情報処理学会論文誌 Vol.59 No.1 22–32 (Jan. 2018)

健常歩行者センサデータを用いたバリア検出の基礎検討

宮田 章裕[1,a)] 荒木 伊織[1] 王 統順[1] 鈴木 天詩[1]

受付日 2017年4月14日, 採録日 2017年10月3日

概要：現在，屋内外には段差などのバリアが多数存在し，障害者の円滑な移動を妨げている．バリアの位置を特定しようとする既存研究があるが，これらは精度と網羅性のトレードオフの問題を抱えている．たとえば，加速度センサを搭載した車椅子を用いる手法は精度良くバリアを検出できるが，車椅子が通過したエリアのバリアしか検出できず，網羅性が低い．一方，網羅性を高めるために，多数のユーザがオンラインの風景画像からバリアを検出するクラウドソーシング型のアプローチもあるが，画質の低さ・オクルージョンの問題から精度良くバリアを検出することが難しい．そこで，我々は，広域のバリア情報を高精度に収集するために，健常者歩行時のセンサデータから障害者に対するバリアの存在を推定するアプローチをとる．歩行時に生じる加速度データを用いたバリア推定の検証実験では，他者の歩行データから構築した推定器を用いて一定精度でバリア推定を行える可能性を示し，Deep Learning（Denoising Autoencoder）はバリア推定タスクにも有効であることを明らかにした．

キーワード：バリアフリー，健常者，加速度センサ，深層学習

A Study on Barrier Detection Using Sensor Data of Unimpaired Walkers

Akihiro Miyata[1,a)] Iori Araki[1] Tongshun Wang[1] Tenshi Suzuki[1]

Received: April 14, 2017, Accepted: October 3, 2017

Abstract: There are a number of barriers (e.g., steps, slopes) that hinder the free movement of impaired people. Existing techniques for detecting barriers have the accuracy-coverage trade-off problem. For example, approaches that use a wheelchair with an accelerometer can detect barriers with a high degree of accuracy, but cannot detect those in the area where wheelchair users have not gone through. On the other hand, to increase the coverage, some researchers adopt a crowdsourcing style approach, i.e., workers try to detect barriers from street images on the Internet. However, this approach fails to increase the accuracy due to problems of low image quality and occlusion. To address this problem, we propose a barrier detection method that uses sensor data of unimpaired walkers. The results of the evaluation task using acceleration data of walkers show that (i) the estimator constructed by data of some users could estimate other users' data with some degree of accuracy, and (ii) the Deep Learning (Denoising Autoencoder) approach is applicable to the barrier detection task.

Keywords: barrier-free, unimpaired, accelerometer, deep learning

1. はじめに

屋内外を観察すれば容易に気付くことであるが，現在の日本の道路・通路は障害者にとって移動しやすいものではない．車椅子利用者が自力では出入りできないような開き戸しかないオフィスや，段差を越えないと入店できない飲食店が街中に溢れている現状においては，障害者に配慮した街づくりがされているとはとてもいいにくい．これらの円滑な移動を妨げるもの（以降，バリア）の存在を把握することは，障害者の移動計画を助けるだけでなく，道路・施設管理者への改善を促せるという観点からも，有益である．

[1] 日本大学文理学部
College of Humanities and Sciences, Nihon University, Setagaya, Tokyo 156–8550, Japan
[a)] miyata.akihiro@nihon-u.ac.jp

© 2018 Information Processing Society of Japan

この問題意識は多くの研究者に共通するところであり，屋内外のバリア情報を収集する試みは多数行われている．しかし，現時点では，広域のバリア情報を高精度に収集する方式は確立されていない．たとえば，車椅子に装着したセンサデータを分析することで，路上のバリアを検出しようとする事例がある．このアプローチは一定精度でバリア情報を収集できるが，車椅子が移動した範囲の情報しか収集できないという制約がある．車椅子利用者の数は健常者と比べると少ないため，広域におけるバリア情報の収集が困難である．一方，網羅性を高めるために，多数のユーザがオンラインの風景画像からバリアを検出するクラウドソーシング型のアプローチもあるが，画質の問題からバリアの存在を見落としてしまったり，車両・街路樹などの影に隠れて道が見えなかったりすることがあり，バリア情報の正確性が高まりにくい．

そこで，我々は，広域のバリア情報を高精度に収集するために，健常者歩行時のセンサデータから障害者に対するバリアの存在を推定するアプローチを提案し，予備検討を重ねてきた [1], [2]．具体的には，歩行時に生じる加速度変化を Deep Learning（Denoising Autoencoder）で学習し，バリアの存在・種類を推定する．本稿では，提案方式の基本概念と，実際の歩行データを用いた検証実験の結果を報告する．

本稿の貢献は次のとおりである．

- 広域のバリア情報を高精度に収集するアプローチを提案し，これを実現する機械学習方式を示した点．
- 従来研究より細かい粒度で多様なバリアを推定対象として定義し，実際の歩行データを収集し，提案方式による推定精度を多面的に測定した点．

2. バリア情報収集に関する研究事例

屋内外のバリア情報収集に関する研究事例は数多い．それらは，人間が判断を行うアプローチと，システムがセンサデータに基づいて自動判断するアプローチに大別できる．さらに，前者は人間が現地に赴いて判断するもの（2.1.1 項）と，人間が遠隔地から判断するもの（2.1.2 項）に細分化でき，後者は車両移動時のセンサデータに基づくもの（2.2.1 項）と，歩行時のセンサデータに基づくもの（2.2.2 項）に細分化できる．

2.1 人間が判断を行うアプローチ

2.1.1 人間が現地に赴き判断するアプローチ

人間が現地に赴き判断するアプローチとしては，行政スタッフや車椅子利用者，一般ユーザが現地に赴いてバリア情報を発見・収集する事例がある．文献 [3] は，国交省主導で行われているバリア情報収集の取り組みである．文献 [4] は，車椅子利用者向けのバリア情報をユーザがインターネット上に投稿できるサービスである．文献 [5] も同様の仕組みを提案しているが，対象を車椅子利用者だけでなく視聴覚障害者にも広げている点，投稿されたバリア情報を他のユーザが評価できる点が異なる．文献 [6] は，調査すべき項目を明示した専用入力フォームを用いることで，専門知識を持たない調査員でもバリアフリーに関する情報を収集できるツールであり，これを利用した路面バリアのクラウドセンシングシステム MaPiece [7] が提案されている．

2.1.2 人間が遠隔地から判断するアプローチ

人間が遠隔地から判断するアプローチとしては，一般ユーザがインターネットを通じて遠隔地からバリア情報を発見・収集する事例 [8], [9], [10] がある．これらは，Google Street View 上で市街地の写真を作業者が閲覧し，バリアを発見した箇所にマーキングする方式をとっている．

