歩行時加速度データの個人内差が バリア検出精度に与える影響の調査

平成29年度 卒業論文

日本大学 文理学部 情報科学科 宮田研究室

荒木 伊織

概要

現在、屋内外には段差などのバリアが多数存在し、障害者や高齢者の円滑な移動を妨げ、彼らに外出への不安を感じさせている。もし、バリア位置を事前に把握できれば彼らは移動しやすくなるが、既存のバリア検出手法は網羅性と精度がトレードオフの関係にある。この問題を解決するために、健常者がバリアがある場所を歩行した際の加速度データを機械学習することで、屋内外に広く存在するバリアの場所を明らかにする方法が考えられる。この方法を用いると、広範囲のバリア情報を高精度に収集できる可能性がある。しかし、同じ人が同じ場所を同じように歩行する場合においても、歩行で生じる加速度には歩くたびに違い(個人内差)が生じる。この個人内差の影響を無視して機械学習を行ってしまうと、適切なバリア検出モデルが構築できない可能性がある。そこで、本研究では、健常者の歩行時加速度からバリア検出を行うタスクにおいて、個人内差が与える影響を明らかにすることを研究目的とする。13名の歩行時加速度データを分析したところ、上りの急坂などの一部のバリアでは個人内差が大きくなり、階段などでは個人内差が小さくなることが判明した。

目 次

第1章 1.1 1.2 1.3	序論 研究の背景 研究の目的 本論文の構成	1 2 2 2
第2章 2.1 2.2	関連研究 人間が判断を行うアプローチ	3 4 4 4 5 5 5
第3章 3.1 3.2	研究課題 問題の定義 研究課題の設定	7 8
第4章 4.1 4.2	推定対象のバリア	10 11 12 12 13
第5章 5.1 5.2	教師ありデータ計測デバイスの実装	15 16 16
第6章 6.1 6.2	評価実験	18 19 19 19 19

	6.2.2	教師ありデータの計測											20
	6.2.3	教師なしデータの計測											22
6.3	実験の	手順							 				22
	6.3.1	HCF 方式の実験の手順											22
	6.3.2	DAF 方式の実験の手順							 				22
6.4	実験結	果・考察							 				23
	6.4.1	HCF 方式の実験結果 .											23
	6.4.2	HCF 方式に対する考察							 				23
	6.4.3	DAF 方式の実験結果 .											24
	6.4.4	DAF 方式に対する考察											24
第7章	結論											;	32
謝辞												į	34
参考文南	#											į	36
付録												4	4 0
研究業績	Ė.											4	42

図目次

4.1	階段	11
4.2	緩い坂	11
4.3	急坂	11
4.4	段差	11
4.5	ドア	11
4.6	入力層が3要素に分離した DAE	14
5.1	加速度計測デバイス	16
5.2	iOS 加速度計測アプリケーション	17
5.3	Android 加速度計測アプリケーション	17
6.1	計測デバイスを制御しているときのスマートフォン画面	21
6.2	被験者ごとの平地の検出精度(F値)の標準偏差	25
6.3	被験者ごとの階段(上り)の検出精度(F 値)の標準偏差	26
6.4	被験者ごとの階段(下り)の検出精度(F 値)の標準偏差	26
6.5	被験者ごとの段差(上り)の検出精度(F 値)の標準偏差	27
6.6	被験者ごとの段差(下り)の検出精度(F値)の標準偏差	27
6.7	被験者ごとの緩い坂(上り)の検出精度(F値)の標準偏差	28
6.8	被験者ごとの緩い坂(下り)の検出精度(F値)の標準偏差	28
6.9	被験者ごとのドア(引き開け)の検出精度(F 値)の標準偏差	29
6.10	被験者ごとのドア(押し開け)の検出精度(F値)の標準偏差	29
6.11	被験者ごとの急坂(上り)の検出精度(F値)の標準偏差	30
6.12		30
6.13	被験者ごとの全バリア平均精度(F 値)	31

表目次

6.1	計測対象	20
6.2	個人内差の影響を受けやすいバリアと受けにくバリア	24

第1章 序論

第1章 序論 2

1.1 研究の背景

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・通路は障害者や高齢者にとって移動しやすいものではない。狭い国土であるため道幅が狭いのは仕方がないかもしれないが、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、障害者や高齢者に配慮した街づくりがされているとはとても言いにくい。障害者や高齢者に配慮した街づくりがされていないため、障害者や高齢者は外出することが不安になり家を出るのをためらってしまい、引きこもってしまう原因にもなると考えられる。高齢者や障害者が、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により、移動計画を助けることができ、何もわからずに外出する不安がなくなると考えられる。

1.2 研究の目的

従来研究で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を用い、より広域のバリア情報を収集できる。このアプローチでは、バリア推定を行うときに健常者の歩行時の加速度データを用いて機械学習を行う。しかし、同じ人が同じ場所を同じように歩行する場合においても、歩行で生じる加速度には歩くたびに違い(個人内差)が生じるが従来研究はこれを考慮していない。この個人内差の影響を無視して機械学習を行なってしまうと、バリア推定精度が大幅に低下する可能性がある。そこで、本研究では、健常者の歩行時加速度からバリア検出を行うタスクにおいて、個人内差がバリア検出精度に与える影響を明らかにすることを研究目的とする。

1.3 本論文の構成

本論文の構成は次のとおりである.

- 2章では人間が判断を行うアプローチの研究事例や、センサデータから自動判断するアプローチの研究事例について紹介する.
 - 3章では、2章で述べた研究事例の問題点を述べ、そこから本研究の課題を設定する。
 - 4章では、本研究の推定対象のバリアを述べ、今回使う2つの推定方式を説明する.
 - 5章では、教師ありデータ計測のデバイスと教師なしデータ計測のデバイスを説明する.
- 6章では、実験の目的、実験の概要、教師ラベルの説明、実験の手順を述べ、得られた 実験結果から考察を述べる.

