

# スマートフォン内蔵マイクを用いた 歩道路面状況推定における汎用性の向上に向けた改善

金澤 玲実<sup>1,a)</sup> 石田 繁巳<sup>2</sup> 白石 陽<sup>2</sup>

**概要：** 湿潤や凍結といった不安定な路面状況によって、歩行者の転倒・転落事故が発生する。このような事故を防止するためには、路面状況を事前に把握することが重要である。本研究では、路面状況によって歩行音が異なることに着目し、スマートフォンの内蔵マイクを用いた音響センシングによって路面状況を推定する手法を提案する。本稿では、履物と路面状況を揃えた複数人の歩行音を収集し、歩行動作の個人差に頑健な推定手法を検討および評価する。評価実験の結果、1歩ごとに抽出した MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficients) と複数歩における歩行安定度を組み合わせて用いることで、一般分類モデルの推定精度が F-measure 0.697 となり、従来手法から F-measure が 0.017 向上することを確認した。

## 1. はじめに

歩道路面の凹凸や湿潤による転倒・転落など、歩道路面状況に起因する歩行者の事故が問題となっている。東京都は、降雨後の路面に対し危機感を持った経験や怪我をした経験を持つ人が4割に上ることを示している [1]。このような歩行者事故が起こる一因として、歩行者が路面状況を事前に把握できず、降雨後の水膜やぬかるみといった予期しづらく不安定な路面状況の道を通行してしまうことが考えられる。

安全かつ快適な歩行を実現するためには、歩道路面状況を把握することが重要となる。永田らの報告 [2] では、歩行者事故が起こりやすい地点で路面状況の危険性に関する情報共有を行うことや、路面状況に合わせた服装を勧めることが事故予防に効果的であると考えられている。著者らは路面状況の把握にあたって、多数の歩行者による協働での情報共有が効果的であると考え、多数の歩行者が各地点における路面状況を把握し、その情報を周辺エリアにいる歩行者および在宅者に向けて共有することで、路面状況を考慮した経路案内や適切な服装の推薦といった事前の情報把握を行うことが可能となる。本研究では、安全かつ快適な歩行を実現するための歩行者支援に向け、多数の歩行者による協働を想定した路面状況の把握手法を確立するこ

とを目指す。

路面状況の把握に向けて、スマートフォンやスマートシューズといったモバイルデバイスのセンサ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 [3-9]。これまでに慣性データや圧力データ、音響データを用いた手法が提案されてきたが、これらの手法では推定可能な路面状況に限られる、デバイスの装着による手間や導入コストがかかるといった問題がある。

本研究では、スマートフォンの内蔵マイクを用いた音響センシングによって歩道路面状況を推定する。アスファルト舗装路と砂や土で覆われた未舗装路では歩行した際に生じる音が異なるように、歩行音は路面状況に応じて変化する。各路面状況における歩行音の特徴を捉えることで、路面状況を推定することが可能であると考え、音響センシングは慣性や圧力のセンシングと比較してデバイスの向きや設置箇所における制限が少ないため、デバイスの固定や装着といったデータ収集者への負担を減らすことが可能である。また、スマートフォンのような既存デバイスに内蔵されているマイクを用いることで、歩道路面状況推定を低コストで実現できる。

著者らは、先行研究にて各路面状況における音響特徴として MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficients) と歩行テンポを抽出し、それらを組み合わせた学習データを用いることで、F-measure 0.957 の精度で路面状況の推定が可能であることを確認した [10]。しかし、推定精度の評価に際して使用したデータは被験者1人分であり、歩行動作の個人差が推定結果に及ぼす影響については考慮できていない。また、先行研究で特徴量として利用した歩行テンポは

<sup>1</sup> 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

<sup>2</sup> 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) g2122018@fun.ac.jp

歩幅や歩行速度の個人差による影響を受けやすいため、複数の歩行者に対して汎用的に用いることができない可能性がある。そこで、本稿では MFCC と、歩行間隔の規則性を表す歩行安定度を組み合わせた学習データを用いる改善手法を提案する。