2.2 センサデータから自動判断するアプローチ

2.2.1 車両移動時のセンサデータから自動判断するアプローチ

車両移動時のセンサデータから自動判断するアプローチとしては，自動車移動時のセンサデータから車道上のバリア情報を発見する事例や，車椅子移動時のセンサデータから歩道上のバリア情報を発見する事例がある．

文献 [11] は，専用モジュールを搭載した自動車で計測した加速度データから抽出した特徴量を，ルールベースで分析して車道上の窪みなどを検出している．文献 [12] も同様の取り組みをしているが，車内のスマートフォンをデータ計測に用いている点が異なる．

一方，文献 [13], [14], [15] は，車椅子に装着したセンサデータに基づいて主に歩道の路面状態を評価する試みである．この手法を応用し，加速度・角速度センサを装着した車椅子で市街地を移動することで，バリアがある場所を発見しようとする試みもさかんである．文献 [16] は加速度データを SVM で分析することで段差・傾斜の有無を推定している．文献 [17] は加速度変化から車椅子の角度を計算し，これに基づいて段差・傾斜の有無と大きさを推定している．文献 [18] は加速度データを k 近傍法で分析して平坦・傾斜などの路面状態を推定している．文献 [19] はアルゴリズムの詳細を明らかにしていないが，加速度変化から路面の凹凸を検出するアプリケーションの開発を目指すとしている．文献 [20] は車椅子の移動の様子がユーザごとに異なることに着目し，ユーザごとに適切なモデルを選択したうえで加速度データを Deep Learning で分析することで，段差・傾斜に加え，引き返しが生じる場所などの検出にも挑戦している．文献 [21] は加速度データに加え，心拍データも分析対象とすることで，車道が近くて緊張するなどの心理的なバリアの検出を試みている．

2.2.2 歩行時のセンサデータから自動判断するアプローチ

センサデータを用いて人間の歩行の様子を推定しようとする試みは数多い．文献 [22] は，足首に取り付けた装置で

© 2018 Information Processing Society of Japan

計測した加速度データから抽出した Time Domain（TD），Frequency Domain（FD）の特徴量を分析する決定木を作成し，ユーザが歩いているか，走っているかなどの状態を推定している．決定木に用いられるパラメータは固定的ではなく，各ユーザの直前のデータに基づいてオンラインで更新されるため，パーソナライズされた推定結果が得られるとしている．文献 [23] は，スボンの前ポケットに入れたスマートフォンで計測した加速度データから抽出した平均値，標準偏差，ピーク間距離などの TD 特徴量を，ロジスティック回帰などの機械学習手法で分析して，歩く，走る，階段を上る，階段を下りる，座る，直立するという 6 つの行動の識別を行っている．一方，文献 [24] は，スマートフォンをスボンのポケットに入れた状態に加え，鞄に入れた状態，手に持った状態で計測した加速度データから，ユーザが歩いているか否か判定している．判定には HMM などの機械学習手法を用いており，利用する特徴量は TD・FD のものである．

上記の行動推定技術の発展として，歩行時のセンサデータから路面状態を推定してバリア情報を発見する試みが現れ始めている．文献 [25] は，靴に固定した加速度センサで計測したデータから抽出した特徴量を，ルールベースで分析することで，路面が平坦か凸凹かを推定している．文献 [26] は，TD，FD の特徴量を分析する SVM の識別器を作成し，ユーザが歩いている路面が平坦か，階段か，坂か判定する試みを行っている．この研究ではスマートフォンの位置（例：ポケット，鞄）が未知であるとし，推定対象の時間帯の前後時間帯も分析することで推定精度を向上させている．

3. 研究課題

3.1 問題の定義

屋内外のバリア情報を収集する試みは多数行われているが，文献 [20] に整理されているように，2.1.1 項の人間が現地に赴き判断するアプローチは人的コストが高く，広域のバリア情報を集めるのには不向きであるし，2.1.2 項の人間が遠隔地から判断するアプローチは画像の解像度・オクルージョンの問題から，バリア情報の正確性が高まりにくい．そこで，本研究では，2.2 節のセンサデータから自動判断するアプローチに関して検討を進める．

2.2.1 項の研究事例は，車椅子利用者の移動時に発生するセンサデータを分析するアプローチであるが，車椅子利用者の数は健常者と比べると少ないため，広域におけるバリア情報の収集が困難である．

一方，2.2.2 項の研究事例は，健常者の歩行時に発生するセンサデータを分析するアプローチである．健常者の人数は相対的に多いため，より広域のバリア情報を収集できる．しかし，我々が調査したかぎりでは，石畳，緩い坂，1 段の段差，押し引きする開き戸といった，健常者の移動はほとんど妨げないが，障害者の移動は妨げる対象の存在も推定できるのかどうかは，明らかではない．

以上より，バリア情報の収集における問題は次のように整理できる．

- 人の判断が介在するアプローチでは，広域のバリア情報を収集することは困難である．
- 車椅子移動時のセンサデータを分析するアプローチでは，広域のバリア情報を収集することは困難である．
- 健常者移動時のセンサデータを分析するアプローチは広域のバリア情報を収集できるが，障害者に対するバリアを検出できていない可能性がある．

3.2 研究課題の設定

3.1 節で定義した問題をふまえ，本研究では，バリアを “円滑な移動を妨げるもの” と定義した上で，健常者歩行時のセンサデータから障害者に対するバリアの存在・種類を推定する技術の確立を研究課題に設定する．

4. バリア推定のアプローチ

4.1 推定対象のバリア

障害者に対するバリアとして自明なものに，階段と坂があり，当然これらは推定対象とする．階段に類するものとして，**図 2** のような 1 段の段差がある．このような段差を越える際，健常者の歩行の様子はほとんど変化しないようにも思われる．このため，果たしてセンサデータから 1 段の段差が推定できるかどうか，検証する価値はあるといえる．坂についても，車椅子利用者でも通行可能な緩い坂（勾配 3 度程度）と，健常者でも自転車で上るのは難しいような急坂（勾配 10 度程度，**図 3**）に詳細化して検証する．

また，市街地を観察すると，平地であっても，障害者にとってのバリアが存在することに気付く．たとえば**図 1** のような石畳は，車椅子で通行すると路面の凹凸による振動が大きく不快であるし，松葉杖の接地が不安定になることもある．

ドアも開き方によってはバリアになりうる．自動ドアや横方向に開く引き戸であれば，上手く開閉できる障害者は少なくない．しかし，引き開ける/押し開けるタイプの開

図 1 石畳
Fig. 1 Stone pavement.