最後に7章にて、本論文の結論を述べる。

本章では、バリアフリーに関する研究事例について述べる。現在世界でバリアフリーに 向けた取り組みは数多く行われている。

聴覚障害者を助けるための研究として [1][2] がある。[3] は音を使ってバリアフリーを目指しており、音によってバリアフリーを目指すものを音バリアフリーという。音バリアフリーの研究で [4] は音声によって、体の不自由な機能の補償をしようとしている。次に視覚障害者や弱視者を助けるための研究として [5][6][7] がある。視覚障害者向けの研究で [7] は視覚障害者でもパソコンを使えるように、音だけで操作できる研究をしている。日常生活で、視覚障害者を助けるものとして触覚的に気が付けるものがある。足の触覚で安全かつ快適な移動の支援をする点字ブロックや、指の触覚で商品に気が付ける [8] の牛乳パックの切吹きなどが挙げられる。また、聴覚障害者と視覚障害者を助けるための研究の [9] は、バリアフリー放送サービスのための感覚効果メタデータのオーサリング、伝送、及び表現方法を提案している。

上述のバリアフリーの実現も重要であるが、我々は移動におけるバリアフリーを重視している。これは、高齢者や車椅子の人などの移動弱者を助けることに加え、健常者でも移動することが難しい道路や通路を減らす取り組みが数多く行われている。日常生活で、道路や通路のバリアフリー化されているものは、段差の解消や手すりの設置などがある。道路や通路のバリアフリーを目指す研究は、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。2.1節では、人間が判断を行うアプローチについて紹介する。2.2節では、センサデータから自動判断するアプローチについて紹介する。

2.1 人間が判断を行うアプローチ

2.1.1 人間が現地に趣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. [10] 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. [11] 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. [12] は、[11] と同様な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. [13] 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[14] 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 [15][16][17] 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。[18]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。一方、[19][20][21][22][23]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盛 んである。[24] 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。[25] 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。[26] 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。[27] 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.[28] 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 した上で加速度データを 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試みている。[29]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. [30] は、電動車椅子の移動における走行負荷を移動難度に変換して、移動難度によって手 動車椅子の移動における仕事量推定が可能かどうかの実験をして、移動難度における路面 評価によってバリア検出をしている。[31]は、車椅子用に左右のホイールトルクを測定で きる装置を実装して、そこから水平の違いや斜面などの車椅子利用者の障害になるものを 検出しマップに記録するシステムを作っている。

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. [32] は,足首に取り付けた装置で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. [33] 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,[34]は、スマートフォンをスポ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。[35] 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。[36] 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。我々もこれまでに、健常者の歩行時の加速度データを計測し、そのデータで機械学習を行いバリア検出をする [37][38][39][40][41] を行っている。[40] は、複数人の健常者の歩行時加速度データを計測し、そのデータで機械学習を行い1人と複数人の場合のバリア検出精度の差を調べている。[41] は、健常者の歩行時加速度データを計測する場所を屋内外で分け、そのデータでそれぞれ機械学習を行いバリア検出精度を調べている。

第3章 研究課題

第3章 研究課題 8

3.1 問題の定義

2.1.1 項の人間が現地に赴き判断するアプローチは、直接現地を見て判断することができるのでバリア情報の正確性は高いと考えられるが、現地に赴かなければいけないため人的コストが高い。日々新しい建物や道路ができる現在の日本では、新しくなるたびにその場所を訪れなければいけないため、広域のバリア情報を集めるにはこの方法は不向きである。2.1.2 項の人間が遠隔地から判断するアプローチは、直接現地に行かなくても済むので、2.1.1 項の人間が現地に赴き判断するアプローチより広域のバリア情報を集めることができる。しかし、画像の解像度・オクルージョンの問題から、小さな段差や目には見えないバリアなどがあるため、実際に現地に赴き判断する方法に比べると、この方法で収集するバリア情報の正確性は低いと考えられる。

2.2.1 項の車両移動時のセンサデータから判断するアプローチは、車椅子を用いた研究が多い。車椅子は地面の状態の影響を受けやすいので正確なバリア情報を得ることができると考えられるが、階段、急坂、狭い場所、人通りの多い場所などの車椅子で行くことが難しい場所のバリア情報を集めるのには不向きである。また、車椅子利用者の数は健常者と比べると少ないので多くのデータを集めることは難しい。以上のことから車両移動時のセンサデータから判断するアプローチは広域におけるバリア情報の収集が困難である。

2.2.2 項の歩行時のセンサデータから自動判断するアプローチは、健常者の数は車椅子利用者と比べると多いことに加え、車椅子が入ることのできない階段、急坂、狭い場所、人通りの多い場所などのバリア情報も集めることができる。

この観点から、歩行時のセンサデータから自動判断する研究が行われている。しかし、2.2.2項の[37][38][39] は、広域の多くの種類のバリアを検出できるが、1人分のデータしか実験をしておらず検証が十分でないと考えられる。人はその時の体調、気分、状況から、いつも通り歩いているつもりでも歩き方が変化している可能性がある(個人内差が存在する可能性がある)。歩行時の個人内差がバリア検出精度に与える影響を考慮しないといくつか問題が存在する。平地を歩く場合であっても、その時の状況によって歩幅や歩くペースが異なると思われる。段差、段差、坂は、歩幅や歩くペースに加え、足を上げる高さが変わることもあるだろう。開き戸は、近くから開け閉めするときもあれば、遠くから開け閉めすることがあるかもしれない。個人内差を考慮しなければ以上の問題点から、バリア検出精度を大幅に低下させる可能性がある。

3.2 研究課題の設定

人の歩き方はそのときの体調、気分、状況で違い、同じ人が歩いた場合でも個人内差が生じると考えられる。この個人内差は歩行時に生じる加速度にも影響を与え、歩行時加速度データを用いて行うバリア検出精度にも影響を与えると考えられる。そこで、本研究では、健常者の歩行時加速度データを機械学習で分析してバリア検出するタスクにおいて個人内差がバリア検出精度に与える影響を調査する。バリア検出時に行う機械学習で利用する特徴量については、人手による特徴量設計と、Deep Learning による特徴量設計の2

第3章 研究課題 9

つを比較する. これは、歩行の個人内差がバリア検出精度に与える影響を多面的に分析し、分析結果の普遍性を向上させるためである.

以上より, 本研究の課題は次のように設定する.

課題:健常者歩行時に生じる加速度データからバリア検出を行うタスクにおいて個人内差がバリア検出精度に与える影響を調査する.

