の推定法. 生体医工学: 日本エム・イー学会誌, Vol. 44, No. 4, pp. 621-627, 2006.
- [11] 酒井崇文, 川村顕治, 宮地司, 梅居洋史, 井上茂樹, 横山茂樹. 足圧解析機能を有したトレッドミルによる健常穀霊社の歩行分析. 日本理学療法学会大会, 2009.
- [12] 猪飼哲夫, 辰濃尚, 宮野佐年. 歩行能力とバランス機能の関係. リハビリテーション医学, Vol. 43, No. 12, pp.828-833, 2006.
- [13] 藤堂庫治. 歩行速度が足圧の強さに及ぼす影響. 日本理学療法学会大会, 2009
- [14] David Meyer, Evgenia Dimitriadou, Kurt Hornik, Andreas Weingessel, Friedrich Leisch. e1071:Misc Functions of the Department of Statistics(e1071), TU Wien. 2012.