本稿では、複数の被験者から収集した歩行音データをもとに個人ごとの学習データからなる固有分類モデルおよび、被験者本人以外の学習データからなる一般分類モデルの構築を行い、それぞれの学習モデルを用いて路面状況推定を行う。また、一般分類モデルを用いた路面状況推定における精度向上のために、データ分割方法や利用する特徴量の再検討を行う。

本稿の構成は以下の通りである。2章では、歩道路面状況の推定や音響センシングに関する研究について述べる。3章で提案手法について述べ、4章で提案手法の評価実験について述べる。最後に5章でまとめとする。

## 2. 関連研究

関連研究として、まず 2.1 節では、路面状況の推定に関する研究について述べる。次に 2.2 節では、音響センシング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

路面状況を推定する手法としては、慣性センサを用いる手法 [3-5] や圧力センサを用いる手法 [6-8]、音響センサを用いる手法 [9] などが報告されている。

慣性データを用いた歩道路面状況推定では、段差や傾斜といった形状に関する路面状況を推定することができる。藤井ら [3] は、スマートフォンをポケットに入れた場合とカバンに入れた場合の2つの状況下において、それぞれ加速度データを用いて路面状況を推定している。路面の形状に応じて歩行動作が変わることに着目し、3歩分の加速度データから平坦な道、段差、傾斜の緩やかな坂道を推定できると示している。佐藤ら [4] は、靴の甲に装着した慣性センサのデータを用いて路面状況を推定している。センサの傾きから路面の傾斜が推定できることや、複数の歩行者から得た路面傾斜の分散から凹凸の有無が推定できることを示している。桂田ら [5] は、ポケットに入れたスマートフォンの慣性センサを用いて路面状況を推定している。慣性データから抽出した特徴量を用いて個人ごとにモデルを構築することで、冬季の積雪や圧雪といった路面状況を推定できることを示している。しかし、慣性データのみを用いた路面状況推定は、歩行動作の個人差による影響を受けやすいと考えられる。また、タイル舗装路の乾燥・湿潤状態といった歩行動作への影響が少ない路面状況の推定が困難であるという課題がある。

圧力データを用いた歩道路面状況推定では、傾斜や路面の材質、状態に関する路面状況を推定することができる。

大橋ら [6] は、足圧布センサを用いて路面状況を推定している。路面の凹凸に応じて足底にかかる圧力が変わることに着目し、平面と視覚障害者誘導用ブロックを推定できることを示している。Matthies ら [7] は、静電容量式の圧力センサを装着したインソール型デバイスを用いて路面状況を推定している。センサ値から足底にかかる圧力を推定し、砂路や敷石、タータンなど6種類の路面状況を推定できることを示している。また、センサ値の変動から路面の湿潤を検知することが可能であると示している。若林ら [8] は、圧力センサを装着したインソール型デバイスを用いて路面状況を推定している。路面状況に応じて足の接地動作が変わることに着目し、冬季の積雪や圧雪、凍結といった路面状況を推定できることを示している。しかし、圧力データのみを用いた路面状況推定では、歩行動作の個人差や、推定対象と近い硬度・形状の路面状況の影響により誤推定を起こす可能性がある。また、デバイスを履物に装着する手間やデバイスの導入コストがかかる。

音響データを用いた歩道路面状況推定では、路面の材質や状態に関する路面状況を推定することができる。三嶽ら [9] は、靴に装着した慣性センサとマイクを用いて路面状況を推定している。1歩ごとに抽出した慣性データの統計量と歩行音の MFCC を用いて、砂利道や草むら、水たまりなど6種類の路面状況を推定できることを示している。また、データ収集時の背景雑音の大きさに応じて慣性データの寄与度を高めた推定を行うことで、雑音環境下における推定精度の低下を抑えることができると示している。しかし、慣性データの寄与度が高まることで路面の材質や状態についての推定が困難になると考える。また、マイクを搭載したスマートシューズの使用を想定しており、デバイスの特殊性から地域住民によるデータ収集への協力を想定した場合に協力者の確保が困難であると考えられる。