3.2 節で述べたとおり、本研究は、健常者の歩行時加速度データを機械学習で分析してバリア検出するタスクにおいて、1人のデータを用いた場合と、複数人のデータを用いた場合の検出精度の差を調査するものである。本章では、健常者の歩行時加速度データを機械学習で分析してバリアの存在を推定する方式について説明する。

4.1 推定対象のバリア







図 4.2: 緩い坂



図 4.3: 急坂



図 4.4: 段差



図 4.5: ドア

障害者や高齢者に対するバリアとして自明なものに、階段と坂がある。障害者や高齢者は、手すりが設置されている階段でもかなりの労力を使うため、1人で乗り越えることは困難である。車椅子利用者だと介護者なしで階段を乗り越えることは不可能である。坂は車椅子利用者でも通行可能な図4.2のような緩い坂(勾配3度程度)と、健常者でも自転車で上るのは難しい図4.3のような急坂(勾配10度程度)の2つがあると考えられる。緩い坂であれば、障害者や高齢者でも労力をあまり使わなくても乗り越えることができると考えられる。急坂は健常者でも乗り越えるときに、かなりの労力を使う。それが障害者や高齢者であれば、当然乗り越えることはかなり困難である。同じ坂であってもこのような違いがあるため緩い坂と急坂の2つに詳細化して検証する。階段に類するものとして、図4.4のような段差がある。健常者であれば、段差はあることに気がついていれば、あまり気にせず乗り越えることができる。しかし、障害者や高齢者は段差1つでも大きなバリアであると考えられる。上りの段差であれば、障害者や高齢者は足が上りきらずに段差に足

を引っ掛けてしまい転倒してしまうことがある。下りの段差であれば、段差があることに気がつかずに転倒してしまうことがある。健常者であっても、段差を見落とし転倒してしまうことがある。健常者であれば受け身をとることで大きな怪我を回避することができるが、障害者や高齢者だと、受け身をとることができずに大きな怪我に繋がり、最悪死に至ることもあるため推定するべきだと考えられる。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や高齢者は少なくない。しかし、図4.5のような引き開ける/押し開けるタイプの開き戸は、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。引き開けのときは、ドアの近くに行ってドアを引いてまた後ろに下がらなければいけないため、車椅子や松葉杖を利用している人にとってはかなりの労力を使う。押し開けのときは、ドアを開けるときドアに手をかけて押しながら開けなければいけないため、車椅子や松葉杖を利用している人にとってはかなりの労力を使う。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)
- 急坂(勾配10度程度)
- 開き戸

4.2 推定方式

推定には加速度センサデータを用いることにする. 歩行という動きを分析する上で加速 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全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.

4.2.1 人手による特徴量設計

歩行時に生じる加速度センサデータからバリア情報を検出する方法として、人手で設計した特徴量 (Hand-crafted Features, 以降 HCF) を機械学習するアプローチが数多く提案されてきた [32][33][34][35][36]. 本研究もこの方式 (以降 HCF 方式) を利用する. 具体的には、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] 平均值:

推定対象期間における各軸(x, v, 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 $(0\sim10\text{Hz}\ \text{を}\ 1.25\text{Hz}\ \text{ずつ等分した}\ 8$ 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,目的に応じて様々なネットワーク形態が存在する.[37][38][39] の研究により,加速度データを用いたバリア推定においても Deep Learning が有効であることがわかっている.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.ズ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 Learning 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)[42] を用いることとする.以降これを DAF 方式と称する.図 4.6 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_4 の 4 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 [43] などの研究事例を参考にして設計したものである.

 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.

 $L_4:L_3$ に DAE を適用して次元削減した層であり、この過程で L_3 を次元削減するためのエンコーダ E_2 を得る.

Fine-tuning 実施時には、上記で獲得した $E_{1,x}$, $E_{1,y}$, $E_{1,z}$, E_2 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機械学習する.

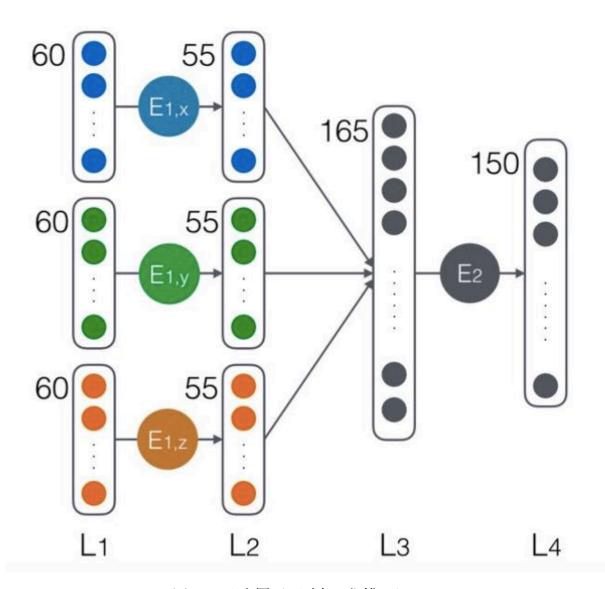


図 4.6: 入力層が3要素に分離した DAE

第5章 実装

第5章 実装 16

5.1 教師ありデータ計測デバイスの実装

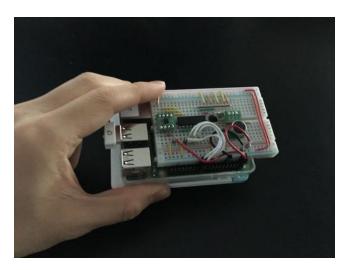


図 5.1: 加速度計測デバイス

本研究では、各バリアを HCF 方式・DAF 方式で推定するために教師ありデータが必要である。教師ありデータについては 6 章で詳しく説明する。教師ありデータを計測するために、市販の加速度センサなどの部品を組み合わせてスマートフォンサイズの専用デバイス図 5.1 を製作した。この専用デバイスと計測者のスマートフォンの間で通信することにより、計測者がリアルタイムでより正確な教師ありデータを計測できる。専用のソフトウェアも作成し、 $\pm 2g$ の範囲の x、y、z 軸の加速度をサンプリングレート 20Hz で記録できるようデバイスを制御した。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、各対象を通過することによって教師ありデータを計測できる。

5.2 教師なしデータ計測アプリケーションの実装

本研究では、各バリアを DAF 方式で推定するために教師なしデータが必要である。教師なしデータについては6章で詳しく説明する。5.1節のデバイスと同じ仕様で加速度データを計測する iOS・Android アプリケーション図 5.2・図 5.3 を開発した。今回この iOS・Android アプリケーションを開発した理由は、スマートフォンならば多くの人が持っているため、加速度データを多く計測できると考えたからである。以下にアプリケーションの使用手順を示す。このアプリケーションの Name に計測者名を入力する。Location を ON にするかを決める(Location を ON にすると位置情報を記録し、OFF にすると位置情報を記録せずに計測する)。Inside と Outside をタップすることにより屋内と屋外ラベルを切り替えることができるので歩行する場所に合わせて屋内と屋外ラベルを決める。この操作を行った後に Start ボタンをタップし、スマートフォンをズボンの左前ポケットに入れ

