

足圧センサ付きインソールを用いた 路面状況推定手法の提案と評価

若林勇汰^{†1} 白石陽^{†2}

概要: 近年, Google Maps や Yahoo! Map, NAVITIME をはじめとする経路検索が可能なサービスが普及し, 歩行者ナビゲーションの用途としても広く使用されている. これらのサービスでは, 目的地までの距離や所要時間を重視して経路を推薦しているため, 推薦された経路は歩行者にとって必ずしも歩きやすいとは限らない. また, 凍結や凹凸などの路面状況に関する情報を提供する機能が備わっていないため, 歩行者は路面状況を加味した経路選択ができない. 凍結路面や凹凸路面などの歩きにくい路面を推定することで, 歩行者に目的地までの歩きやすい経路を事前に提示することができ, 凍結路面による転倒や凹凸路面により足を挫くことなどを回避させることが可能であると考えられる. 本研究では, 歩きやすい経路を歩行者に提示するため, 路面状況を推定することを目的とする. 路面状況により足圧(歩行時に足の裏にかかる圧力)が変化すると考え, 足圧を用いた路面状況推定手法を提案する. 提案手法として, 複数の圧力センサを装着したインソール(足圧センサ付きインソール)を用いて路面状況を推定する. 推定する流れは, まず, 足圧センサ付きインソールを用いて歩行時の足圧データを収集する. 収集した足圧データから1歩分の足圧データを切り出し, 特徴量を抽出する. 抽出した特徴量を用いて, 路面状況推定を行う. 提案手法の有効性の評価を行うため, 凍結路面, 積雪路面, 砂利道, 坂道上り, 坂道下り, コンクリート路面の6種類の路面から各100歩分, 合計600歩分のデータを収集し, 評価実験を行った. 路面状況の推定精度を10-分割交差検証によって評価した結果, F-measure が0.901となり, 提案手法において9割程度の推定精度が得られることを示した.

Proposal and Evaluation of a Method for Estimating Road Condition Using Insole with Foot Pressure Sensors

YUTA WAKABAYASHI^{†1} YOH SHIRAISHI^{†2}

1. はじめに

北海道札幌市の凍結路面での転倒による救急搬送者は, 1995年度以降, 毎冬期(12~3月)600人以上に達している[1]. 凍結路面を歩き慣れていても, 多数の人が毎年救急搬送されている. ここ数年では, 20~39歳, 80歳以上の救急搬送者が増加している. 歩き慣れた道であってもその日の天気や気温, 日当たり具合などにより路面状況は大きく変化し, 注意していても転倒する恐れがある. したがって, 事前に路面の凍結箇所を歩行者に提示できれば, 歩行者に注意深く歩行させることや, 凍結箇所を回避させることができると思われる. 本研究では, 身近にある路面の中で歩きやすさに影響するものとして, 凍結路面, 積雪路面, 砂利道, 坂道上り, 坂道下り, コンクリート路面の6種類を推定対象とする. これらの路面に関しても, 同様に路面状況を歩行者に提示することで, 快適な歩行を支援することができると思われる.

近年, Google Maps や Yahoo! Map, NAVITIME をはじめとする経路検索サービスが普及し, 歩行者ナビゲーションの

用途としても広く使用されている. これらのサービスでは, 目的地までの距離や所要時間を重視して経路を推薦しているため, 推薦された経路が歩行者にとって, 必ずしも歩きやすいとは限らない. 加えて, 凍結や凹凸などの路面状況に関する情報を提供する機能が備わっていないため, 歩行者は路面状況を加味した経路選択ができない. また, 歩行者ナビゲーションの研究として歩行者の移動所要時間を推定するシステムに関する研究[2], [3]や, 道に迷いにくいナビゲーションシステムに関する研究[4]が行われている. しかし, 歩道の路面状況推定を対象とした研究は少なく, 多くの路面状況に対応できる方法は提案されていない. 歩道において, 凍結路面や凹凸路面など歩きにくい路面を推定することで, 歩行者に, あらかじめ目的地までの歩きやすい経路を提示することができ, 凍結路面による転倒や凹凸路面により足を挫くことなどを回避させることができると考える. したがって, 本研究では, 歩きやすい経路を歩行者に提示するため, 歩行時の足圧データを用いた路面状況の推定手法を提案する.