© 2018 Information Processing Society of Japan

図 2 段差
Fig. 2 Step.

図 3 急斜面
Fig. 3 High slope.

き戸は，車椅子や松葉杖を操りながら開けることは容易ではない．

以上をまとめると，本稿で推定対象とするバリアは次のとおりである．

- 階段
- 1 段の段差
- 緩い坂（勾配 3 度程度）
- 急な坂（勾配 10 度程度）
- 石畳
- 開き戸

他にも推定すべきバリアは存在すると思われるが，さらなる実地調査や，障害者へのヒアリングなどによって明らかにしていきたい．

4.2 推定方式

推定には加速度データを用いることにする．歩行という動きを分析するうえで加速度に注目することは妥当と思われるし，加速度センサはほぼすべてのスマートフォンに内蔵されており，広く世の中に普及しているためである．加速度データからバリアの種類を推定するために，本研究では教師あり機械学習を用いる．下記に，機械学習に用いる特徴量の設計方法を 2 つ示す．

4.2.1 人手による特徴量設計

人手で設計した特徴量を機械学習する研究事例 [22], [23], [24], [25], [26] では，3 軸加速度センサで計測した加速度値の平均値・標準偏差や，軸間の相関係数などが特徴量として用いられている．また，時系列データである加速度値をフーリエ変換し，各周波数帯域の強度などの周波数特徴量を利用している事例もある．

本研究では，上記の研究事例の多くで利用している下記特徴量を機械学習する．特徴量の先頭の記号は，TD/FD 種別と次元数を示しており，合計 33 次元の特徴量となる．

［TD, 3］平均値：推定対象期間における各軸（x，y，z）の加速度値の平均値．

［TD, 3］標準偏差：推定対象期間における各軸（x，y，z）の加速度値の標準偏差．

［TD, 3］相関係数：推定対象期間における各軸間（x-y，y-z，z-x）の加速度値の相関係数．

［FD, 24］スペクトル強度：推定対象期間における各軸（x，y，z）の加速度値をフーリエ変換して得られる各周波数帯（0〜10 Hz を 1.25 Hz ずつ等分した 8 周波数帯）の平均スペクトル強度．

4.2.2 Deep Learning による特徴量設計

Deep Learning（深層学習）とは，多層構造のニューラルネットワークを用いた機械学習のことであり，画像認識，音声認識，自然言語処理などの各分野において，人手で設計した特徴量を用いる機械学習方式を大きく上回る性能を達成している [29]．しかし，我々が調査した範囲では，加速度データを用いたバリア推定においても Deep Learning が有効であるか検証した事例はなく，これを検証することは価値があるといえる．また，より多くの健常歩行者の加速度データを収集するためには，彼らが常時携行するスマートフォン内の加速度センサを利用するのが妥当であるが，歩行時のスマートフォンの位置は多様である．スボンのポケットに入れる人もいれば，リュックサックや手提げ鞄に入れる人もいる．スマートフォンの位置に応じて利用する特徴量を変える必要があると思われるが，それぞれの場合について人手で特徴量を設計し直すコストは大きい．上記の理由から，本研究では，Deep Learaning の一種であり，汎用的な特徴量抽出に利用可能な Denoising Autoencoder（以降，DAE）[30] を用いた特徴量設計の検証も行うこととする．

図 4 は入力層が 3 要素に分離したニューラルネットワークであり，L_1 から L_5 の 5 層からなる．これは，加速度センサデータが x，y，z の直交する 3 次元データであることに着目し，マルチモーダルな Deep Learning のネットワークを構築している [31] などの研究事例を参考にして設計したものであり，入力層を分離しない方式より高精度な推定ができることを確認している [2]．図中の各層に記載した次元数の詳細は 6 章で述べる．

L_1：x，y，z 軸の加速度センサデータを入力する，3 要素に独立した層である．

L_2：L_1 に DAE を適用してそれぞれ次元削減した層であり，この過程で L_1 の各要素を次元削減するためのエ

© 2018 Information Processing Society of Japan

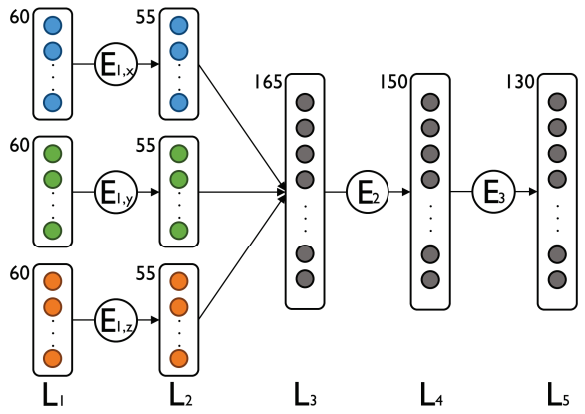


図 4 入力層が 3 要素に分離した DAE
Fig. 4 Denoising Autoencoders of which input layer is separated into three parts.

ンコーダ $E_{1,x}$，$E_{1,y}$，$E_{1,z}$ を得る．

L_3：L_2 の各要素を連結した層である．

L_4, L_5：前層に DAE を適用して次元削減した層であり，この過程で前層を次元削減するためのエンコーダ E_2，E_3 を得る．

教師あり学習を行う際には，上記で獲得した $E_{1,x}$，$E_{1,y}$，$E_{1,z}$，E_2，E_3 を用いて加速度センサデータを次元圧縮し，それらを特徴量として利用する．

5. 検証実験 1

5.1 実験目的

本研究は，多くの健常者が歩き回ることで屋内外のバリアを検出することを狙っているが，各者に個別の推定器を構築することは大きなコストがかかる．もし，一定数の健常者の学習サンプルを用いて構築した推定器で，未学習の健常者の歩行データを精度良く分析できるのであれば，各者に個別の推定器を構築しなくて済む．

そこで，検証実験 1 では，ある健常者の歩行時加速度データからバリア推定を行うタスクにおいて，本人の歩行時加速度データのみから学習を行った推定器を用いる方式（以降，Each 方式）と，他者の歩行時加速度データから学習を行った推定器を用いる方式（以降，Others 方式）の間で，推定精度に違いがあるか検証することを目的とする．以降，実験に参加した健常歩行者を計測者と称する．

5.2 データセット

表 1 に示す対象を歩行時の加速度を計測した．FLT はアスファルト舗装された平坦な屋外の歩道である．STN は図 1 に示す 1 辺が約 8 cm の正方形の敷石で舗装された屋外の歩道である．USP/DSP は図 2 に示す高さ約 15 cm の屋内の段差である．USR/DSR は高さ約 15 cm の段が 13 段程度続く屋内の階段である．PLD/PSD は手動で引き開け・押し開けする屋内のドアである．ULS/DLS は車椅子用に設置された勾配約 3 度の屋内のスロープである．

表 1 計測対象
Table 1 Targets of measurement.

