

インソール型デバイスによる 路面状況推定手法の冬季環境への適用

若林勇汰^{1,a)} 白石陽^{2,b)}

概要: 冬季環境において、降雪や凍結の影響により積雪路面や凍結路面など歩きにくい路面が出現する。特に北海道や東北などの降雪地域では、降った雪が日中に溶け、夜に気温が氷点下を下回ることで路面が凍結し、転倒が多くみられる。凍結路面や積雪路面などの冬季特有の路面状況を推定することで、歩きやすい経路を事前に提示することができ、冬季でも快適な歩行を支援できると考える。そこで、本研究では、冬季環境特有の路面状況を推定することを目的とする。著者らはこれまでに、異なる路面状況の路面を歩行すると、歩き方や接地箇所が変化し足圧に変化が生じることに着目し、足圧を用いて路面状況を推定する手法を提案してきた。本稿では、冬季環境における提案手法の有効性について検討する。また、先行研究では片足の足圧データのみを利用していたが、今回は両足の足圧データを収集し、有効な特徴量を検討する。実験として、凍結路面、積雪路面、圧雪路面、平坦な路面の4種類の路面において、両足から収集した足圧データを用いて路面状況の推定精度を評価した。実験の結果、左足と右足それぞれの推定精度が0.915, 0.939となり、両足の推定精度が0.970となったことから、両足の足圧データを用いる方が、より精度の高い推定を行えることが示唆された。

キーワード: 足圧, 路面状況推定, ナビゲーション, インソール

1. はじめに

冬季環境において、降雪や凍結の影響により積雪路面や凍結路面など歩きにくい路面が出現する。特に北海道や東北などの降雪地域では、降った雪が日中に溶け、夜に気温が氷点下を下回ることで路面が凍結し、転倒が多くみられる。北海道札幌市の凍結路面での転倒による緊急搬送者は、1995年以降、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。歩き慣れた路面であってもその日の天候や気温、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。凍結路面や積雪路面などの冬季の路面状況を推定することで、歩きやすい経路を事前に提示することができ、冬季環境においても安全な歩行を支援できると考える。

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。異なる路面状況の路面を歩行すると、歩行動作や足の接地箇所が変化し、足圧に変化が生じる。例えば、砂利道を歩行する時は、砂利を踏んだ箇所の足圧が不規則に変化する。凍結路面を歩行する時は、滑らないように注意して、足をあまり上げずに、強く踏み込んで歩行しないため、足全体の足圧が弱くなると考えられる。このように、足圧の違いに着目することで路面状況ごとの特徴を捉えることができ、路面状況を推定できると考える。

路面状況推定のための足圧データの収集方法として、イ

ンソール型デバイスを使用する。ここで足圧データとは、インソール型デバイスを用いて収集した、路面状況を歩行した際の足圧の変化を出力したものである。インソール型デバイスとは、靴のインソール(中敷き)の複数箇所に圧力センサを装着したデバイスである。このデバイスを用いて推定対象とする路面状況を歩行することで、足圧データの収集を行う。また、広範囲の場所の路面状況の足圧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、地理的に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る方法である[2]。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[3]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[4]、車載スマートフォンを用いて走行中の動画を撮影し、桜の写っている度合いを数値化することで桜景観の良い道路区画を抽出する研究[5]が挙げられる。このように、参加型センシングを用いたデータ収集は、広範囲の場所のデータを網羅的に収集することができるため、広範囲の場所における路面状況の足圧データの収集に適している。

著者らはこれまでに、凍結路面、積雪路面、砂利道、坂道(上り、下り)、コンクリート路面を対象として、路面状況を推定する手法を提案してきた[6]。6種類の路面状況の足圧データを収集する中で、凍結路面や積雪路面のような冬季環境特有の路面状況が特に歩きにくさに影響すると考えた。また、先行研究では、左足のみの足圧データを用いて路面状況の推定を行っていたが、9割の推定精度が最大であった。そこで本稿では、片足のみではなく、両足の足

1 公立はこだて未来大学大学院 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

a) g2120052@fun.ac.jp

b) siraisi@fun.ac.jp

圧データを用いて、冬季環境での路面状況の推定を行った。対象とする路面状況は、凍結路面、積雪路面、圧雪路面、平坦な路面とした。これらの路面状況を歩行し、収集した足圧データを用いて評価実験を行い、路面状況推定の冬季環境への適用について検討した。また、片足のみの足圧データを用いた場合と両足の足圧データを用いた場合において、各々の推定精度を算出し、両足の足圧データを用いることの有効性について検討した。