路面状況のデータを収集する方法として, 参加型センシングによる収集を想定している. 参加型センシングとは, 分散した多数の協力者が自身のスマートフォンなどに搭載されているセンサを用いて計測したデータを相互に共有す

^{†1} 公立はこだて未来大学システム情報科学研究科
Graduate School of Systems Information Science, Future University Hakodate
^{†2} 公立はこだて未来大学システム情報科学部
School of Systems Information Science, Future University Hakodate

る方法である[5]。参加型センシングを用いた研究として、車載スマートフォンから収集した走行ログを用いて路面状況を推定し、過去の推定結果と比較することで路面状況の変化を検知する研究[6]や、自転車に取り付けたスマートフォンから収集した自転車挙動データを用いて障害物回避挙動を検出することで、車道上の障害物を検出する研究[7]が挙げられる。参加型センシングを用いたデータ収集は、複数の場所のデータを網羅的に収集することができるため、複数の場所の路面状況の収集に適している。

本研究では、路面状況を推定するためのアプローチとして、足圧に注目する。ここで足圧とは、歩行時に足の裏にかかる圧力を指す。異なる路面状況を歩行すると、歩き方や接地箇所が変化し、足圧に変化が生じる。例えば、砂利道を歩く時は、砂利を踏んだ箇所の足圧が不規則に変化する。坂道を上る時は、平坦な道に比べ足の前方に体重がかかる。このように、足圧の違いに着目することで路面状況を推定できると考える。

本研究では、路面状況推定に使用するデータを収集するために、足圧センサ付きインソールを開発し、利用する。インソールの複数箇所に圧力センサを装着した足圧センサ付きインソールを用いることで、路面ごとによる足圧の変化を収集できると考える。実際の路面を歩行し収集した足圧データを用いた評価実験を行い、実験結果に基づいて提案手法の有効性について考察した。

2. 関連研究

関連研究として、まず、2.1 節では歩道の路面状況推定に関する研究について述べる。次に 2.2 節では足圧を分析に用いた研究について述べる。

2.1 歩道の路面状況推定に関する研究

足圧を用いた路面状況推定の研究として、大島らは、足裏にかかる最大圧力を用いて接地部分の路面形状を取得する路面状況識別手法を提案している[8]。この研究では、足圧布センサ[9]を用いて路面状況データの収集を行っている。この研究では、足が接地していた時、各計測点における最大圧力値を選択することで平面、点ブロック、線ブロックの推定を行っている。しかし、本研究で対象としている凍結路面には、凹凸のない滑りやすい路面が含まれる。このような凍結路面を歩く時、雪に馴染みのある地域の人や転ばないように注意して歩く人は、すり足のように足を高く上げないようにして歩く。その際、足全体に圧力が均等にかかり圧力の最大値に特徴的な傾向が現れず推定が困難であると考えられる。

また、加速度データを用いて路面状況を推定する研究が行われている[10], [11]。佐藤らは、加速度と角速度の計測が可能な慣性センサを靴の甲に装着し、計測したデータに

基づき路面の傾斜、路面の安定性、凹凸の有無を推定している[10]。この研究では、センサの傾きから、路面の傾斜を測定し、路面の傾斜の分散を複数の歩行者から集約することにより、路面の凹凸の有無を推定している。また、加速度の分散の大小によって路面の安定性を推定している。しかし、傾斜や凹凸の有無以外の推定を行うことができていないため、傾斜や凹凸がない路面の推定が困難であると考えられる。藤井らは、スマートフォンをポケットに入れた時とカバンに入れた時、2 種類の方法で収集した加速度データを用いて平坦な路面、段差、坂道を推定している[11]。この研究では、その場所を歩いた時のステップのみではなく、前後のステップにも路面状況が影響していると考え、前後各ステップに対応する加速度データから得られた平均や標準偏差などを含む 53 次元の特徴量を用いて路面状況の推定を行っている。平坦な路面は 70%以上の精度で推定することが可能であり、段差についても 60%前後の精度で推定することができている。しかし、坂道の精度が 30%であることから、歩き方が平坦な路面と比較して差のない路面については推定が困難であると考えられる。

他に、足音を用いた路面状況推定として、三獄らは、路面状況によって足音が変化することに着目し、靴に装着したマイクロフォンを用いて、砂利道、乾燥したアスファルト、水たまり、土、泥、雪道の 6 種類の種類識別の実験を行い、82%の識別率で識別している[12]。

2.2 足圧を分析に用いた研究

足圧は路面状況推定だけではなく、歩行状態識別やランニングフォーム改善など様々な研究に使用されている。堀江らは、足圧センサシートを用いて、平地歩行・階段昇降・坂道歩行を歩行状態により識別している[13]。この研究では、平地歩行時、階段昇降時、坂道歩行時の足圧中心の軌跡や床反力を計測する。ここで、足圧中心とは、人が床（地面）に加えた力の中心点であり[14]、床反力とは、足裏全体の圧力値の総和を被験者の体重で正規化した値である。その計測したデータの接地時と離地時の圧力のピーク値を用いて、歩行状態識別を行っている。杉本らは、薄型圧力センサを内蔵した足圧計測シューズを開発し、歩行、走行、階段昇り・降り、立ち、座り、自転車走行の 7 種類の行動の識別を行い、85%以上の識別精度が得られている[15]。また、西山らは、音声フィードバックを用いることで、ランニング時に足に生じる負荷の左右の差を軽減させる足圧バランス矯正システムを実装し、評価実験を行っている[16]。これらの研究では、足圧を用いて、歩行状態の識別や行動の識別、ランニング時のバランス矯正を行っているが、本研究では、路面状況を推定するために足圧を用いる。