第5章 実装 17

た状態で、通勤/通学、商業施設・公園の散策などの日常生活における歩行を行うことで、 教師なしデータを計測できる。

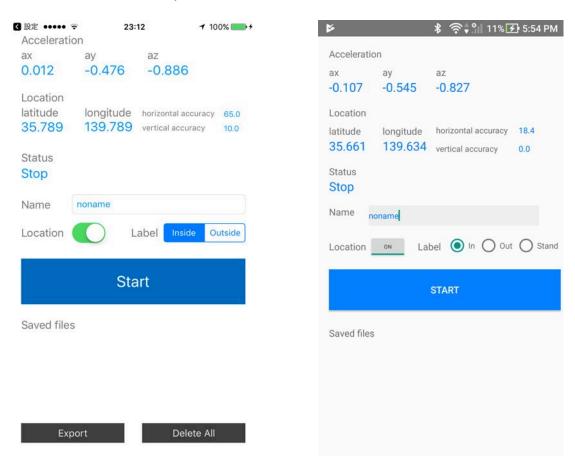


図 5.2: iOS 加速度計測アプリケーション 図 5.3: Android 加速度計測アプリケーション

6.1 評価実験

6.1.1 実験の目的

個人内差がバリア検出精度に影響を与えやすいバリアと与えにくいバリアを調査することを実験の目的とする.

6.1.2 実験の概要

本実験の被験者は20代男性、学生13名である。今回被験者をそれぞれA、B、C、D、E、F、G、H、I、J、K、L、Mとする。5.1節の計測装置で計測した被験者の教師ありデータと、5.2節の計測アプリケーションで計測した被験者の教師なしデータを使い、HCF方式とDAF方式を用いて、それぞれの方式で被験者1人ずつのバリア検出精度を求める。HCF方式とDAF方式それぞれで求めた被験者1人ずつのバリア検出精度をバリアごとに分析して、個人内差がバリア検出精度に与える影響を調査する。

6.2 データセット

6.2.1 教師ラベルの有無

機械学習には、大きく分けて、データに教師ラベルを必要としない教師なし学習と、教師ラベルを必要とする教師あり学習がある。教師なし学習には、学習データに教師ラベルを付与する必要がないため、学習データの作成・収集が低コストであるという長所がある。教師なし学習の代表例としては、k-means 法などのクラスタリングが挙げられる。加速度センサデータにクラスタリングを適用すると、センサデータをバリアごとにグルーピングできると思われる。しかし、各データが何を表しているかを学習していないため、各グループがどのバリアに対応するか判断できない。このため、本研究の研究課題を達成するためには、教師なし学習だけでは不十分であると言える。一方、SVMに代表される教師あり学習であれば、センサデータがどのバリアに対応するか一定の精度で推定できる。ただし、高精度な推定を行うためには教師ラベル付きデータが多く必要であり、それらを作成・収集するのには大きなコストがかかるという問題がある。画像分類タスクのように、コミュニティが整備する教師ラベル付きデータセットを利用できるケースもあるが、本研究課題の達成に必要な歩行時の加速度センサデータにおいては、大規模な教師ラベル付きデータセットは調査するかぎり、存在していない。

この問題を解決する一手法として、教師ラベルなしデータ・教師ラベル付きデータの混在データから学習を行う半教師あり学習があり [44]、本研究のタスクにおいても適用できる可能性はある。この半教師あり学習とは仕組みは異なるが、多数の教師ラベルなしデータと少数の教師ラベル付きデータから高精度な推定を行うアプローチとして、Autoencoder [45]と教師あり学習器の組み合わせが考えられる。具体的には、Autoencoder を教師ラベルな

表 6.1: 計測対象

略称	内容
FLT (FLaT)	平地
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)	急坂(上り)
DHS (Down High Slope)	急坂(下り)

しデータに適用して符号化器を獲得し、教師ラベル付きデータにこの符号化器を適用して 次元削減したものを教師あり学習器の特徴量として利用する方法である。上記の検討か ら、本研究では、教師ラベルなしデータ・教師ラベル付きデータの混在データから学習を 行うアプローチをとることとする。

6.2.2 教師ありデータの計測

5.1 節で紹介した計測装置を使い、教師ありデータを計測した。4.1 節の検討に基づく推定対象の一覧を表 6.1 に示す。FLT は平坦な屋内外の歩道である。USP/DSP は図 4.4 に示す高さ約 15cm の屋内外の段差である。USR/DSR は図 4.1 に示す高さ約 15cm の段が13 段程度続く屋内外の階段である。PLD/PSD は図 4.5 に示す手動で引き開け・押し開けする屋内のドアである。ULS/DLS は図 4.2 に示す車椅子用に設置された勾配約 3 度の屋内外のスロープである。UHS/DHS は図 4.3 に示す大学内にある勾配約 10 度のアスファルト舗装された屋外の坂である。表 6.1 の対象を通過している際の加速度データ計測した。

被験者は13人(男性,20代)とした.被験者に計測装置をズボンの左前のポケットに入れてもらい,計測を行った.ズボンは被験者によって異なるが,サイズ・ポケット位置は概ね同じであった.靴は日頃履き慣れてるものを履いてもらった.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.

教師ありデータは、表 6.1 の各対象を被験者にそれぞれ実際に歩いてもらい、各被験者について 1 対象あたり 10 サンプルから 20 サンプル計測した。計測の際、より正確なデータを計測するために計測者のスマートフォンで計測デバイスを制御した(図 6.1)。計測者は各対象のラベルをプルダウンメニューで選択し、計測者の合図で被験者には各対象をいつも通り歩いてもらい、その合図と同時に計測者がスマートフォンで開始のボタンを



図 6.1: 計測デバイスを制御しているときのスマートフォン画面

タップし、加速度データの記録を開始する。今回の計測対象の USP/DSP はより正確な加速度の変化を計測するために、段差を乗り越えるときは被験者全員に左足から乗り越えるようにしてもらった。その際、被験者には自然に左足から段差が越えられるようになるまで練習をしてもらった。結果として、全対象で合計 2520 サンプル計測した。各サンプルには教師ラベルとして表 6.1 の略称が付与してある。教師あり歩行データの計測の方法をまとめる。