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。2.2 節では、足圧を用いた行動認識に関する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[7]。この研究では、足圧布センサ[8]を用いて路面状況データの収集を行っている。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、足裏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[9], [10]。佐藤らは、加速度と角速度の計測が可能で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[9]。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歩いた時のステップに対応する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[10]。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、前後の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。実験結果では、平坦な路面を 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%前後の精度で推定でき

ることを示している。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圧雪路面の推定が困難であると考えられる。

他に、足圧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に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（積雪路面）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[11]。しかし、実際の歩道での使用を考えると、歩行する際、車が側方を通過した時の音や他の歩行者の足音によって識別精度が低くなると考えられる。

2.2 足圧を用いた行動認識に関する研究

足圧を用いて行動認識を行う研究がある[12], [13], [14]。堀江らは、足圧センサシートを用いて、平地歩行、階段上り下り、坂道歩行を歩行状態により識別している[12]。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[15]、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、歩行状態の識別を行っている。Sugimoto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、96%以上の識別精度が得られている[13]。これらの研究では、足圧を用いて行動認識することができていることから、路面状況推定にも応用可能であると考えられる。しかし、行動の違いによる足圧の変化と比較して、路面状況による足圧の変化は小さいと考えられるため、文献[12], [13]の手法を路面状況推定に用いた場合、推定精度が減少してしまうと考えられる。

Ohnishiらは、歩行やランニング、階段の上り下りなどの 22 種類の日常の姿勢や動作について、足圧センサの値から認識精度を評価し、認識精度の高い最適な測定部位を検討している[14]。その結果、足の中指の付け根、足の外側の部分、かかとの 3 点のデータを使用した平均認識精度は 98.4%となり、高精度で認識できることを示している。これらの 3 点が日常の動作を認識できていることから、路面状況による圧力の変化も捉えることができると考え、本研究で使用するインソール型デバイスに圧力センサの装着箇所としても妥当であると考えられる。

3. 提案手法

本研究では、両足の足圧を用いて冬季環境に適用した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、両足の足圧を用いて冬季環境特有の路面状況を推定することを目的とする。具体的には、インソール型デバイス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。推定対象となる歩道は、自動車や自転車が走行する一般道と同様に、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。歩きやすい経路を提示するためには、凍結路面や積雪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、足圧を用いた路面状況の推定を行う。

3.2 研究課題とアプローチ

本研究の研究課題を以下の3つとする。

- 1) 計測デバイスの検討
- 2) 路面状況推定に有効な圧力センサ装着箇所の検討
- 3) 路面状況推定に有効な特徴量の検討
- 4) 分類器の選定

課題1に対するアプローチとして、インソール型デバイスを利用する。足圧や足の動きを収集するデバイスを用いた研究[7], [12], [13], [14], [16]が行われている。本研究では、路面状況を推定するため、路面状況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できることが望ましい。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、インソール型デバイスを開発し、利用する。

課題2に対するアプローチとして、インソールの裏側のつま先、母指球、付け根、小指球、かかとを圧力センサの装着箇所とする。圧力センサの装着箇所について図1に示す。



図1 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[14]の足の中指の付け根、足の外側の部分、かかとの3点が日常動作を高精度に認識できることや、文献[17]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ことから、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。

課題3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、圧力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、3.6.2項で詳細に説明する。

課題4に対するアプローチとして、SVM (Support Vector Machine) を分類器として使用する。本研究では Python の scikit-learn[17]のライブラリを用いて、機械学習を行っている。scikit-learn では適切な推定手法の選択について述べており、サンプルデータ数が50以上で10万以下の場合には Linear SVC (SVM Classification) を用いることが推奨されている。ここで Linear SVC とは、カーネルを使用しない SVM に基づくクラス分類の手法である。本研究のサンプルデータ数が50以上、10万以下であることから、SVM を分類器として用いることとした。