3. 提案手法

本研究では、足圧センサ付きインソールを用いて路面状

況推定を行う。3.1 節では、研究目的について述べ、3.2 節では、研究課題とアプローチについて述べる。その後、路面状況推定手法について詳細に述べる。

3.1 研究目的

本研究では、歩きやすい経路をユーザに提示するため、歩行時の足圧データを用いて路面状況を推定することを目的とする。歩道は、自動車や自転車が走る一般道と同様に、季節や天気、時間、場所によって路面状況は変化する。そのため、歩行者が目的地に向かう時の路面状況を考慮して、目的地までの歩きやすい経路を提示することで、快適な歩行を支援することができると考える。歩きやすい経路を提示するためには、凍結路面や凹凸路面などの歩きにくい路面を推定することが必要である。そこで、本研究では、足圧センサ付きインソールを用いて足圧データを測定し、測定したデータに基づいて路面状況の推定を行う。

3.2 研究課題とアプローチ

本研究の目的を達成する上での研究課題を以下の3つとする。

課題1. 計測デバイスの検討

課題2. 路面状況推定に有効な特徴量の抽出

課題3. 路面状況の推定

課題1に対するアプローチとして、足圧センサ付きインソールを利用する。足圧や足の動きを収集するデバイスを用いた研究[8], [13], [15], [16], [17]が行われている。本研究では、路面状況を推定するため、路面により変化する足圧データを収集する。路面状況ごとに足裏の力のかかる場所が異なるため、足裏の複数箇所の足圧の変化を収集することが望ましい。よって、足裏の複数箇所から足圧を収集できるデバイスとして、本研究では、足圧センサ付きインソールを開発し、利用する。

課題2に対するアプローチとして、1歩分の足圧の変化に着目し、足圧センサから出力される時系列データから特徴量を抽出する。歩行時の足の動きに着目すると、足が接地している時と離地している時の2つに分かれる。そのため、歩行時の足圧の時系列データから接地している間（圧力がかかっている部分）を切り出し、1歩分の足圧データとする。切り出した1歩分の足圧データから特徴量を抽出する。1歩分の足圧データの切り出し方法については、3.7 節で詳細に説明する。

課題3に対するアプローチとして、SVM (Support Vector Machine) による路面状況の学習及び推定を行う。収集した足圧データより路面状況を推定するためには、推定するための識別器が必要となる。そこで、路面状況を推定するための識別器としてSVMを用いる。SVMは、パターン識別用の教師あり機械学習アルゴリズムの一種で、クラスを明

確に分ける境界線を引くための手法であり、その境界線をもとにクラスを判別することが可能である。本研究では、足圧データから抽出した特徴量と、路面状況の種類の正解ラベルを用いて路面状況を学習し、学習したデータを元に生成した推定モデルにより路面状況の推定を行う。

3.3 足圧センサ付きインソール

本研究では、足圧データを収集するために足圧センサ付きインソールを開発し、利用する。開発した足圧センサ付きインソールを図1に示す。

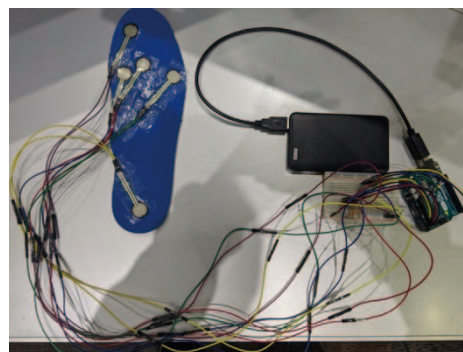


図1 足圧センサ付きインソール

開発したインソールは、インソールの裏側に5個の圧力センサを装着している。圧力センサは厚さ0.25~1.25mm、感圧範囲は0.2~20Nのものを使用し、各センサをジャンプワイヤーでArduinoに接続した。Arduinoは0から5Vの入力電圧を0から1023の整数値に変換することが可能である。この変換された整数値を本研究では、センサ値と呼ぶ。このデバイスは、センサ値が大きいほど圧力が小さく、センサ値が小さいほど圧力が大きい。

圧力センサの装着箇所は、つま先、母指球、付け根、小指球、かかととする。圧力センサの装着箇所について図2に示す。

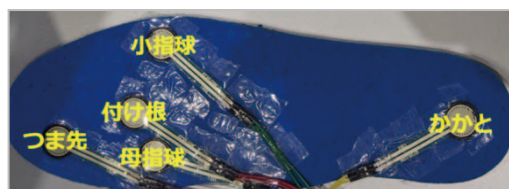


図2 圧力センサの装着箇所

一般的な歩行動作を考えた時、かかとから接地し、母指球、つま先という順序で接地し、路面を蹴って歩行することに加えて、日常的に使用していたインソールの擦り減っている部分が歩行時に力がかかっている部分だと考えられることから、圧力センサの装着箇所を選定している。また、文献[16]の予備実験において、前述の5箇所が大きく足圧のかかる箇所となっているため、本研究においても、圧力