### 2.2 音響センシングに関する研究

歩行音を用いて路面状況以外を対象とした推定を行う研究が報告されている [11]。堀ら [11] は、床に固定したマイクを用いて1歩分の歩行音から人物を推定している。歩行音から抽出したメル周波数スペクトログラムを用いた SVM (Support Vector Machine) や、水増した歩行音を用いた CNN (Convolutional Neural Network) など、複数の推定手法について調査し、人物推定が可能であることを示している。

本研究で目的音とする歩行音は、踵やつま先が地面と衝突する際の衝撃音と、足底と地面が擦れる際の摩擦音から成る [12]。歩行音と同様に衝撃音や摩擦音から成る環境音を用いて推定を行う研究も報告されている [13]。荒川ら [13] は、家庭内における生活音を用いて日常生活動作を推定している。荒川らの手法では、音響特徴量として MFCC を用いている。MFCC は低周波数成分を重視する

音声処理向けの特徴量であり，高周波数成分を特徴に含む生活音には適していない．そこで荒川らは，高周波数成分の特徴が含まれるよう次元数を増やして周波数範囲を拡大し，主成分分析で重要な特徴のみを抽出する手法を提案している．改良型の MFCC を用いることで，生活音からの行動推定が可能であることを示している．

### 3. 提案手法の概要と改善点

本章では，著者らの先行研究 [10] での提案手法を複数の歩行者に適用することを考慮した改善手法について述べる．まず 3.1 節で提案手法の概要について述べ，以降の 3.2～3.5 節で提案手法における具体的な処理について述べる．

#### 3.1 手法概要

本稿で提案する改善手法の全体像を図 1 に示す．推定手法はデータ収集フェーズと推定フェーズから構成される．データ収集フェーズでは，歩行者が所持するスマートフォンを用いて音響データの収集を行い，収集したデータに対して雑音除去処理を施す．推定フェーズでは，入力された音響データの分割や特徴量抽出，機械学習モデルの構築処理を行い，路面状況推定の結果を出力する．以降，フェーズ内の各処理について述べる．

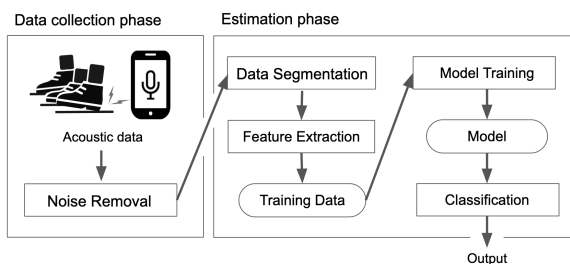


図 1: 推定のプロセス

#### 3.2 雑音処理

雑音処理部では，簡易的な雑音除去を行う．本稿では目的音となる歩行音以外の音を雑音とする．ステレオ形式で収録された音響データのうち，平均振幅値が小さいチャンネルのデータを抽出することで，より雑音が少ないデータに変換する．その後，突発的な風音や車両走行音といった歩行音をかき消すほど振幅値の大きい雑音が入り込んだ区間を除去する．なお，本稿では上述の歩行音と雑音の識別を聴いて行った．

#### 3.3 データ分割

データ分割処理部では，入力された音響データから 1 歩ずつ音響データを切り出す．従来手法では，1 データの長さを約 3 歩分の歩行音が含まれる 2 秒とし，これを 1 件の音響データとして扱っていた．しかし，音響データ内に

含まれる歩行音以外の音への考慮を行っておらず，歩行音間に雑音のみの区間が生じていた．それにより，データ収集地点における雑音が各路面歩行時の特徴として誤認識され，推定結果に影響していたと考えられる．改善手法では，歩行音間の雑音を可能な限り除去するため，1 データの長さを踵が接地した際のピークを中心とした 0.3 秒分に変更した．なお，改善手法では，この 1 データを 1 歩分の音響データとして扱う．

#### 3.4 特徴量抽出

特徴量の抽出処理部では，改善手法における特徴量として MFCC と歩行安定度を抽出する．以降，従来手法で利用した歩行テンポも含めて各音響特徴量の概要について述べる．