- 1:計測対象のある場所まで行く.
- 2:被験者の左前のポケットに専用デバイスを入れてもらう。
- 3:専用デバイスと計測者のスマートフォンの通信を開始し、計測対象にあったラベルをプルダウンメニューで選択
- 4:計測者が被験者に合図を出すと同時に計測者はスマートフォンで開始ボタンを押し、被験者には計測対象を歩いてもらう。各対象10から20回計測した。
- 5:全ての計測対象が取り終わったら、計測した加速度センサデータをすべて3秒分の固定長になるようにする。

6.2.3 教師なしデータの計測

5.2節で紹介した iOS・Android アプリケーションを使い教師なしデータを計測した.これを動作させたスマートフォンをズボンの左前ポケットに入れた状態で、被験者が通勤/通学、商業施設・公園の散策などの日常生活における歩行を行うことで、教師なしデータを計測できる.計測位置の屋内外の判断は被験者が行った。被験者が Inside と Outside をタップすることにより屋内と屋外ラベルを切り替えることができる。計測は 20~30 代の男性健常歩行者 10 名が行った。今回、被験者の計測できるときに計測してもらったので、6.1.2 項の人数と異なる。屋内・屋外ともに、計測者 1 人あたり数千~数万サンプルの計測を行った。この結果、屋内 115296 サンプル、屋外 148468 サンプルの合計 263764 サンプルの教師なしデータを取得した。教師あり歩行データの計測の方法をまとめる。

1:被験者が通勤/通学,商業施設・公園の散策などの日常生活における歩行を行う時に図5.2・図5.3のアプリケーションを起動.

2:屋内か屋外を選択し、Start を押し、被験者の左前のポケットにスマートフォンを入れる.

3:いつも通りに歩行する.

4: 歩行が終わったら、スマートフォンをポケットから出し、Stop をタップする.

6.3 実験の手順

6.3.1 HCF 方式の実験の手順

被験者ごとに、教師ありサンプル180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162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作成する.この推定器を用い、教師ありサンプルの残りの18件の教師ラベルを推定し、推定精度(F値)を測定する.これを全被験者について行う.

6.3.2 DAF 方式の実験の手順

まず、教師なしサンプルを training 用 20000 件と validation 用 180000 件に無作為に分割し、図 4.6 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 (20Hz、3 秒分) であり、 L_2 の各要素は 55 である。 L_3 は L_2 の各要素を結合するので 165 次元であり、 L_4 は 150 次元である。 L_1-L_2 間は、DAE のパラメータはノイズ率 25 %、ミニバッチサイズ 20、エポック数 200 である。 L_3-L_4 間は、DAE のパラメータはノイズ率 10 %、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 $E_{1,x}$ 、 $E_{1,x}$ 、 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180件のそれぞれを150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、被験者ごとに、教師ありサンプルから学習用サンプル162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18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. これを全被験者について行う.

6.4 実験結果・考察

6.4.1 HCF 方式の実験結果

HCF 方式による被験者ごとの各バリアの検出精度 (F値) の標準偏差を図 6.2~図 6.12 に示す。人によって個人内差の影響を受けやすいバリアは違ったが、被験者の多くは個人内差の影響を受けにくいバリアと受けやすいバリアは共通していた。階段 (上り・下り) は他のバリアと比較すると個人内差の影響を受けにくいバリアだということが判明した。急坂 (上り) は他のバリアと比べると個人内差の影響を受けやすいバリアだということが判明した。

6.4.2 HCF 方式に対する考察

個人内差の影響を受けにくかった階段(上り・下り)について考察する。階段(上り)は、足を上げる高さは階段1段の高さと同じくらいで歩幅も踏み面があり同じくらいになるので個人内差が出にくかったと考えられる。階段(下り)は、階段(上り)と同様に歩幅は踏み面に合わせ、足を下ろすとき階段1段の高さを下ろすため個人内差が出にくかったと考えられる。

個人内差の影響を大きく受けた急坂(上り)について考察する。急坂(上り)は、上っているときの疲労やその時の気持ちで歩幅や足を上げる高さが変化するため個人内差の影響を受けていると考えられる。

個人内差の影響を受けた平地、段差(上り・下り)、緩い坂(上り・下り)、ドア(引き開け・押し開け)、急坂(下り)について考察する。平地は、そのときによって歩幅や足を上げる高さや歩くペースが異なるため個人内差の影響を受けていると考えられる。段差(上り)は、足を上げる高さは階段と同様に1段と同じくらいなので個人内差は出にくいが、段差は階段と違い踏み面がなく歩幅はその時により変わってくるので個人内差が出てきてしまい、階段(上り)と比べると個人内差の影響を受けていると考えられる。段差(下り)は、足を下ろすとき階段と同様に1段と同じくらいなので個人内差は出にくいが、段差(上り)と同様に踏み面がなく歩幅はその時により変わってくるので個人内差が出てきてしまい、階段(下り)と比べると個人内差の影響を受けていると考えられる。緩い坂(上り・下り)は、平地と同じくその時により歩幅と足を上げる高さが異なるため個

人内差の影響を受けている考えられる。ドア(引き開け)は、そのときにより開ける位置が違うことに加え、ドアを近くから開ける時であればドアを引いた後に一歩下がり、遠くから開けた時は一歩下がらずにそのままドアを越えて行くために個人内差が出てしまい、個人内差の影響を受けている考えられる。ドア(押し開け)は、そのときにより開ける位置が違うことに加え、ドアの近くに行き一回止まってから開ける時もあれば、ドアの近くに行くが一回止まらずにそのまま行く時もあるため個人内差が出てしまい、個人内差の影響を受けていると考えられる。急坂(下り)は、そのときによって歩幅が大きい時もあれば歩幅が小さく少しずつ下りる時もあるので個人内差の影響を受けていると考えられる。

6.4.3 DAF 方式の実験結果

DAF 方式による被験者ごとの各バリアの検出精度 (F値) の標準偏差を図 6.2~図 6.12 に示す。HCF 方式と同様に人によって個人内差の影響を受けやすいバリアは違ったが、被験者の多くは個人内差の影響を受けにくいバリアと受けやすいバリアは共通していた。階段 (上り・下り) は他のバリアと比較すると個人内差の影響を受けにくいバリアだということが判明した。急坂 (上り) は他のバリアと比べると個人内差の影響を受けやすいバリアだということが判明した。