センサの装着箇所として妥当であると考えられる。

3.4 提案手法における路面状況推定のプロセス

提案手法における路面状況推定の手順を図3に示す。

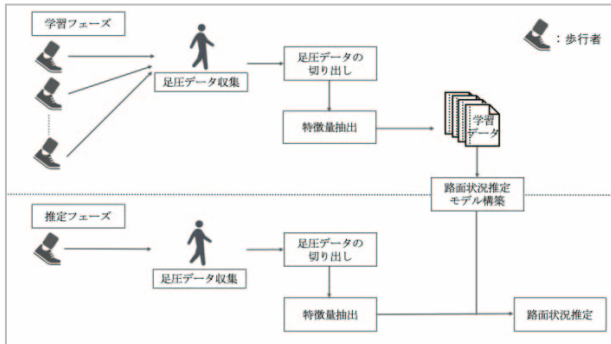


図3 提案手法における路面状況推定のプロセス

提案手法は学習フェーズと推定フェーズから構成される。学習フェーズでは、多数の歩行者から足圧データを収集し、特徴量の抽出に必要なデータの切り出しを行う。切り出した足圧データを用いて特徴量を抽出し、抽出した特徴量を正解ラベルとともに学習データとする。そして、この学習データを用いて路面状況推定モデルを構築する。推定フェーズでは、歩行者から収集した足圧データから学習フェーズ同様に切り出しを行い、切り出したデータから特徴量を抽出する。抽出した特徴量と構築した路面状況推定モデルを用いて路面状況を推定する。

3.5 路面状況推定の対象とする路面

本研究で推定対象とする路面を図4に示す。

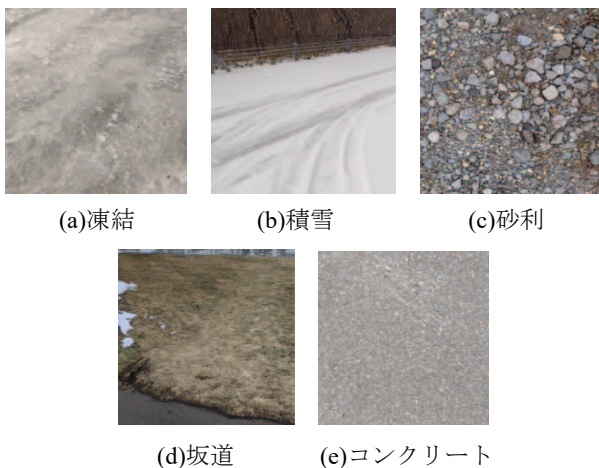


図4 対象とする路面

身近にある路面の中で歩きやすさに影響する路面として、凍結路面、積雪路面、砂利道、坂道（上り、下り）と比較対象として平坦なコンクリート路面の6種類を推定の対象とする。凍結路面は、凍結によって転倒する可能性が

あり歩きにくい。積雪路面は、積雪量や積雪の状態（新雪、圧雪、湿雪）により歩きやすさが大きく異なる。砂利道は、凹凸により歩きやすさに影響すると考える。坂道は、傾斜度合いや傾斜している長さによって歩きやすさに影響すると考える。

3.6 足圧データの収集

足圧センサ付きインソールを装着した靴を履き、本研究で対象とする路面を歩行することで足圧データを収集する。収集する足圧データは、圧力センサのセンサ値、収集時の日付と時刻を示すタイムスタンプである。収集するデータの取得間隔は短ければ短いほどより詳細な情報を得られると考え、サンプリングレートは60Hzに設定する。

3.7 1歩分の足圧データ判定と切り出し方法の検討

提案手法では、収集した足圧データから1歩分の足圧データを切り出し使用する。コンクリート路面で収集した足圧データの一例を図5に示す。縦軸はセンサ値、横軸は時系列データのサンプル番号を表す。センサ値は、圧力が大きいほど小さい値を取るため、0に近いほど圧力が大きいことを示す。

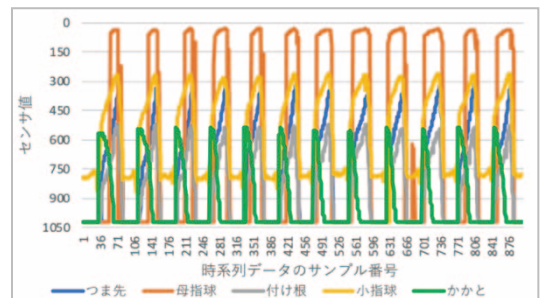


図5 コンクリート路面の足圧データ

図5から歩行時の足圧データには周期的に山と谷があることが確認できる。歩行時の各ステップの接地と離地のサイクルと対応していると考えられることから、1つの山を1歩分のデータとして切り出す。1歩分の足圧データの判定について、まず、足が接地している時を1歩分と定義する。接地していることの検出には、つま先と母指球、付け根に圧力がかかっている時、つまり、つま先と母指球、付け根のセンサ値の値が1023より小さい時、接地していると判定した。この1歩分の足圧データの判定に基づき、収集した足圧データから1歩分の足圧データの切り出しを行う。