##### 3.4.1 MFCC

MFCC は，メルフィルタバンクを適用したケプストラム係数で，スペクトルの概形を表す 20 次元の特徴量である．算出にあたっては，まず音響データに対してフーリエ変換を行い，スペクトルを求める．次に，得られたスペクトルに対してメルフィルタバンクを適用し，得られたメルスペクトルを対数へと変換する．変換した対数スペクトルに対し離散コサイン変換を行うことでメル周波数ケプストラムが得られる．これは低周波数成分を重視したスペクトルを時間尺度に戻したケフレンシ領域の数値列であり，低次成分がスペクトル包絡，高次成分がスペクトル微細構造を表す．本稿では，フィルタバンクのチャンネル数を 128，特徴量として使用する係数を低次から 20 として MFCC を抽出する．なお，MFCC の 0 次の係数は対数スペクトルの直流成分を表すため除外する．

##### 3.4.2 歩行テンポ

歩行テンポは，1 分あたりの歩数を表す 1 次元の特徴量である．算出にあたっては，音響データ内にほぼ一定間隔で出現する歩行音を拍とみなし，Ellis [14] の拍検出手法を適用する．具体的には，音響データ開始時の振幅値を測定し，その振幅値から相対的に近い振幅値を持つピークを動的計画法によって検出していく．その後，従来手法で分割した 2 秒間の音響データ内におけるピークの出現数を 1 分あたりの出現数に直すことで，歩行テンポを求める．

##### 3.4.3 歩行安定度

歩行安定度は，歩行間隔の規則性を表す 1 次元の特徴量である．齊田ら [15] は，路面状況の悪化に伴い歩行の規則性が失われる点に着目し，歩行加速度から加速度スペクトル密度を算出し路面の転倒危険度を定量的に評価する手法を提案している．また，路面状況の悪化に伴う歩行危険度の変動量は，年齢や性別といった歩行者の属性によって異なることや，路面状況毎の転倒危険度の出現頻度の傾向から悪路の検出が可能であることを報告している．本稿では，歩行間隔  $i$  を音響データ内の  $k-1$  番目と  $k$  番目の歩行開始

時刻の差分とし、歩行間隔  $i-2$  から歩行間隔  $i$  における標準偏差を歩行安定度とする。算出にあたっては藤井ら [3] の報告に基づき、3 歩分のデータを使用することとした。

### 3.4.4 特徴量セット

著者らの先行研究では、MFCC と歩行テンポを組み合わせた学習データを用いることで、路面状況推定における推定精度が MFCC 単体の場合よりも向上することを確認した。しかし、歩行テンポは 2 秒間の音響データに含まれる歩行音の頻度を 1 分あたりへと変換しているため、僅かな歩行の乱れが大きく値に影響する。また、歩行テンポは歩幅や歩行速度などにおける個人差の影響を受けるため、複数の歩行者に適用した場合には歩行動作の個人差から汎用的に用いることができない可能性がある。それに対して歩行安定度は、ある 1 歩とその前 2 歩分の歩行間隔との相対的なずれを算出しているため誤差が生じにくく、歩行者の個人差による影響も受けにくいと考える。そのため、本稿では改善手法として MFCC と歩行安定度を組み合わせて学習データを作成する。

### 3.5 モデル構築

モデル構築部では、作成した学習データを標準化した後に分類モデルの学習を行う。モデル構築にあたっての機械学習アルゴリズムには SVM を用いる。SVM は著者らの先行研究にて 6 種類の路面状況を F-measure 0.957 の精度で推定することが可能であったため、改善手法においても採用した。SVM のパラメータはグリッドサーチにて決定する。なお、本稿の改善手法におけるパラメータは、カーネルが RBF、C (コストパラメータ) が 10、gamma (カーネル係数) が 0.01 である。

## 4. 評価

本章では、提案手法を複数人の歩行音データに適用した際の汎用性を評価した実験について述べる。路面状況推定システムの実用に際しては、歩行者ごとでの処理を必要とせず、複数の歩行者に汎用的に適用できることが望ましい。そこで、従来手法における歩行テンポと改善手法における歩行安定度を被験者別に比較分析した。また、提案手法を用いて固有分類モデルと一般分類モデルをそれぞれ構築し、被験者の違いによる影響を調査した。以降では、まず 4.1 節で実験環境について述べる。次に、4.2 節にて歩行テンポおよび歩行安定度の汎用性に関する比較分析結果について述べ、最後に 4.3 節で各試行における推定精度の評価結果とその考察を述べる。