6.4.4 DAF 方式に対する考察

表 6.2 を見るとわかるが、個人内差の影響を受けやすいバリアは DAF 方式と HCF 方式 で同じだった。

今回、被験者の計測できるときに計測してもらったので、被験者 13 人分の教師なしデータはなかった。教師なしデータがある人と教師なしデータがない人で比較すると、教師なしデータがある人でも HCF 方式の方が DAF 方式よりも高精度だった人いたが、教師なしデータがない人でも HCF 方式の方が DAF 方式よりも高精度になった人もいた。以上から、DAF 方式は教師あり/なしデータを計測した被験者の人数を統一した方が高精度に推定できるというわけではなく、より広域の場所で数多くのバリアを計測した教師なしデータがある方が高精度に推定できると考えられる。DAF 方式と HCF 方式間で t 検定を行なった結果、図 6.13、7人が 0.1 %水準で DAF 方式の方が有意に高かった。1人が 5 %水準で DAF 方式の方が有意に高かった。1人が 5 %水準で DAF 方式の方が有意に高

表 6.2: 個人内差の影響を受けやすいバリアと受けにくバリア

推定方式	個人内差の影響を受けやすいバリア	個人内差の影響を受けにくバリア
HCF 方式	急坂(上り)	階段(上り・下り)
DAF 方式	急坂(上り)	階段(上り・下り)