3.8 予備調査

収集した各路面の1歩分の足圧データの一例を図6に示す。図6から、路面ごとに足圧データの変化の傾向が異なることが確認できる。凍結路面は、他の路面と足圧データの変化が異なり小指球とかかとが同様の変化を示している。

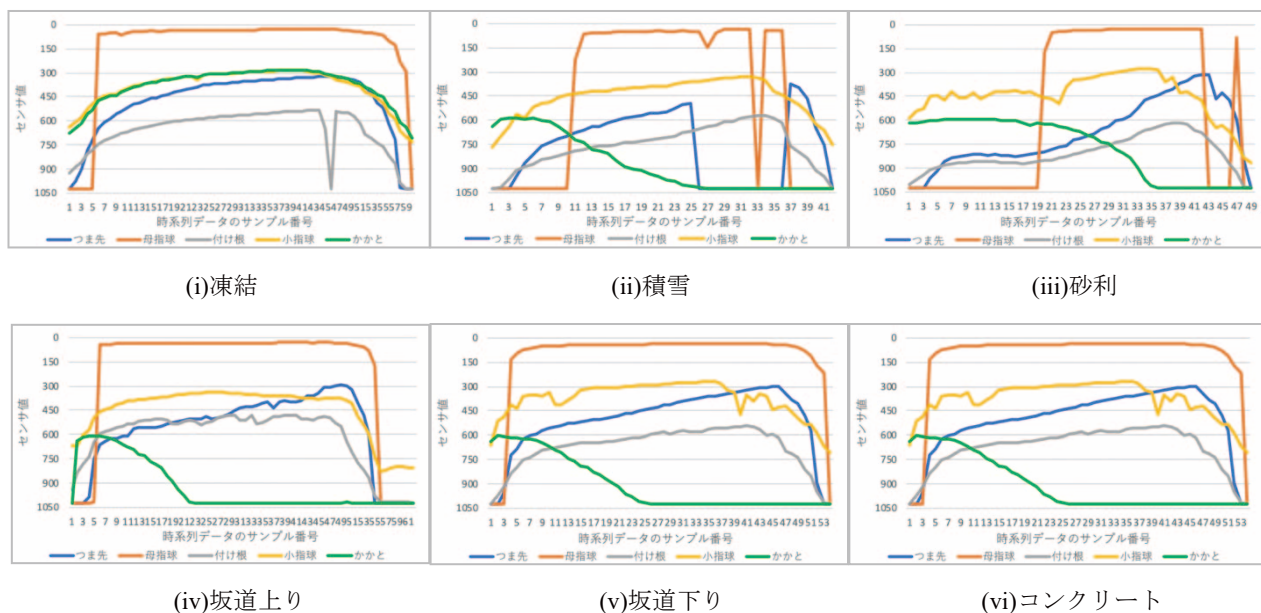


図 6 各路面における 1 歩分の足圧データ

積雪路面と砂利道は、他の 4 種類の路面と比較し母指球に圧力がかかっている時間が短い。坂道上りと坂道下り、コンクリート路面は、どの装着箇所の足圧データも同様の変化を示している。図 6 は複数の足圧データのうちの 1 歩分であるため、他のすべてのデータで同様の傾向が見られるとは限らないが、路面ごとの特徴が現れている。そのため、各路面状況の特徴的な傾向を特徴量として抽出することができれば、収集した足圧データによる路面状況推定は可能であると考えられる。

3.9 特徴量の抽出

3.7 節で述べた方法により切り出した 1 歩分の足圧データを用いて特徴量を抽出する。使用する特徴量を表 1 に示す。

表 1 使用する特徴量	
特徴量名 (次元数)	説明
平均 (5 次元)	各圧力センサの平均
標準偏差 (5 次元)	各圧力センサの標準偏差
最小値 (5 次元)	各圧力センサの最小値
中央値 (5 次元)	各圧力センサの中央値
尖度 (5 次元)	各圧力センサの尖度
歪度 (5 次元)	各圧力センサの歪度
共分散 (10 次元)	2 箇所の圧力センサ間の共分散

平均、標準偏差、最小値、中央値、尖度、歪度は、つま先、母指球、付け根、小指球、かかとのそれぞれに関して算出した値とし、共分散は圧力センサ 5 箇所から 2 箇所を選び算出した値とした。平均～歪度はセンサの装着箇所ご