### 4.1 実験環境

実験に用いる音響データの収集は、図 2 に示す 3 種類の路面状況にて行った。データ収集者となる被験者は 20 代の女性 2 名 (被験者 A,B) と男性 3 名 (被験者 C,D,E) の

計 5 名である。このうち、被験者 A,D,E については同日時にデータ収集を行った。また、データ収集地点および被験者の履物、センシングデバイスは全ての被験者で同じである。被験者は、スマートフォンを腰の位置に固定した状態



(a) 舗装路/乾燥 (b) 舗装路/湿潤 (c) 草地/乾燥

図 2: 対象路面



図 3: データ収集の様子

(図 3) で約 5m の区間を往復し、歩行データを収集した。実験に際して、被験者にはデータ収集中に立ち止まらないことや発声しないことを指示した。実験時のマイクの録音形式はステレオで、サンプリング周波数は 44.1kHz である。

収集したデータは、表 1 に示す 3 つの手法でそれぞれ処理し、学習データを作成した。

表 1: 検証する推定手法

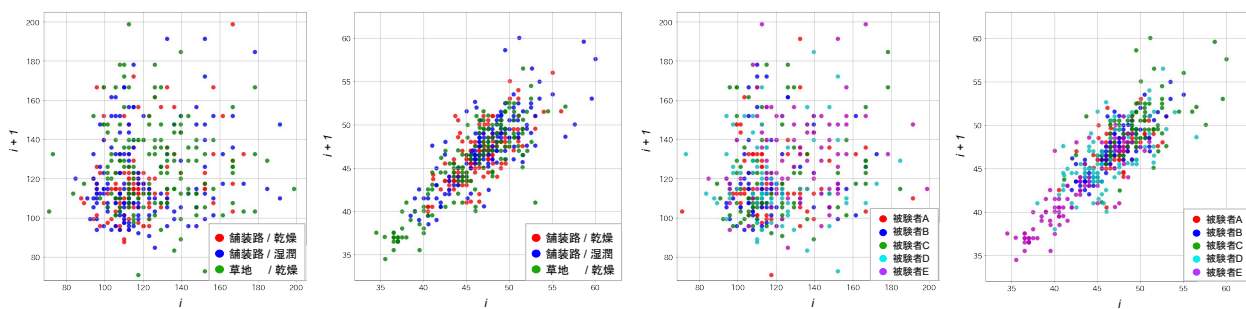
手法名	データ分割方法	特徴量
従来手法	2 秒ごと	MFCC・歩行テンポ
改善手法 1	1 歩ごと	MFCC
改善手法 2	1 歩ごと	MFCC・歩行安定度

推定精度は、固有分類モデルに 5 分割交差検証、一般分類モデルに Leave One Person Out 交差検証を用いてそれぞれ評価した。なお、両分類モデルともに学習データが 120 件、テストデータが 30 件となるようデータを分割した。評価指標として F-measure をマクロ平均で算出した。

### 4.2 歩行テンポ・歩行安定度の比較分析

図 4 は、ローレンツプロット法を適用して歩行間隔  $i$  を  $x$  軸、歩行間隔  $i+1$  を  $y$  軸とし、歩行テンポおよび歩行安定度について時系列上で隣接するデータ間の変動をプロットしたグラフである。また、表 2 は、歩行テンポおよび歩行安定度のばらつきを表す、ローレンツプロットの面積  $S$  をまとめたものである。グラフ上で  $y=x$  の場合または  $S$  が小さい場合には、歩行間隔の乱れがない安定した歩行時のデータであることを意味する。