略称	内容
FLT (FLaT)	平地
STN (SToNe)	石畳
USP (Up SteP)	段差（上り）
DSP (Down SteP)	段差（下り）
USR (Up StaiRs)	階段（上り）
DSR (Down StaiRs)	階段（下り）
PLD (PuLl Door)	ドア（引き開け）
PSD (PuSh Door)	ドア（押し開け）
ULS (Up Low Slope)	緩い坂（上り）
DLS (Down Low Slope)	緩い坂（下り）
UHS (Up High Slope)	急な坂（上り）
DHS (Down High Slope)	急な坂（下り）

UHS/DHS は勾配約 10 度のアスファルト舗装された屋外の坂である．

加速度データの計測には，市販の加速度センサなどの部品を組み合わせて製作したスマートフォンサイズの専用デバイスを用いた．専用のソフトウェアも作成し，±2g の範囲の x，y，z 軸の加速度をサンプリングレート 20 Hz で記録できるようデバイスを制御した．計測者は，このデバイスをズボンの左前ポケットに入れた状態で歩行し，各対象を通過する際に生じる加速度センサデータを計測した．計測した加速度センサデータはすべて 3 秒分の固定長になるようにした．以降，この 3 秒分のデータをサンプルと称する．各サンプルには教師ラベルとして表 1 の略称を付与する．

教師ありデータは，計測者 1 人あたり，表 1 の各対象につき 10〜20 サンプル，計 190 サンプル計測した．20 代男性の健常者 8 名を計測者とし，全体で 1,520 サンプルの教師ありデータを収集した．ズボンは人によって異なるが，ポケット位置はおおむね同じであった．各者は履き慣れたスニーカを履いた．

5.3 実験手順

5.3.1 Each 方式

計測者 1 人あたりの教師ありサンプル 190 件のそれぞれについて 4.2.1 項の TD・FD 特徴量（33 次元）を算出する．次に，教師ありサンプルから学習用サンプル 140 件を無作為に抽出し，それらを SVM（RBF カーネル）で学習して推定器を構築する．この推定器を用い，教師ありサンプルの残り 50 件の教師ラベルを推定し，推定精度（F 値）を測定する．この試行を，無作為に抽出する学習用サンプルを毎回変えながら，100 回繰り返して推定精度を測定する．上記試行を，8 名の計測者それぞれについて行う．

5.3.2 Others 方式

複数の計測者の教師ありサンプルをマージして推定タス

© 2018 Information Processing Society of Japan

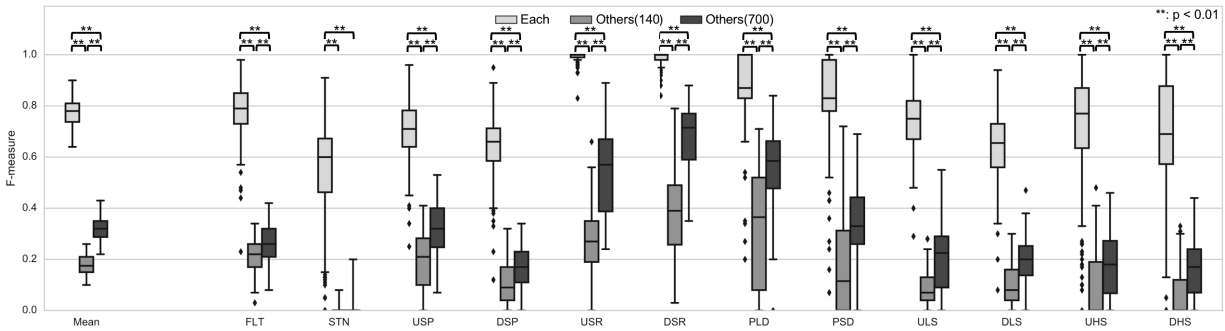


図 5 Each/Others(140)/Others(700) 方式の推定精度（F 値，N = 100）
Fig. 5 F-measures of *Each/Others(140)/Others(700)* method (N = 100).

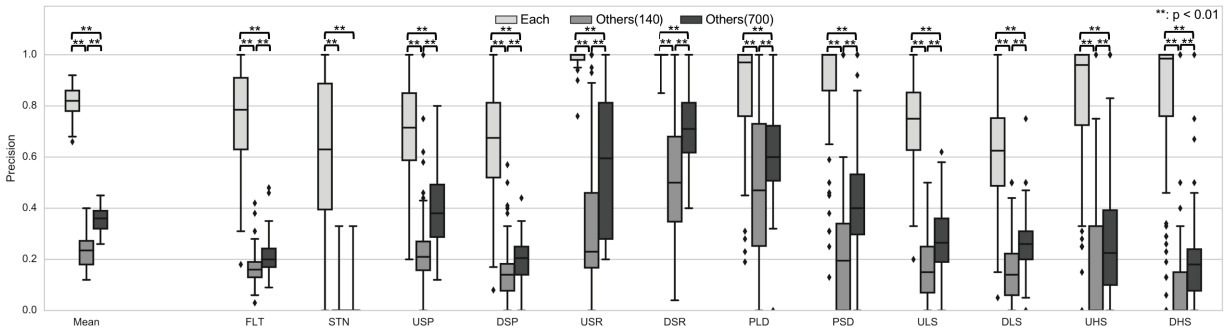


図 6 Each/Others(140)/Others(700) 方式の推定精度（適合率，N = 100）
Fig. 6 Precisions of *Each/Others(140)/Others(700)* method (N = 100).

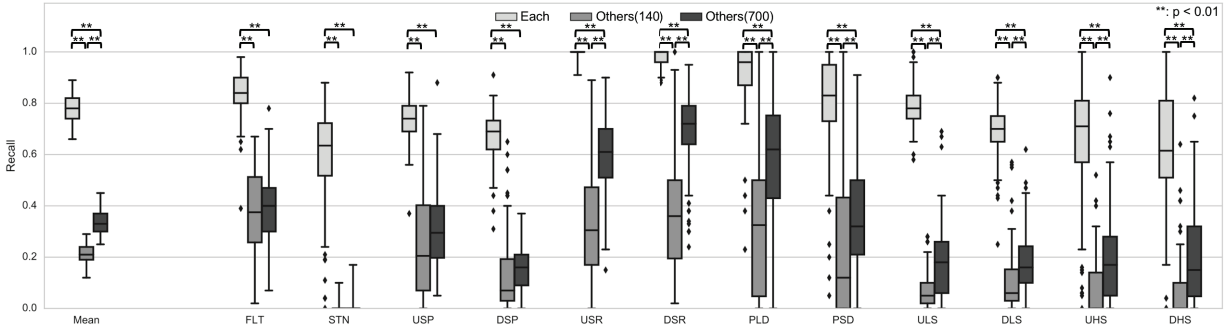


図 7 Each/Others(140)/Others(700) 方式の推定精度（再現率，N = 100）
Fig. 7 Recalls of *Each/Others(140)/Others(700)* method (N=100).