第 6 章 評価実験 25

かった。このことから DAF 方式は HCF 方式より高精度なバリア検出をできると考えられる。

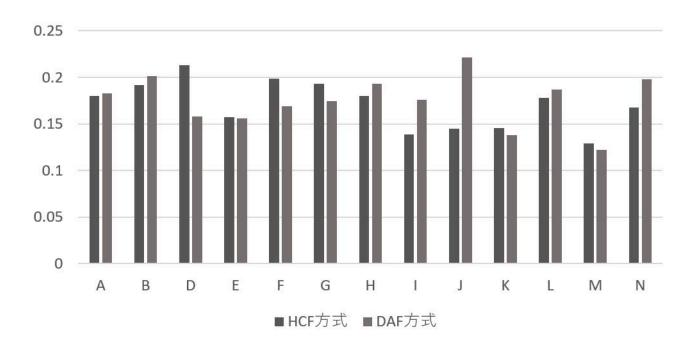


図 6.2: 被験者ごとの平地の検出精度 (F値) の標準偏差

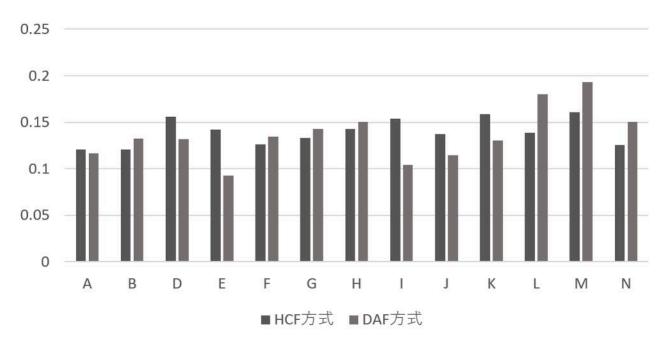


図 6.3: 被験者ごとの階段(上り)の検出精度(F値)の標準偏差

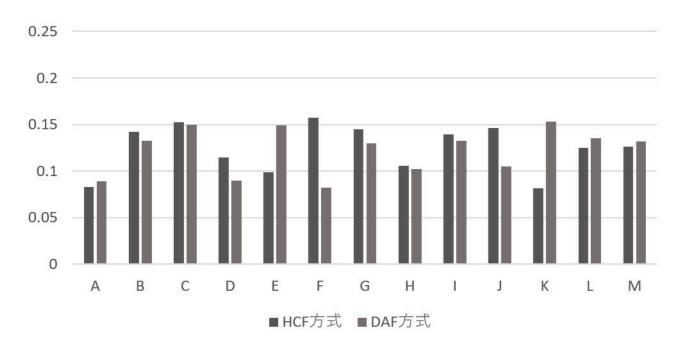


図 6.4: 被験者ごとの階段(下り)の検出精度(F値)の標準偏差

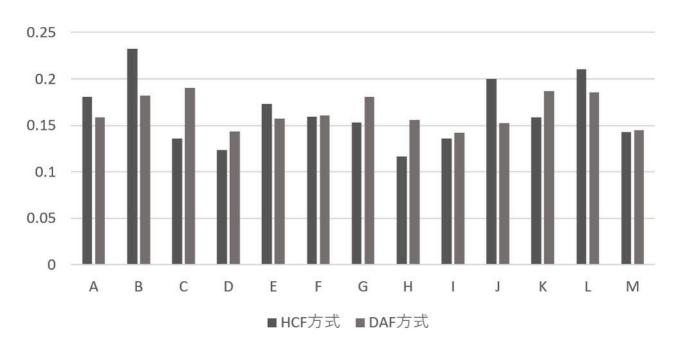


図 6.5: 被験者ごとの段差 (上り) の検出精度 (F値) の標準偏差

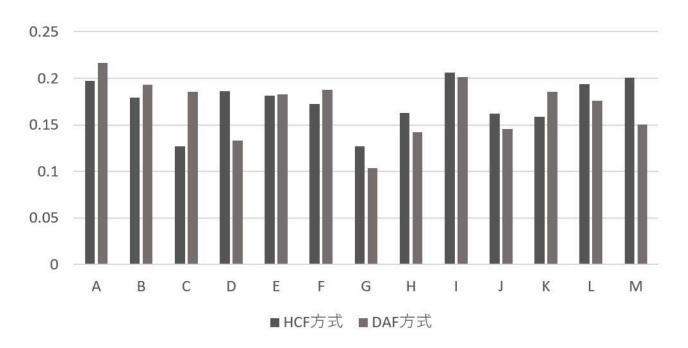


図 6.6: 被験者ごとの段差(下り)の検出精度(F値)の標準偏差

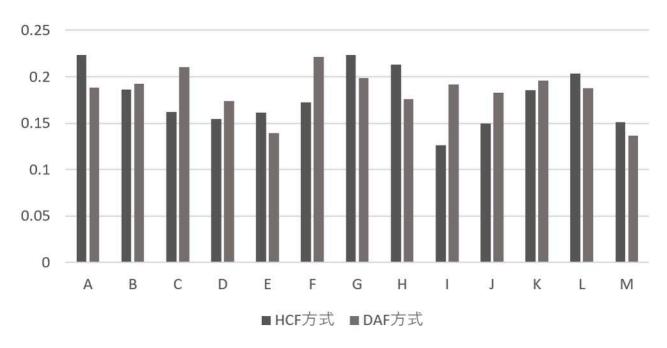


図 6.7: 被験者ごとの緩い坂 (上り) の検出精度 (F値) の標準偏差

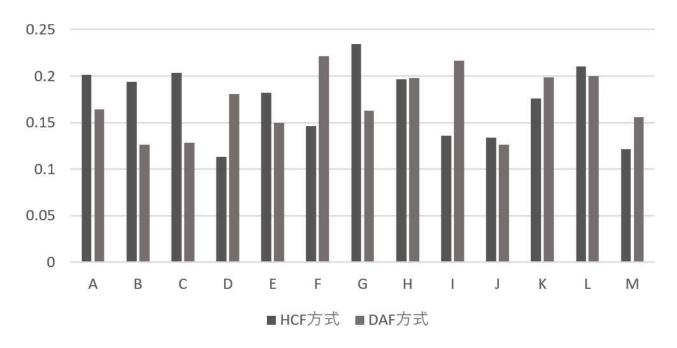


図 6.8: 被験者ごとの緩い坂 (下り) の検出精度 (F値) の標準偏差

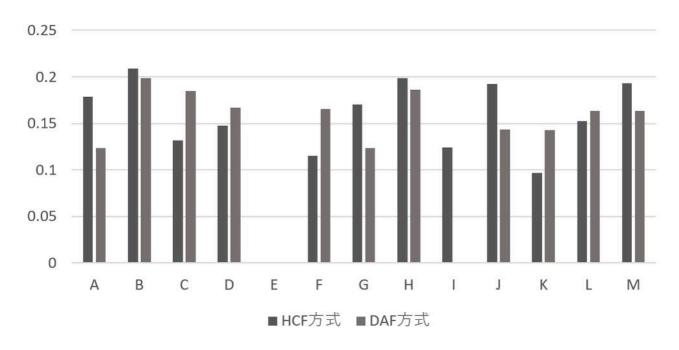


図 6.9: 被験者ごとのドア (引き開け) の検出精度 (F値) の標準偏差

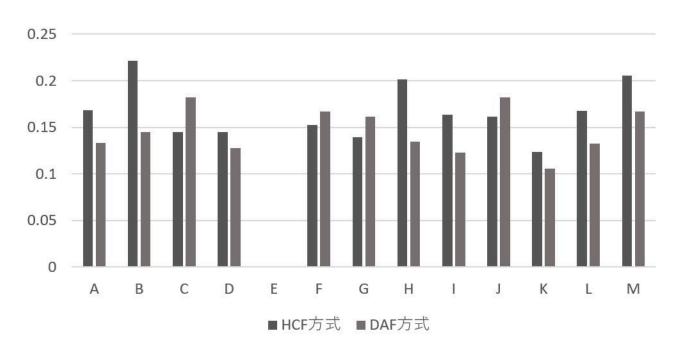


図 6.10: 被験者ごとのドア (押し開け) の検出精度 (F値) の標準偏差

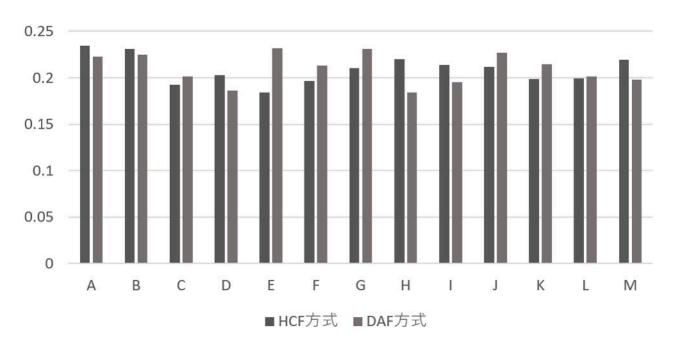


図 6.11: 被験者ごとの急坂(上り)の検出精度(F値)の標準偏差

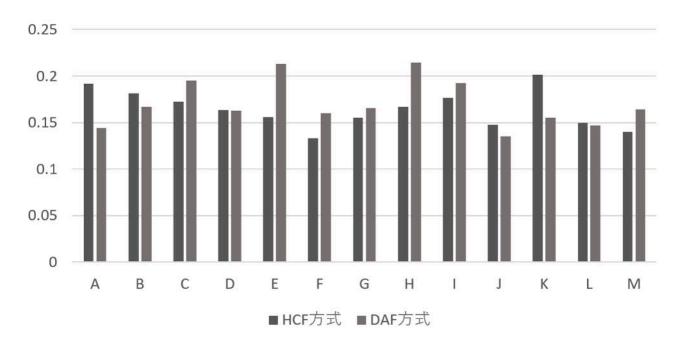


図 6.12: 被験者ごとの急坂(下り)の検出精度(F値)の標準偏差

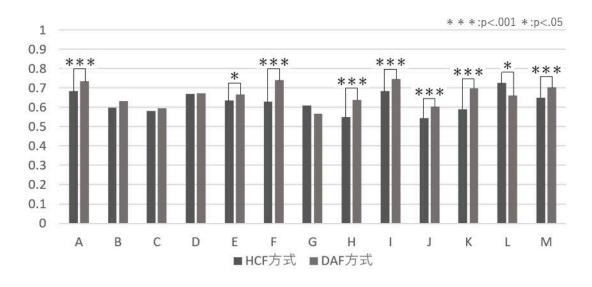


図 6.13: 被験者ごとの全バリア平均精度 (F値)

第7章 結論

第7章 結論 33

本研究は、健常者の歩行時加速度からバリア検出を行うタスクにおいて、個人内差が与える影響を明らかにすることを研究目的とした。この目的を達成するために、実際に健常者が歩行する際の加速度データを収集して機械学習およびバリア検出を行い、歩行者ごとに個人内差が存在するか分析を行った。その際、分析結果の普遍性を向上させるため、人手で設計した特徴量を用いる機械学習(HCF方式)と、Deep Learning で自動設計した特徴量を用いる機械学習(DAF方式)の2種類を実施した。

その結果、階段(上り・下り)は、HCF方式・DAF方式ともに個人内差の影響を受けにくいことが判明した。逆に、急坂(上り)はHCF方式・DAF方式ともに個人内差の影響を受けやすことが判明した。以上より、個人内差の影響を一定範囲で明らかにできたため、本研究の課題は達成されたと考えられる。