(a) 歩行テンポ（路面状況別） (b) 歩行安定度（路面状況別） (c) 歩行テンポ（被験者別） (d) 歩行安定度（被験者別）

図 4: 歩行テンポと歩行安定度のローレンツプロット

表 2: 特徴量別のローレンツプロット面積 S

特徴量	被験者別					路面状況別		
	被験者 A	被験者 B	被験者 C	被験者 D	被験者 E	舗装路/乾燥	舗装路/湿潤	草地
歩行テンポ	235.6	271.5	395.6	318.3	438.3	266.2	370.0	378.3
歩行安定度	2.9	3.6	7.1	7.0	6.9	4.5	7.9	9.4

路面状況別の結果より、両特徴量ともに  $S$  が草地/乾燥、舗装路/湿潤、舗装路/乾燥の順で大きいという結果が得られた。これは、歩行間隔が前述の順で不安定であることを意味し、歩きやすさの異なる路面状況を推定するにあたっての特徴量として有用であると考えられる。また、この結果は歩行間隔に関する特徴量が舗装路や積雪路の状態差における誤推定を減少させ、推定精度を向上させるという先行研究 [10] での結果と類似しており、歩行テンポや歩行安定度に関する有用性を裏付けられた。

しかし、被験者別の結果より、被験者ごとにプロットの分布や  $S$  の大きさが異なることから、歩行間隔の規則性における個人差が現れていることがわかる。特に、被験者別の歩行安定度に注目すると、女性（被験者 A,B）は歩行安定度の  $S$  が 3.0 前後、男性（被験者 C,D,E）は歩行安定度の  $S$  が 7.0 前後になる傾向が見受けられる。被験者数の少なさから歩行者の属性や歩行動作の個人差によるものであるか明らかでないが、汎用性の向上にあたって歩行者の属性や歩行動作特性における類似度を考慮したデータの校正手法が必要である可能性が示唆された。

### 4.3 固有分類モデル・一般分類モデルの評価

従来手法、改善手法 1、改善手法 2 をそれぞれ用いて固有分類モデルおよび一般分類モデルの推定精度を評価した結果を表 3 に示す。また、一般分類モデルで各手法を評価した際の混同行列を図 5 に示す。

#### 4.3.1 歩行安定度の有用性に関する分析

実験結果より、複数の被験者を対象とした推定においても MFCC と歩行間隔に関する特徴量を組み合わせて用いる手法が有用であることを確認できた。改善手法 1 と改善手法 2 の間で被験者によって推定精度に差があったものの、平均では MFCC と歩行安定度を組み合わせた改善手

法 2 の方が高い推定精度を得られた。これは先行研究と同様の結果であり、MFCC に歩行間隔に関する特徴量を組み合わせると推定精度が向上する点は被験者数が増えても変わらなかった。

固有分類モデル、一般分類モデルともに本稿で提案する改善手法 2 の平均推定精度で最も高い結果が得られた。これは路面状況によって変動する歩行の規則性を特徴として捉えられたためであると考えられる。図 5 の混同行列より、改善手法 1 と改善手法 2 を比較して舗装路の乾燥、湿潤状態間における誤推定が減少したことからも周波数情報だけでは捉えられない歩行動作の差があったと考えられる。また、従来手法より改善手法 2 を用いた方が高い推定精度を得られたことから、歩行テンポよりも歩行安定度の方が複数人を対象とした特徴量として適していると考えられる。

しかしながら、全ての推定手法において、一般分類モデルの平均推定精度が固有分類モデルよりも 2 割程度低下した。本稿で提案した改善手法 2 における一般分類モデルの平均推定精度は F-measure 0.697 であった。これは、テストデータとなる被験者と異なる歩行者属性や歩行動作特性を持つ被験者の学習データを用いて分類モデルの学習を行ったことで、歩行テンポや歩行安定度の推定に対する影響度が低下したためと考える。今後は歩行者属性や歩行動作特性の類似度を考慮した改善が必要である。

#### 4.3.2 周囲雑音の影響に関する分析

実験結果より、データ収集日時の違いによる推定結果への影響が考えられる。表 3 より、被験者ごとでの推定精度に着目すると、被験者 B,C は固有分類モデルの推定精度が各推定手法で 8 割以上と高い結果が得られた。特に従来手法を用いた際の推定精度が 9 割以上と高い結果になった。この要因として、歩行音間に含まれる雑音を各路面歩行時の特徴として誤認識した可能性が考えられる。各路面歩行