クを行う．その際，同一の計測者のサンプルが，学習用サンプルと推定用サンプルに共通して含まれないようにする．具体的には，Others(140) 方式では，無作為に選択した 1 人の計測者 A の教師ありサンプル 140 件を学習用サンプルとして推定器を構築し，無作為に選択した A 以外の 3 人の計測者 X，Y，Z の教師ありサンプル 400 件を推定用サンプルとする．Others(700) 方式では，無作為に選択した 5 人の計測者 A，B，C，D，E の教師ありサンプル 700 件を学習用サンプルとして推定器を構築し，残りの 3 人の計測者 X，Y，Z の教師ありサンプル 400 件を推定用サンプルとする．Others(140) 方式・Others(700) 方式とも，無作為に選択する計測者・サンプルを毎回変えながら，この試行を 100 回繰り返す．上記以外の処理は Each 方式と同様である．

5.4 実験結果

各方式の実験結果における F 値を**図 5**，適合率を**図 6**，再現率を**図 7** に示す．横軸はバリア種別を表しており，左端の Mean は全バリアの平均値である．Each 方式の値は，8 名の計測者それぞれについて個別に精度測定を行った結果の平均値である．全バリアの平均 F 値は，Each 方式で 0.776，Others(140) 方式で 0.179，Others(700) 方式で 0.317 である．Each 方式が他方式を大きく上回る結果となり，Each 方式と Others(140) 方式，Each 方式と Others(700) 方式の間には，それぞれ 1%水準の有意差がみとめられた．Others(140) 方式と Others(700) 方式の差に目を向けると，STN を除くすべてのバリアにおいて，Others(700) 方式が 1%水準で有意に上回っていた．STN については，有意差はみとめられなかった．適合率・再現率はおおむね F 値と

© 2018 Information Processing Society of Japan

表 2 Each 方式の混同行列（N = 100，正規化済み）
Table 2 The confusion matrix of *Each* method (N = 100, Normalized).

	FLT（推定値）	FLT 以外（推定値）
FLT（正解値）	0.83	0.17
FLT 以外（正解値）	0.03	0.97

表 3 Others(140) 方式の混同行列（N = 100，正規化済み）
Table 3 The confusion matrix of *Others(140)* method (N = 100, Normalized).

	FLT（推定値）	FLT 以外（推定値）
FLT（正解値）	0.42	0.58
FLT 以外（正解値）	0.29	0.71

表 4 Others(700) 方式の混同行列（N=100，正規化済み）
Table 4 The confusion matrix of *Others(700)* method (N = 100, Normalized).

	FLT（推定値）	FLT 以外（推定値）
FLT（正解値）	0.42	0.58
FLT 以外（正解値）	0.20	0.80

同様の傾向であったが，FLT・USP・DSP の再現率において方式間の有意差がみとめられなくなった点のみ異なる．

表 2，**表 3**，**表 4** に示すのは，各方式の混同行列である．対象を FLT（平地）と判定することを陽性と定義すると，Each 方式の真陽性率（True Positive, TP）は 0.83，真陰性率（True Negative, TN）は 0.97 である．一方，Others(140) 方式・Others(700) 方式ともに，Each 方式より TP・TN は低く，偽陽性率（False Positive, FP）・偽陰性率（False Negative, FN）は高い結果となった．Others(140) 方式と Others(700) 方式の差としては，Others(700) 方式の方が TN（0.80）・FP（0.20）について改善していることが確認できた．

5.5 考察

歩き方には個人差があるため，本人の学習サンプルのみで学習を行う Each 方式が Others 方式より高精度であることは想定どおりである．しかし，5 人分の学習用サンプルを用いた Others(700) 方式が，1 人分の学習用サンプルを用いた Others(140) 方式を有意に上回る精度となったことは大変興味深い．これは，計測者の数を増やすことで，他者の歩行データであっても一定精度で推定できるようになる可能性を示唆している．もし，大勢の学習サンプルを用いて構築した推定器で，未学習の健常者の歩行データを精度良く分析できるのであれば，各者に個別の推定器を構築しなくて済む．

また，平地であると推定された場所に実際はバリアがある（FP）と，移動弱者は現地で身動きが取れなくなってしまう可能性があるので，本研究においては FP の低減が重要である．この観点から考えると，学習用サンプルの人数が多い Others(700) 方式の方が Others(140) 方式より低い FP（0.20）を示していることは重要な知見であるといえる．

今後は，Others 方式の学習に用いる計測者の人数を数十名規模に増やした検証を行い，Each 方式に迫る精度が達成できるか否か，Each 方式と同程度に FP を低減できるか否か，確認を行う必要があるといえる．

6. 検証実験 2

6.1 実験目的

4.2.2 項で述べたように，Denoising Autoencoder を用いれば，推定精度が向上する，特徴量設計コストが下がるなどのメリットが期待できる．しかし，本当に推定精度が向上するか否かは既存研究からは明らかではない．

そこで，検証実験 2 では，4.2.1 項の人手で設計した特徴量（Hand-crafted Features）を用いる機械学習方式（以降，HCF 方式）と，4.2.2 項の Denoising Autoencoder で自動設計した特徴量を用いる方式（以降，DAE 方式）の間で，推定精度に違いがあるか検証することを目的とする．

6.2 データセット

教師ありデータは，5.2 節と同条件のものを用意した．この実験では個人差の影響を排除するために 30 代男性の健常者 1 名を計測者とし，表 1 の各対象につき 20 サンプル，計 240 サンプル計測した．教師なしデータは，同じ計測者 1 名による，都内への通勤，商業施設・公園の散策などの日常生活における歩行を計測し，計 83,500 サンプルを収集した．

6.3 実験手順

6.3.1 HCF 方式

5.3.1 項と同様である．教師ありサンプル 240 件について FD・FD 特徴量を算出し，無作為に学習用サンプル 140 件を抽出して SVM で推定器を構築する．この推定器を用い，教師ありサンプルの残り 100 件の教師ラベルを推定し，推定精度（F 値）を測定する．上記試行を，無作為に抽出する学習用サンプルを毎回変えながら，100 回繰り返す．