3.3 インソール型デバイス

本研究では、インソール型デバイス開発し、利用する。開発したインソール型デバイスを図2に示す。

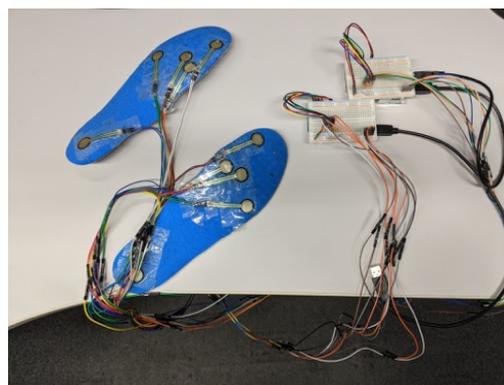


図2 インソール型デバイス

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高い。1023 の時は、圧力がかからない（圧力の値が 0 である）ことを示す。

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。

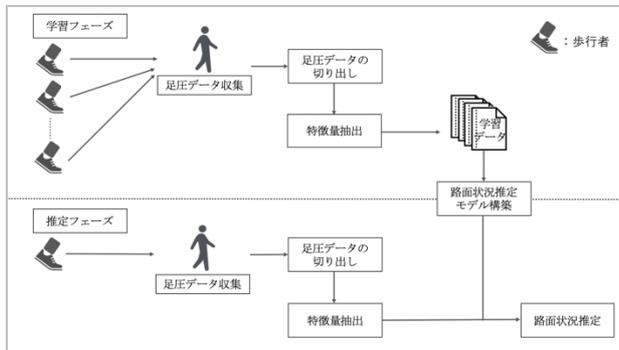


図 3 提案手法における路面状況推定のプロセス

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 1 歩分の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

冬季特有の路面として、凍結路面、積雪路面、圧雪路面と比較対象として平坦な路面の 4 種類を推定対象とする。凍結路面は、雪が溶けた後気温が氷点下になったことで凍

結した路面である。積雪路面は、降雪直後の雪が積もった路面である。圧雪路面は、車の走行や歩行者の歩行によって踏み固められた路面である。これらの路面状況は降雪地域の冬季環境において見られるため、推定対象とした。

3.6 特徴量抽出までの流れ

3.6.1 足圧データの収集

インソール型デバイス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。

3.6.2 1 歩分の足圧データ判定と切り出し方法の検討

本研究では、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。ここで 1 歩分とは、足が接地しているから離地するまでと定義する。平坦な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、圧力が高いほど小さい値を取るため、0 に近いほど圧力が高いことを示す。

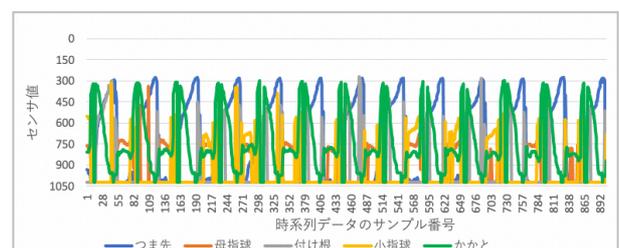


図 5 平坦な路面の足圧データ (右足)

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。山の部分はセンサ値が小さく圧力がかかっているため、足が接地していることを表す。谷の部分はセンサ値が大きく圧力がかかっていないため、足が離地していることを表す。これらは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は、足が接地していることの検出が必要となる。接地していることの検出には、つま先に圧力がかかっている時、つまり、つま先のセンサ値の値が最大値の 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。

3.6.3 特徴量の抽出

3.6.2 項で述べた方法を使用して切り出した 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
データ数 (1 次元)	1 歩分の足圧データのサンプル数

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た。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, 標準偏差, 最小値, 中央値, 尖度, 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。これにデータ数の 1 次元を合わせた合計 41 次元の特徴量を使用する。データ数は, 1 歩分のデータを切り出した時の足圧データの数である。

4. 実験および考察

本章では, まず, 4.1 節で実験環境について述べ, 4.2 節では, 片足の足圧データによる路面状況推定の精度評価について述べる。4.3 節では, 両足の足圧データによる路面状況推定の精度評価について述べる。

4.1 実験環境

実験環境を表 2 に示す。

表 2 実験環境

項目	詳細
計測場所	凍結路面, 積雪路面, 圧雪路面, 平坦な路面
被験者数	1 人
使用デバイス	インソール型デバイス
各路面のデータ収集数	800 歩分 (右 100 歩, 左 100 歩)
サンプリングレート	60Hz