表 3: 分類モデルの推定精度

手法名	被験者 A		被験者 B		被験者 C		被験者 D		被験者 E		平均	
	固有	一般	固有	一般	固有	一般	固有	一般	固有	一般	固有	一般
従来手法	.765	<b>.722</b>	.920	<b>.591</b>	.981	<b>.654</b>	.732	<b>.737</b>	.704	<b>.695</b>	.820	<b>.680</b>
改善手法 1	.749	<b>.725</b>	.827	<b>.607</b>	.947	<b>.633</b>	.832	<b>.766</b>	.763	<b>.636</b>	.824	<b>.673</b>
改善手法 2	.760	<b>.757</b>	.882	<b>.636</b>	.941	<b>.658</b>	.862	<b>.812</b>	.813	<b>.625</b>	.852	<b>.697</b>

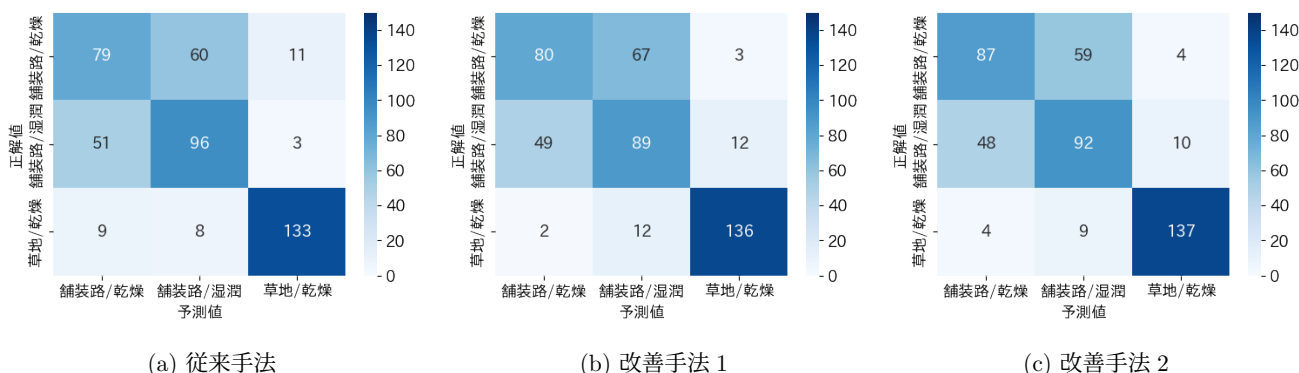


図 5: 一般分類モデルの混同行列

時の周囲雑音が顕著に異なったことで、固有分類モデルにて高い推定精度が得られたと考える。このことから、データ収集日時の違いによって周囲雑音の状況が変化し、推定結果に影響を及ぼすことが考えられる。

データ収集日時の違いによる推定精度への影響を調査するため、日時別の被験者データを改善手法 2 に適用し、一般分類モデルを構築することで追加評価を行った。異なる日時にデータを収集した被験者 A,B,C の音響データを用いた場合の推定精度は F-measure 0.673 であった。また、同日時にデータを収集した被験者 A,D,E の音響データを用いた場合の推定精度は F-measure 0.695 であった。両試行とも被験者 5 名の場合と比較して推定精度が減少しているものの、その差は F-measure 0.03 未満であった。周囲雑音の状況が異なる場合においても推定精度の減少を抑圧できた一因として、データ分割方法の変更によってデータ内に含まれる雑音が減少したことに伴い、雑音による推定結果への影響が小さくなったことが考えられる。

しかしながら、被験者 E のみ従来手法を用いた際の推定精度が最大となっている。また、被験者 E の改善手法 1,2 における推定精度を比較すると、歩行安定度の追加によって推定精度が減少している。この要因として、改善手法 1,2 で除去しきれない、歩行音と同時刻に生じる雑音による推定結果への影響が考えられる。