とに算出できるため、特徴量の次元数は 5 次元である。共分散は、圧力センサ 5 箇所から 2 箇所を選ぶ組み合わせごとに算出できるため、10 次元である。平均は、圧力センサごとの足圧の平均がわかるため、各路面でどの箇所に平均的に足圧がかかっているのかを表現する。標準偏差は、足圧データの散らばり具合を表現する。最小値は、足圧の強さを表す。特徴量を算出するために使用するセンサ値は、圧力が大きくなるほど値が小さくなるため、センサ値が最小の時に、最も強く圧力がかかっていることになる。中央値は外れ値の影響を受けないため、圧力センサごとの足圧データの中心に位置する値を表現する。歪度は、分布の非対称性を表す指標であり、足圧の偏りを表現する。尖度は、データ分布の鋭さを表す指標であり、足圧データの山の尖り度と裾の広がり度を表現する。共分散は、2 つのデータの関係の強さを表す指標であり、各路面における 2 箇所の圧力センサの関係の強さを表現する。

4. 実験および考察

提案した路面状況推定手法の精度評価実験を行った。4.1 節では、実験環境について述べ、4.2 節では、路面状況推定手法の精度評価実験について述べる。4.3 節では、実験結果についての考察について述べる。

4.1 実験環境

実験環境を表 2 に示す。実験データとして、凍結路面、積雪路面、砂利道、坂道上り、坂道下り、コンクリート路面の 6 種類の路面状況を対象に各 100 歩、合計 600 歩分のデータを収集した。本研究で実験を行った坂道は、草の生えている坂道を使用した。推定には SVM を用い、10-分割

交差検証で精度評価を行い、推定精度として F-measure を算出した。また、全体の推定精度は、各路面で算出した F-measure の平均とした。

表 2 実験環境

項目	詳細
計測場所	凍結路面、積雪路面（積雪 2.6cm）、砂利道、坂道上り、坂道下り、コンクリート路面
使用デバイス	足圧センサ付きインソール
各路面のデータ収集数	100 歩分（片足）
サンプリングレート	60Hz

4.2 路面状況推定手法の精度評価実験

本節では、4.2.1 項で、特徴量の標準化の有無による推定精度の変化について述べ、4.2.2 項では、路面状況推定に有効な特徴量の評価について述べる。

4.2.1 精度評価実験

路面状況推定手法の有効性を調査するために行った評価実験の結果と算出した F-measure を表 3 に示す。表 3 は、特徴量を標準化しない場合の混同行列である。

表 3 路面状況推定の精度評価結果（標準化なし）

予測 \ 正解	凍結	積雪	砂利	坂道上り	坂道下り	コンクリ
凍結	100	0	0	0	0	0
積雪	0	61	18	15	0	0
砂利	1	7	57	20	13	2
坂道上り	0	4	21	63	6	6
坂道下り	0	1	10	20	66	3
コンクリ	0	2	5	19	2	72
F-measure	.995	.697	.541	.532	.706	.787

実験結果として、全体の推定精度が 0.710 となった。凍結路面については、F-measure が 0.995 となり、高い推定精度であることが確認できる。また、表 3 より、凍結路面は、すべて凍結路面として推定されていることがわかる。これは、図 6 において、かかとの足圧データの変化を比較すると、図 6 (i) の凍結路面の場合に特徴的な傾向が見られるからだと考える。他の 5 つの路面状況では、始めに圧力がかかり、その後圧力がかからなくなるが、凍結路面の場合は、始めから終わりまで圧力がかかり続けており、また、小指

球と同様の動きをしていることがわかる。凍結路面以外の路面状況の F-measure は高くなく、特に、砂利道や坂道上りは 5 割程度であり、誤推定が多いことが確認できる。F-measure が低い理由として特徴量が機能していないのではないかと考える。使用している特徴量の値の範囲を表 4 に示す。

表 4 特徴量の範囲

特徴量名	値の範囲
平均	74~1023
標準偏差	0~502
最小値	22~1023
中央値	26~1023
尖度	-7~6
歪度	-2~52
共分散	-93344~105030

表 4 から特徴量の値の範囲に大きな偏りがあることが確認できる。この偏りによって特徴量が機能せず精度が高くないと考える。特に共分散は値の範囲が広く他の特徴量と比較し、精度に影響を及ぼしていると考えられる。機械学習アルゴリズムの多くは、すべての特徴量が同じスケールになっていることを前提としているため、元々のデータをそのまま機械学習に用いることと比較し、スケールを揃えた特徴量を用いる方が精度の高い推定結果になると考えられる。そこで、標準化した特徴量を用いた精度評価実験を行った。実験結果と F-measure を表 5 に示す。

表 5 標準化した特徴量を用いた精度評価結果

予測 \ 正解	凍結	積雪	砂利	坂道上り	坂道下り	コンクリ
凍結	100	0	0	0	0	0
積雪	0	94	3	3	0	0
砂利	0	6	71	10	9	4
坂道上り	0	4	6	82	6	2
坂道下り	1	0	3	3	91	2
コンクリ	0	0	0	0	0	100
F-measure	.995	.922	.776	.828	.883	.962

実験結果として、全体の推定精度が 0.894 となり、標準化していない特徴量を使用していた時の全体の推定精度と比較して、0.184 向上した。この結果から、本研究で使用する特徴量は標準化することで、値の範囲が広い特徴量が