実験データとして, 凍結路面, 積雪路面, 圧雪路面, 平坦な路面の 4 種類の路面状況を対象に, 各路面につき右足

で 100 歩分, 左足で 100 歩分, 合計 800 歩分のデータを収集した。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。

4.2 片足の足圧データによる路面状況推定の精度評価

本節では, 4.2.1 項で, 左足の足圧データによる路面状況推定の精度評価について述べ, 4.2.2 項では, 右足の足圧データによる路面状況推定の精度評価について述べる。4.2.3 項では, 実験の考察について述べる。

4.2.1 左足の足圧データによる路面状況推定の精度評価

左足の足圧データによる路面状況推定の精度評価の結果を表 3 に示す。

表 3 路面状況推定の精度評価結果 (左足)

予測 \ 正解	凍結	積雪	圧雪	平坦
凍結	94	1	2	3
積雪	1	88	7	4
圧雪	2	6	91	1
平坦	4	1	2	93
F-measure	.935	.898	.901	.925

実験結果として, 全体の推定精度が 0.915 となった。この結果から左足のみでも十分な精度が得られることがわかった。路面状況ごとの F-measure を見ても十分な精度が出ていることが確認できる。また, 表 3 から積雪路面と圧雪路面は他の路面と比較して誤推定が多いことがわかる。

4.2.2 右足の足圧データによる路面状況推定の精度評価

右足の足圧データによる路面状況推定の精度評価の結果を表 4 に示す。

表 4 路面状況推定の精度評価結果 (右足)

予測 \ 正解	凍結	積雪	圧雪	平坦
凍結	92	2	4	2
積雪	2	97	0	1
圧雪	4	2	90	4
平坦	0	1	2	97
F-measure	.929	.960	.919	.951

実験結果として、全体の精度が 0.939 となり、左足のみのデータを用いた推定精度よりも高い推定精度となった。表 3 の左足の結果と比較して、積雪路面と平坦な路面の誤推定は減少しているが、凍結路面と圧雪路面の誤推定は増加していることが確認できる。

4.2.3 考察

4.2.1 項、4.2.2 項の結果から片足のみでも十分な精度が得られることを確認した。しかし、今回の実験では被験者が 1 名だったが、今後は被験者を増やしても同様な精度が得られるか確認する必要がある。また、被験者 1 名のデータのみを用いているため断定はできないが、被験者の利き足が右足であったことが関わっている可能性が考えられる。ここで利き足とは、ボールを蹴りやすい足、後ろから押された時に前に倒れるのを支える足、階段を上る時に最初に出る足のことを指す。左足のみの精度と比較して、右足のみの精度の方が高いことから、利き足が影響していると考えられる。

4.3 両足の足圧データによる路面状況推定の精度評価

本節では、4.3.1 項で、サンプルデータに使用するデータの選定について述べ、4.3.2 項で路面状況推定の精度評価について述べる。4.3.3 項で、実験の考察について述べる。

4.3.1 サンプルデータに使用するデータの選定

左足と右足の連続する足圧データを両足対する 1 つのサンプルデータとして使用する。データ収集時にセンサ値とともに記録したタイムスタンプを利用して、左足と右足の連続するデータを、両足に対する 1 つのデータとして切り出した。特徴量については、片足ごとの特徴量を用いることとしたため、次元数は 82 次元となった。

4.3.2 路面状況推定の精度評価

両足の足圧データによる路面状況推定の精度評価の結果を表 5 に示す。

表 5 路面状況推定の精度評価結果 (両足)

予測 \ 正解	凍結	積雪	圧雪	平坦
凍結	97	0	1	2
積雪	0	95	2	3
圧雪	1	0	97	2
平坦	1	0	0	99
F-measure	.975	.974	.970	.961

実験結果として、全体の推定精度が 0.970 となり、左足

と右足の片足のみの足圧データを用いた推定精度よりも高い推定精度となった。また、ほぼ誤推定がないことが確認できる。この結果から、両足の足圧データを使用することで、片足のみでは誤推定してしまった路面を正しく推定できることがわかった。

4.3.3 考察

4.3.2 項の結果から片足のみのデータを用いて推定するよりも高い精度が得られることを確認した。また、全ての路面において誤推定が少なくなっていることが確認できる。この結果から左足と右足の足圧データを用いることで、片足のみでは捉えきれなかった路面状況ごとの特徴を捉えることができたと考える。また、今回対象にした路面状況は、各々に特徴的な違いがあったため高い精度で推定することができたと考える。図 6 に各路面状況の 1 歩分の足圧データの例を示す。