## 5. おわりに

本研究の目的は、安全かつ快適な歩行に向けた支援のため、スマートフォンを用いた音響センシングによって歩道路面状況を推定することである。著者らの先行研究 [10] では、推定に有用な特徴量を検討したものの、歩行動作の個人

差による影響について十分に調査できていなかった。本稿では、複数の歩行者が汎用的に使用可能な推定手法を検討すべく、改善手法に一般分類モデルを構築し、推定精度を評価した。評価実験より、1 歩ごとに抽出した MFCC と複数歩における歩行安定度を用いることで、F-measure 0.697 の推定精度が得られることを確認した。しかし、被験者別での分析結果から性別や年齢といった歩行者属性による影響や、除去しきれなかった雑音による影響が示唆された。

今後は、分析対象とする歩行者属性および被験者数を増やした上で、歩行者属性や歩行動作特性の類似度を考慮した手法改善に取り組む。また、同一被験者の複数日時における歩行データの収集や異なる雑音量の段階的な付与により、外部要因による影響を調査する。

**謝辞** 本稿で示した研究の一部は、JSPS 科研費 JP20K11793 の助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] 東京都生活文化局消費生活部：平成 25 年度降雨時のヒヤリ・ハット調査，東京都，入手先 (https://www.shouhiseikatu.metro.tokyo.jp/anzaen/-hiyarihat/documents/report\_rainy.pdf) (参照 2021-07-18)。
- [2] 永田泰浩，金田安弘：令和元年度冬期の札幌市における転倒による救急搬送者の状況，寒地技術論文・報告集寒地技術シンポジウム / 北海道開発技術センター 編，Vol. 36, pp. 169-172 (2020)。
- [3] 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態の推定，第 8 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム，D6-5 (2016)。
- [4] 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, Vol. 2015-CDS-12, No. 9, pp. 1-8 (2015).
- [5] 桂田連, 長谷川達人: 歩行者のための積雪マップ実現に向けたスマートフォンを用いた路面積雪量推定, 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. 88-93 (2018).
- [6] 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, Vol. 2014-HCI-44, No. 17, pp. 1-8 (2014).
- [7] Matthies, D. J. C., Roumen, T., Kuijper, A. and Urban, B.: CapSoles: Who is Walking on What Kind of Floor?, *Proceedings of the 19th International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services*, MobileHCI '17, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery (2017).
- [8] 若林勇汰, 白石陽: インソール型デバイスによる路面状況推定の精度向上に向けた特徴量の検討, 情報処理学会研究報告, Vol. 2021-DPS-189, No. 15, pp. 1-8 (2021).
- [9] 三嶽寛人, 渡邊拓貴, 杉本雅則: 足音と慣性データに基づく路面状況認識手法, 情報処理学会論文誌, Vol. 61, No. 10, pp. 1578-1590 (2020).
- [10] 金澤玲実, 石田繁巳, 白石陽: スマートフォンを用いた音響センシングによる歩道路面状況推定手法の提案, 情報処理学会第 84 回全国大会, 2ZB-06 (2022).
- [11] 堀佑貴, 安藤崇央, 福田晃: 一歩分足音を用いた個人識別手法, 情報処理学会研究報告, Vol. 2019-AVM-107, No. 10, pp. 1-6 (2019).
- [12] 塩田陽也, 板井陽俊: 時間周波数解析と畳み込みニューラルネットワークを用いた足音の個人識別と特徴解析, 情報処理学会研究報告, Vol. 2019-HCI-182, No. 6, pp. 1-6 (2019).
- [13] 荒川正規, 大石優彦, 撫中達司: 生活音を用いた行動認識のための特徴量抽出についての一考察, No. 30 (2019).
- [14] Ellis, D. P.: Beat Tracking by Dynamic Programming, *Journal of New Music Research*, Vol. 36, No. 1, pp. 51-60 (2007).
- [15] 齊田光, 徳永ロベルト, 高橋尚人, 渡部武朗, 高野伸栄: スマートフォンを用いた冬期転倒危険度の定量評価手法に関する研究, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol. 75, No. 5, pp. I.999-I.1008 (2019).