6.3.2 DAE 方式

まず，教師なしサンプルを training 用 70,000 件と validation 用 13,500 件に無作為に分割し，図 4 のネットワークを用いて DAE を実行する．入力層 L_1 の各要素の次元数は 60（20 Hz，3 秒分）であり，L_2 の各要素は 55 である．L_3 は L_2 の各要素を 1 次元に結合するので 165 次元であり，L_4，L_5 はそれぞれ 150 次元，130 次元である．L_1–L_2 間，L_3–L_4，L_4–L_5 間とも，DAE のパラメータはノイズ率 20%，ミニバッチサイズ 20，エポック数 200 である．これにより，エンコーダ $E_{1,x}$，$E_{1,y}$，$E_{1,z}$，E_2 を獲得する．

続いて，特徴量以外は HCF 方式と同条件で教師あり学

© 2018 Information Processing Society of Japan

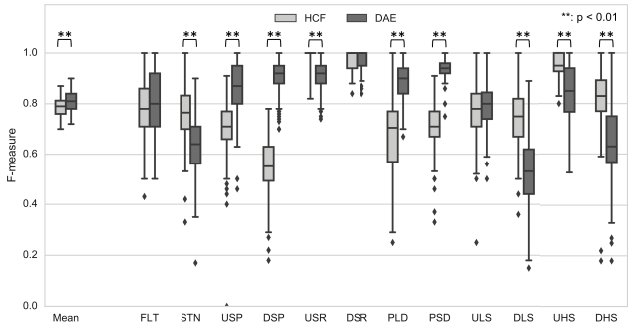


図 8 HCF/DAE 方式の推定精度（F 値，N = 100）
Fig. 8 F-measures of *HCF/DAE* method (N = 100).

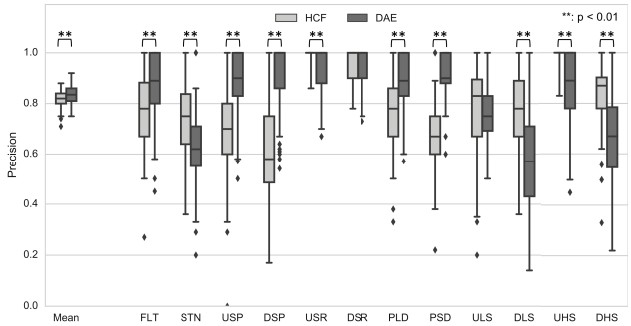


図 9 HCF/DAE 方式の推定精度（適合率，N = 100）
Fig. 9 Precisions of *HCF/DAE* method (N = 100).

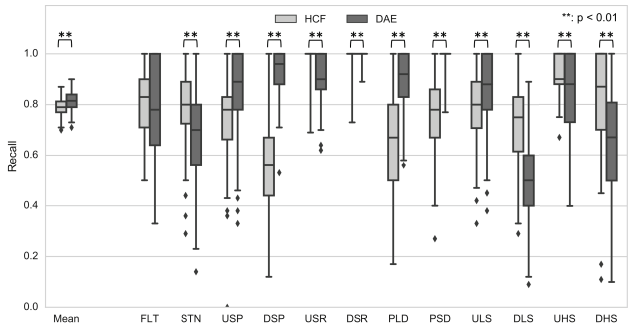


図 10 HCF/DAE 方式の推定精度（再現率，N = 100）
Fig. 10 Recalls of *HCF/DAE* method (N = 100).

習を行う．すなわち，上記エンコーダを用いて教師ありサンプル 240 件のそれぞれを 130 次元に次元削減し，これを各サンプルの特徴量とする．そして，教師ありサンプルから学習用サンプル 140 件を無作為に抽出して SVM で推定器を構築する．この推定器を用い，教師ありサンプルの残り 100 件の教師ラベルを推定し，推定精度（F 値）を測定する．上記試行を，無作為に抽出する学習用サンプルを毎回変えながら，100 回繰り返す．

6.4 実験結果

各方式の実験結果における F 値を**図 8**，適合率を**図 9**，再現率を**図 10** に示す．全バリアの平均 F 値は，HCF 方式で 0.785，DAE 方式で 0.809 であり，1%水準の有意差がある．バリアごとに見ると，STN，USR，DLS，UHS，

表 5 HCF 方式の混同行列（N = 100，正規化済み）
Table 5 The confusion matrix of *HCF* method (N = 100, Normalized).

	FLT（推定値）	FLT 以外（推定値）
FLT（正解値）	0.81	0.19
FLT 以外（正解値）	0.02	0.98

表 6 DAE 方式の混同行列（N = 100，正規化済み）
Table 6 The confusion matrix of *DAE* method (N = 100, Normalized).

	FLT（推定値）	FLT 以外（推定値）
FLT（正解値）	0.76	0.24
FLT 以外（正解値）	0.01	0.99

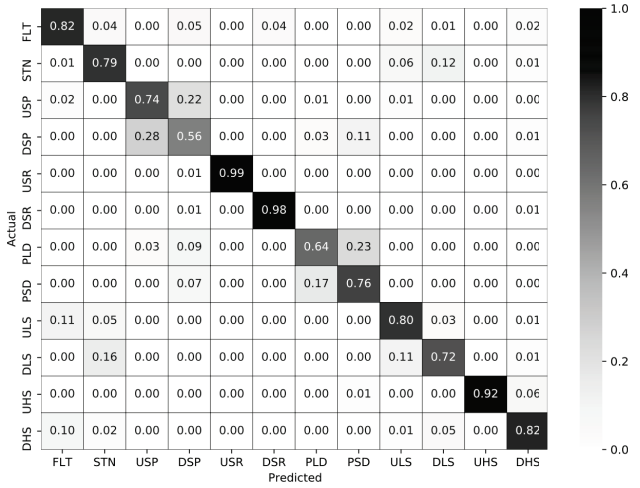


図 11 HCF 方式の詳細混同行列（N = 100，正規化済み）
Fig. 11 The detailed confusion matrix of *HCF* method (N = 100, Normalized).