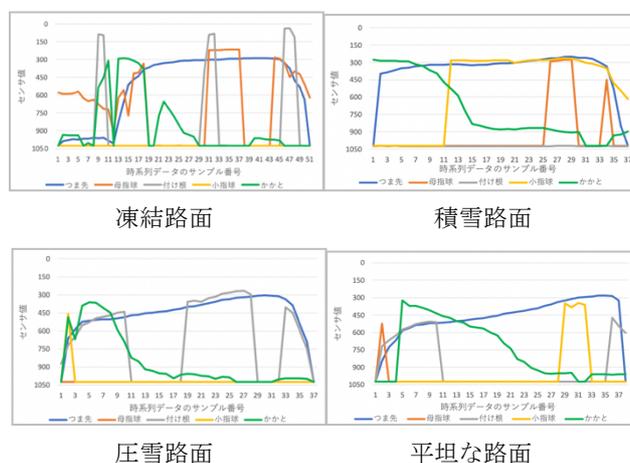


図 6 各路面状況の 1 歩分の足圧データの例 (右足)

図 6 より、各路面状況の足圧データに大きな違いがあることが確認できる。特に凍結路面は歪な形をしており他の路面状況の足圧データとは異なっている。つま先とかかとの足圧データは、似ている形になっているが、母指球、付け根、小指球の足圧データが異なる形になっているため、推定精度が高くなったと考える。加えて、被験者が 1 人であったため、路面状況ごとの歩行動作が一定になったことも精度が高くなった原因だと考える。そのため、複数人の被験者によるデータ収集を行い、歩行動作による違いを考慮する必要がある。

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、冬季環境特有の路面状況を推定することである。本稿では、インソール型デバイスによって、収集した足圧データを用いて冬季の路面状況

を推定する手法を検討した。本実験では、凍結路面、積雪路面、圧雪路面、平坦な路面の4種類の路面状況を対象に路面状況推定の精度評価を行った。推定精度は、左足のみの足圧データを用いた場合で0.915、右足のみの足圧データを用いた場合で0.939、両足の足圧データを用いた場合で0.970となった。この結果から、片足のみの足圧データを用いる場合と比較して、両足の足圧データを用いることで、高い精度で推定を行えることが示唆された。

今後の課題として、複数人の被験者によるデータ収集を行い、歩行動作や靴の種類などの個人差による違いが推定精度に影響を与えるかを調査する。複数人の被験者のデータを収集することで、歩行者の個人差に対応した推定手法を検討することができる。

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] Burke, J., Estrin, D., Hansen, M., Parker, A., Nithya., R, Rebbly, S and Srivastava, M.: Participatory Sensing, Workshop on World-Sensor-Web (WSW): Mobile Device Centric Sensor Networks and Applications, pp1-6 (2006).
- [3] 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).
- [4] 武安裕輔, 白石陽, 自転車の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).
- [5] 前中省吾, 森下慈也, 永田大地, 玉井森彦, 安本慶一, 福倉寿信, 佐藤啓太, 桜センサ: 車載スマートフォンによる画像処理に基づいた桜景観の良い道路区間の抽出, 情報処理学会研究報告, モバイルコンピューティングとユビキタス通信 (MBL), Vol.72, No.19, pp.1-8 (2014).
- [6] 若林勇汰, 白石陽, 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, 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 2020 論文集, pp.338-345 (2020).
- [7] 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).
- [8] 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).
- [9] 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).
- [10] 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, DEIM Forum 2016, D6-5 (2016).
- [11] 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).
- [12] 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, pp621-627 (2006).
- [13] Sugimoto, C., Ozaki, K., Ezoe, R., Hosaka, H. and Yamato, H.: Human Behavior Recognition Using Foot Pressure Sensing Shoes, Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing, Vol.4, No.1, pp.206-213 (2010).
- [14] Ohnishi, A., Tsutomu, T., Tsukamoto, M.: A Method for Recognizing Postures and Gestures Using Foot Pressure Sensors, Journal of Information Processing, Vol.27, pp348-358 (2019).
- [15] 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).
- [16] 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).
- [17] 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).
- [18] scikit-learn: machine learning in Python, <https://scikit-learn.org/stable/> (最終閲覧日: 2021 年 1 月 18 日)