学習に与える影響を小さくすることができ、精度が向上することが示唆された。また、凍結路面以外のすべての路面状況において F-measure が向上した。しかし、砂利道と坂道上りの F-measure が他の路面と比較して低いことから、砂利道や坂道上りの推定に有効な特徴量を検討する必要があると考える。

4.2.2 特徴量評価

路面状況推定に有効な特徴量を調査するため、特徴量選択の手法を用いて検討を行った。本項では、反復特徴量選択法の中の再帰的特徴量削減という手法を用いて特徴量選択を行った。再帰的特徴量削減とは、全ての特徴量を使用する状態から、1 つずつ重要度が低い特徴量を取り除く手法である。特徴量の重要度は、Random Forest による変数重要度を用いて算出した。本研究で使用する特徴量は表 1 で述べた 40 次元であり、1 次元になるまで特徴量の削除を続けた。実験結果である F-measure と特徴量数の推移を図 7 に示す。この実験では、標準化した特徴量を用いた。

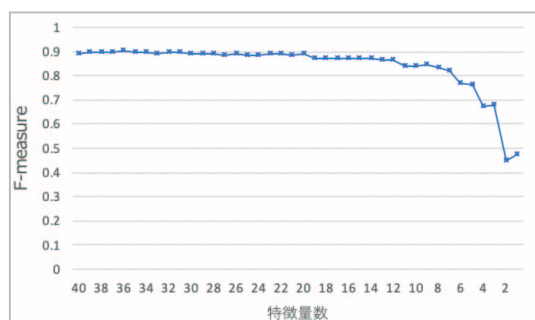


図 7 F-measure と特徴量の推移

図 7 より、特徴量数減少に伴い F-measure は 0.894 から始まり増減を繰り返す、特徴量数 36 個のとき最大値である 0.901 を記録した。36 個の時点で削除した特徴量は削除順に、かかとの歪度、付け根の歪度、かかとの尖度、母指球の歪度である。また、特徴量数が 12 個より減少すると大幅に F-measure が低下する傾向にあることがわかる。この結果から、最後に残っている 12 個の特徴量が路面状況推定に有効な特徴量の候補になり得ると考える。最後に残っている 12 個の特徴量を表 6 に示す。

表 6 最後に残っている 12 個の特徴量

装着箇所	残っている特徴量
つま先	平均, 標準偏差, 最小値, 共分散 (小指球), 共分散 (かかと)
母指球	平均
付け根	共分散 (かかと)
小指球	平均, 共分散 (かかと)
かかと	平均, 中央値

表 6 より、最後に残っている特徴量 12 個の中に尖度と歪度が含まれていないことがわかる。このことから、40 次元の特徴量から尖度と歪度を削除した 30 次元の特徴量を用いて全体の推定精度を算出したところ 0.896 となった。したがって、本研究で対象とする 6 種類の路面状況推定においては、尖度と歪度の特徴量が推定精度の向上に寄与していないことが示唆された。

4.3 考察

4.2 節で行った実験と実験結果について、全体の推定精度をまとめた結果を表 7 に示す。

表 7 実験結果のまとめ

条件	F-measure
特徴量標準化無し	0.710
特徴量標準化有り	0.894
特徴量選択	0.901

表 7 より最も精度が高かった F-measure は、特徴量選択を行い、重要度が低い特徴量 4 次元を削除した 36 次元の特徴量を用いた精度評価結果であった。これらの結果から、本研究の提案手法において、9 割程度の推定精度が得られることを示した。本研究は、被験者が 1 人、対象とする路面も同じ場所を使用して実験を行っていた。このことが要因で、同じ波形の足圧データを収集することができ、高い精度が得られたと考えられる。しかし、他の被験者のデータを用いた場合、被験者によって歩行動作や靴の種類などが異なるため、同じ波形の足圧データを収集することができないと考えられる。また、同一の路面状況であっても、異なる場所のデータを用いた場合、凍結の度合いや積雪の量などが異なるため、異なる波形の足圧データになると考えられる。したがって、複数の被験者のデータを用いた実験や同一の路面状況で異なる場所のデータを用いた実験を行い、提案手法の有効性を示す必要がある。

また、4.2.2 項において、かかとの歪度、付け根の歪度、かかとの尖度、母指球の歪度を削除した特徴量を用いた路面状況推定精度が最も高くなった。しかし、全ての特徴量を用いて路面状況推定を行った場合と比較し、精度が 0.007 しか向上しなかった。この結果から、削除した特徴量は精度にわずかししか影響しないことがわかる。本稿で対象とした 6 種類の路面状況においては、このような結果になったが対象とする路面の種類が増えることで、有効な特徴量も変化すると考える。また、被験者を増やすことで被験者ごとに歩行動作は変化するため、有効な特徴量も変化すると考える。これらの実験条件が変化した場合を加味した、有効な特徴量を選定する必要がある。