DHS は HCF 方式の方が有意に高精度であり，USP，DSP，PLD，PSD は DAE 方式の方が有意に高精度であった．他のバリアでは有意差がみとめられなかった．適合率・再現率は概ね F 値と同様の傾向であったが，FLT の適合率，DSR・ULS の再現率において，DAE 方式が HCF 方式を有意に上回る点が異なっている．

表 5，**表 6** に示すのは，各方式の混同行列である．対象を FLT（平地）と判定することを陽性と定義すると，HCF 方式の TP は 0.81，TN は 0.98 である．一方，DAE 方式の TP は 0.76 と HCF 方式より低いが，TN は 0.99 と HCF 方式より高いことが確認できた．この結果を詳細に可視化したものが**図 11**，**図 12** である．

6.5 考察

全バリアの平均 F 値を見ると，DAE 方式の方が HCF 方式より高精度である．バリアごとに F 値の中央値を見ると，特に USP/DSP（段差の上り/下り），PLD/PSD（ドアの引き開け/押し開け）において，DAE 方式が HCF 方

© 2018 Information Processing Society of Japan

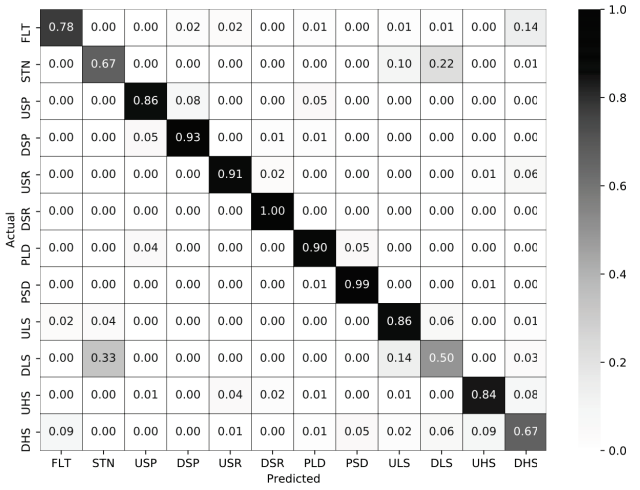


図 12 DAE 方式の詳細混同行列（N = 100，正規化済み）
Fig. 12 The detailed confusion matrix of *DAE* method (N = 100, Normalized).

式の精度を大幅に（1.2〜1.6 倍）上回っていることが分かる．これは，これらのバリアに遭遇した際の歩行の様子を，HCF 方式の特徴量では上手く表現できないが，DAE で自動抽出した特徴量であれば表現できていることを示唆している．

一方で，STN（石畳），USR（階段の上り），DLS（緩い坂の下り），UHS/DHS（急な坂の上り/下り）は HCF 方式の方が高精度である．これは，これらの場所を歩行する様子を，HCF 方式の特徴量の方が上手く表現できていることを示唆している．ただし，6.2 節にあるとおり，DAE 方式で用いた教師なしデータは計測者の日常生活中に計測したものであり，石畳や坂を歩行しているデータがほとんど含まれていない．これらの場所を歩行した際の教師なしデータを十分に収集することで，DAE 方式の精度が向上する可能性がある．

混同行列に目を向けると，両方式とも十分に低い FP（HCF 方式：0.02，DAE 方式：0.01）であり，5.5 節で述べたとおり，これは FP の低減が重要な本研究において望ましい結果であるといえる．より詳細に分析するために，図 11，12 に注目すると，次の 2 点に気付く．1 つ目は，DAE 方式の FN の主要因は，FLT（平地）を DHS（急な下り坂）と誤判定するケースが多かったことである（図 12 において Actual:FLT-Predicted:DHS は 0.14）．これは上述のとおり，坂のデータを増強した教師なしデータを用いることで改善できる可能性がある．2 つ目は，HCF 方式では USP/DSP（段差の上り/下り）の混同，PLD/PSD（ドアの引き開け/押し開け）の混同が多く発生しており，DAE 方式ではこれを大きく改善している点である．バリアの存在だけでなく，方向（上り下り，押し引き）を正しく推定することは重要である．これは，たとえば，松葉杖をついた状態でドアを開けるシーンを想像すると分かりやすい．押し開けるドアであれば，杖をつきながらドアに体を押し当てて開けることは不可能ではない．一方，引き開けるドアは，取手を掴んで体を後退させながら開ける必要があり，これを松葉杖をつきながら行うことは非常に難しい．DAE 方式は段差・ドアの方向を高精度に推定できる方式であり，この点において HCF 方式より優れているといえる．

最後に，推定に要するデータセットサイズについて考える．教師あり学習に用いたサンプル数は各方式とも 140 件である．これを 10 倍程度に増やせば，経験的には推定精度はあと数パーセントは向上すると思われる．教師ありサンプルを 2,000 件程度集めることは，人的作業としては非現実的ではない．教師なし学習に用いたサンプル数は 83,500 件であり，これは約 70 時間分の歩行に相当する．一見，これだけのデータを収集する労力は膨大に感じられるかもしれないが，計測ソフトウェアをスマートフォンアプリケーションとして実装すれば，常時携行することが多いスマートフォンを計測装置として利用できるため，この程度のサンプル数の収集に大きな困難はない．

7. おわりに

本研究は，広域のバリア情報を高精度に収集するために，健常者歩行時のセンサデータからバリア推定を行う技術の確立を目指している．我々は，従来研究より細かい粒度で多様なバリアを推定対象として定義し，実験により，他者の歩行データから構築した推定器を用いて一定精度でバリア推定を行える可能性を示し，Deep Learning（Denoising Autoencoder）はバリア推定タスクにも有効であることを明らかにした．

今後行うべきことは主に 2 つある．1 つ目は，多面的な調査を行うことである．我々の研究チームによる文献・実地調査だけでなく，実際に移動に困難を感じている人へのヒアリングも行うことで，推定すべきバリアに過不足がないか，多様な視点から精査したい．2 つ目は，より多くのデータを収集し，Denoising Autoecoder を用いる推定器の性能調査を継続することである．具体的には，学習データを増やすことで急坂などの推定精度に向上の余地があるか，あるいは，複数人の歩行データをマージした場合でも高精度が維持できるかなどを，明らかにしていきたい．少しでも早く本研究の成果を実用化し，移動に困難を抱える人の一助となることを目指したい．

謝辞 本研究は JSPS 科研費 JP17K12730 の助成を受けて行われた．

参考文献

[1] 宮田章裕，荒木伊織，王 統順，鈴木天詩：健常者をセンサノードとして用いたバリア検出の基礎検討，情報処理学会研究報告（HCI），Vol.2017-HCI-171, No.8, pp.1–8 (2017).
[2] 宮田章裕，荒木伊織，王 統順，鈴木天詩：健常歩行者セ

© 2018 Information Processing Society of Japan

ンサデータを用いたバリア検出に向けた機械学習手法の検討，情報処理学会研究報告（GN），Vol.2017-GN-101, No.11, pp.1–8 (2017).
[3] 国土交通省：歩行空間ネットワークデータ整備仕様案 (2010).
[4] Sozialhelden, E.V.: Wheelmap, available from ⟨http://wheelmap.org⟩ (accessed 2017-04-01).
[5] Miura, T., Yabu, K., Ikematsu, S., Kano, A., Ueda, M., Suzuki, J., Sakajiri, M. and Ifukube, T.: Barrier-free Walk: A Social Sharing Platform of Barrier-free Information for Sensory/physically-impaired and Aged People, *Proc. SMC '12*, pp.2927–2932 (2012).
[6] 山本千尋，船越 要，小長井俊介，小西宏志，川野辺彰久：歩行者移動支援のためのバリアフリー関連情報収集手法の提案，信学技報，Vol.116, No.23, LOIS2016-8, pp.39–44 (2016).
[7] 山本千尋，船越 要，小西宏志，落合慶広，川野辺彰久：バリアフリーマップをソーシャルにつくる技術の開発，NTT 技術ジャーナル 2016 年 5 月号，pp.21–24 (2016).
[8] Hara, K., Le, V. and Froehlich, J.E.: Combining Crowdsourcing and Google Street View to Identify Street-level Accessibility Problems, *Proc. CHI '13*, pp.631–640 (2013).
[9] Rundle, A., Bader, M., Richards, C., Neckerman, K. and Teitler, J.: Using Google Street View to Audit Neighborhood Environments, *American Journal of Preventive Medicine*, Vol40, No.1, pp.94–100 (2011).
[10] Badland, H., Opit, S., Witten, K., Kearns, R. and Mavoa, S.: Can Virtual Streetscape Audits Reliably Replace Physical Streetscape Audits?, *Journal of Urban Health*, Vol.87, No.6, pp.1007–1016 (2010).
[11] Eriksson, J., Girod, L., Hull, B., Newton, R., Madden, S. and Balakrishnan, H.: The Pothole Patrol: Using a Mobile Sensor Network for Road Surface Monitoring, *Proc. MobiSys '08*, pp.29–39 (2008).
[12] Mohan, P., Padmanabhan, V.N. and Ramjee, R.: Nericell: Rich Monitoring of Road and Traffic Conditions using Mobile Smartphones, *Proc. SenSys '08*, pp.323–336 (2008).
[13] 牧 恒雄，竹内 康，松田 誠：歩道の凹凸評価方法に関する研究，第 1 回舗装工学講演会論文集，pp.151–158 (1996).
[14] 石田眞二，亀山修一，岳本秀人，姫野賢治，鹿島 茂：車椅子の走行負荷に基づいた歩道の路面凹凸評価方法，土木学会論文集 E，Vol.62, No.2, pp.295–305 (2006).
[15] 岡村美好：車いすの乗り心地に着目した歩行者系舗装の性能指標に関する一考察，土木学会舗装工学論文集，Vol.14, pp.189–194 (2009).
[16] 岩澤有祐，矢入郁子：多次元時系列データ解析によるアクセシビリティ可視化システムの開発，JSAI '14 (2014).
[17] 隅田康明，松永勝也，合志和晃，志堂寺和則：車いす使用者向け経路探索のための路面の傾斜及び段差測定システムの開発，信学技報，Vol.114, No.357, WIT2014-64, pp.63–68 (2014).
[18] Kuwahara, N., Nishiura, M., Shiomi, Y., Morimoto, K., Iwawaki, Y. and Nishida, N.: A Study on a Ubiquitous System for Collecting Barrier-free Information of Evacuation Centers for Wheelchair Users, *Proc. CASEMANS '10*, pp.36–39 (2010).
[19] PADM: WheeLog, available from ⟨http://npopadm.com⟩ (accessed 2017-04-01).
[20] 宮田章裕，伊勢崎隆司，中野将尚，石原達也，有賀玲子，望月崇由，渡部智樹，水野 理：直近移動能力を考慮した車椅子操作推定モデル，情報処理学会論文誌，Vol.57, No.10, pp.2316–2326 (2016).
[21] Isezaki, T., Niijima, A., Miyata, A., Watanabe, T. and Mizuno, O.: Wheelchair Users' Psychological Barrier Estimation Based on Inertial and Vital Data, *Proc. HCII '16*, pp.403–413 (2016).
[22] Pärkkä, J., Cluitmans, L. and Ermes, M.: Personalization Algorithm for Real-Time Activity Recognition Using PDA, Wireless Motion Bands, and Binary Decision Tree, *IEEE Trans. Information Technology in Biomedicine*, Vol.14, No.5, pp.1211–1215 (2010).
[23] Kwapisz, J.R., Weiss, G.M. and Moore, S.A.: Activity Recognition Using Cell Phone Accelerometers, *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, Vol.12, No.2, pp.74–82 (2010).
[24] Brajdic, A. and Harle, R.: Walk Detection and Step Counting on Unconstrained Smartphones, *Proc. UBiComp '13*, pp.225–234 (2013).
[25] 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，DICOMO'14, pp.258–265 (2014).
[26] 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，DEIM '16 (2016).
[27] Chapelle, O., Schölkopf, B. and Zien, A.: *Semi-supervised Learning*, MIT Press (2006).
[28] Hinton, G.E. and Salakhutdinov, R.R.: Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks, *Science*, Vol.313, No.5786, pp.504–507 (2006).
[29] LeCun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G.: Deep learning, *Nature*, Vol.521, pp.436–444 (2015).
[30] Vincent, P., Larochelle, H., Bengio, Y. and Manzagol, P.A.: Extracting and Composing Robust Features with Denoising Autoencoders, *Proc. ICML '08*, pp.1096–1103 (2008).
[31] Ngiam, J., Khosla, A., Kim, M., Nam, J., Lee, H. and Ng, A.Y.: Multimodal Deep Learning, *Proc. ICML '11*, pp.689–696 (2011).

宮田 章裕 （正会員）

2005 年日本電信電話株式会社入社．2008 年慶應義塾大学大学院博士課程修了．2016 年より日本大学文理学部情報科学科准教授．ヒューマンコンピュータインタラクションの研究に従事．ヒューマンインタフェース学会，日本データベース学会各会員．博士（工学）．

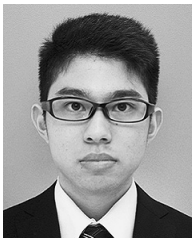
荒木 伊織 （学生会員）

日本大学文理学部情報科学科に在学．ヒューマンコンピュータインタラクションの研究に従事．

© 2018 Information Processing Society of Japan

王 統順 （学生会員）

日本大学文理学部情報科学科に在学．ヒューマンコンピュータインタラクションの研究に従事．



鈴木 天詩 （学生会員）

日本大学文理学部情報科学科に在学．ヒューマンコンピュータインタラクションの研究に従事．

© 2018 Information Processing Society of Japan