5. まとめ

本研究の目的は、歩きやすい経路を歩行者に提示するため、歩行時の足圧データを用いて、路面状況を推定することである。本論文では、開発した足圧センサ付きインソールによって、測定した足圧データを用いて路面状況推定を行う方法を提案した。本実験では、凍結路面、積雪路面、砂利道、坂道上り、坂道下り、コンクリート路面の6種類の路面状況を対象に路面状況推定の精度評価実験を行った。SVMによる10-分割交差検証を行った結果、最も高いF-measureが0.901となった。この結果から、本研究の提案手法において、9割程度の推定精度が得られることを示した。また、本研究で対象とする6種類の路面状況推定においては、尖度と歪度の特徴量が推定精度の向上に寄与していないことが示唆された。

今後の課題として、歩行動作や靴の種類などの個人差や複数の場所・日時の違いが推定精度に影響を与えるかを調査する。これまでの実験では、被験者1名が大学周辺の特定の環境において収集したデータを用いている。そのため、複数の被験者を対象に、同一路面状況であっても異なる場所で実験を行うことで、歩行者の個人差や場所の多様性に対応した推定手法を検討することができ、参加型センシングによる網羅的なデータ収集が可能になると考える。また、現在は片足のみの足圧データを用いて路面状況を推定しているが、両足の足圧データを用いることで、歩行周期や左右の足圧の差などを収集できると考えるため、両足の足圧データを用いた推定手法を検討する予定である。

謝辞 本研究の一部はJSPS科研費JP20K11793の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 永田泰浩, 金田安弘, 2017年度冬期の札幌市における転倒による救急搬送者の動向, 北海道の雪氷, No.37, pp.43-46 (2018).
- [2] 宮本健太, 梅津高朗, ユーザ体感と歩行履歴情報を用いた移動時間推定システム, 情報処理学会研究報告高度交通システムとスマートコミュニティ(ITS), Vol.2017-ITS-68, No.5, pp.1-7 (2017).
- [3] 夏堀友樹, 白石陽, 歩行者ログを用いた移動所要時間推定システムの提案, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム2013論文集, pp.1051-1056(2013).
- [4] 森永寛紀, 若宮翔子, 谷山友規, 赤木康宏, 小野智司, 河合由起子, 川崎洋, 点と線と面のランドマークによる道に迷いにくいナビゲーション・システムとその評価, 情報処理学会論文誌, Vol.57, No.4, pp.1227-1238 (2016).
- [5] J. Burke, D.Estrin, M.Hansen, A. Parker, N.Ramanathan, S.Rebby and M.B.Srivastava, "Participatory Sensing", World-Sensor-Web (WSW '06) at SenSys '06, pp1-6 (2006).
- [6] 野村智洋, 牧野友哉, 白石陽, スマートフォンを用いた路面状況変化の検知手法, 情報処理学会マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム2013論文集, pp.131-138 (2013).
- [7] 武安裕輔, 白石陽, 自転車障害物回避挙動検出における異常検知に基づく障害物回避区間の抽出手法の検討, 情報処理

- 学会第26回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, pp.108-116 (2018).
- [8] 大橋勇介, 榎堀優, 間瀬健二, 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, 情報処理学会研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション(HCI), Vol.2014-HCI-160, pp.1-8 (2014).
 - [9] 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, 情報処理学会研究報告ユビキタスコンピューティングシステム(UBI), Vol.2013-UBI-40, No.15, pp.1-6 (2013).
 - [10] 佐藤匠, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫, 靴型ウェアラブルセンサによる通行路状況推定手法の提案, 情報処理学会研究報告コンシューマ・デバイス&システム(CDS), Vol.2015-CDS-12, No.9, pp.1-8 (2015).
 - [11] 藤井海斗, 羽田野真由美, 西田京介, 戸田浩之, 澤田宏, 鹿島久嗣, 歩行者クラウドセンシングによる路面状況の推定, D EIM Forum 2016, D6-5 (2016).
 - [12] 三獄寛人, 渡邊拓貴, 杉本雅則, 足音を用いた路面状況推定手法, 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム2018論文集, Vol.2018, pp.999-1007 (2018).
 - [13] 堀江直正, 満田隆, 川村貞夫, 足圧情報による歩行状況の推定法, 生体医工学: 日本エム・イー学会誌, Vol.44, No.4, pp.621-627 (2006).
 - [14] 前田哲男, 木山良二, 大渡昭彦, 解いてなっとく使えるバイオメカニクス, 医学書院 (2015).
 - [15] 杉本千佳, 尾崎賢司, 江副亮介, 保坂寛, 大和裕幸, 足圧計測シューズによる行動認識, マイクロメカトロニクス, Vol.53, pp.24-32 (2009).
 - [16] 西山勲, 寺田努, 塚本昌彦, 音声フィードバックによる足圧バランス矯正システムの設計と実装, 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム2017論文集, Vol.2017, pp.459-466 (2017).
 - [17] 深掘孔明, 坂本大介, 五十嵐健夫, 靴下型圧力センサを用いた足裏ジェスチャ, コンピュータソフトウェア, Vol.33, No.2, pp.116-124 (2016).