参考文献

- [1] 紺家裕子, 椎尾一郎. バリアフリー演劇における聴覚障害者向け字幕表示方法の提案 (観客反応の提示). 情報処理学会研究報告(EC), エンタテインメントコンピュー ティング, Vol. 2012-EC-23, No. 19, pp. 1–6, 2012.
- [2] 江草遼平, 川口漱也, 酒井嗣之介, 楠房子, 生田目美紀, 溝口博, 稲垣成哲. ユニバーサル人形劇システムにおける吹き出し型字幕の検討. 情報処理学会研究報告(GN), グループウェアとネットワークサービス, Vol. 2017-GN-100, No. 41, pp. 1–6, 2017.
- [3] 上羽貞行, 荒井隆行, 栗栖清浩, 倉片憲治, 坂本真一, 船場ひさお, 佐藤洋. 音バリアフリーの現状と課題. 日本音響学会誌, Vol. 63, No. 12, pp. 723-730, 2007.
- [4] 荒井隆行. 音声に関わるバリアフリー. 日本音響学会聴覚研究会資料, pp. 377-382, 2007.
- [5] 浅川恵美子, 高木啓伸, 井野秀一, 伊福部達. 視覚障害者への音声提示における最適・最高速度. ヒューマンインタフェース学会論文集, Vol. 7, No. 1, pp. 105–111, 2005.
- [6] 窪田諭, 関博之, 狩野徹, 阿部昭博. 歩行空間におけるカラーユニバーサルデザイン支援システムの開発と適用. 情報処理学会論文誌, Vol. 52, No. 1, pp. 140–152, 2011.
- [7] 在塚俊之, 畑岡信夫. 視覚障害者の GUI アクセスを助ける音響技術. 日本音響学会誌, Vol. 54, No. 5, pp. 393–398, 1998.
- [8] http://www.j-milk.jp/anzen/shoku/8d863s000007z1wa.html (last visited: 2017/11/14).
- [9] Ji Hoon Choi, Chung Hyun AHN, Jeongil Seo, Ohseok Kwon. Sensory effect representation for barrier-free broadcasting service. Proc. ICACT '17, pp. 664–667, 2017.
- [10] 国士交通省. 歩行空間ネットワークデータ整備仕様案. 2010.
- [11] http://wheelmap.org (last visited: 2016/12/1).
- [12] 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.
- [13] 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. 情報処理学会研究報告(GN), グループウェアとネットワークサービス, Vol. 2016-GN-99, No. 8, pp. 1–6, 2016.
- [14] 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, pp. 21–24, 2016.
- [15] 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.
- [16] Rundle, A., Bader, M., Richards, C., Neckerman, K. and Teitler, J. Using google street view to audit neigh-borhood environments. *American Journal of Preventive Medicine*, Vol. 140, No. 1, pp. 94–100, 2011.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] Kenichi ARAI, Takuya TATEISHI, and Toru LOBAYASHI, Noboru SONEHARA. On-demand barrier-free street view system using sensor information from general-purpose wheelchair users. *Proc. COMPSAC'* 17, Vol. 2, pp. 348–353, 2017.
- [23] 鈴木貴大, 谷川佳延, 吉田博哉. スマートフォンを用いた車いす利用者のための路面情報収集システムの開発. 2015 年度 情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, No. 2015, 2015.
- [24] 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.

[25] 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, pp. 63-68, 2014.

38

- [26] 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. CASE- MANS '10, pp. 36–39, 2010.
- [27] http://npopadm.com (last visited: 2017/4/1).
- [28] 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.
- [29] Isezaki, T., Niijima, A., Miyata, A., Watanabe, T. and Mizuno, O. Wheelchair users' psychological barrier estimation based on inertial and vital data. Proc. HCI '16, pp. 403–413, 2016.
- [30] 隅田康明, 松永勝也, 合志和晃, 志堂寺和則. 車輪付き手動移動体の走行負荷に基づく 歩道の評価方法. 情報処理学会論文誌, Vol. 57, No. 5, pp. 1652–1662, 2016.
- [31] Taniue, H., Kojima, K., Kanedo, J. Development of automatic barrier detection system for wheelchair. Proc. GCCE '15, 2015.
- [32] Pärkkä, J., Cluitmans, L. and Ermes, M. Personaliza-tion algorithm for real-time activity recognition using pda, wireless motion bands, and binary decision tree. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Vol. 14, No. 5, pp. 1211–1215, 2010.
- [33] 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.
- [34] Brajdic, A. and Harle, R. Walk detection and step counting on unconstrained smart-phones. Proc. UBiComp '13, pp. 225–234, 2013.
- [35] 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、協調とモバイルシンポジウム 2014 論文集, pp. 258–265, 2014.
- [36] 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.
- [37] 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), ヒューマンコンピュータインタラクション, Vol. 2017-HCI-171, No. 8, pp. 1–8, 2017.

- [38] 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 検出手法に向けて. 第79回全国大会講演論文集, 2017.
- [39] 宮田章裕, 荒木伊織, 王統順, 鈴木天詩. 健常歩行者セ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), グループウェアとネットワークサービス, Vol. 2017-GN-101, No. 11, pp. 1-8, 2017.
- [40] 荒木伊織, 王統順, 鈴木天詩, 宮田章裕. 複数人健常者の歩行時加速度データを用いたバリア検出精度の検証. 情報処理学会研究報告(GN), グループウェアとネットワークサービス, Vol. 2017-GN-102, No. 10, pp. 1–5, 2017.
- [41] 王統順, 荒木伊織, 鈴木天詩, 宮田章裕. 屋内外を区別した機械学習によるバリア検出方式. 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, pp. 1500–1506, 2017.
- [42] 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.
- [43] Ngiam, J., Khosla, A., Kim, M., Nam, J., Lee, H., and Ng, A. Y. Multimodal deep learning. *Proc. ICML'* 11, pp. 689–696, 2011.
- [44] Chapelle, O., Schölkopf, B. and Zien, A. Semisupervised learning. MIT Press, 2006.
- [45] Hinton, G. E. and Salakhutdinov, R. R. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks, Vol. 313. Science, Issue 5786, pp. 504–507, 2006.

研究業績

研究業績 43

査読付き論文誌

(1) Akihiro Miyata, <u>Iori Araki</u> and Tongshun Wang: Barrier Detection using Sensor Data from Unimpaired Pedestrians, to be appeared in Proceedings of the 20th International Conference on Human-Computer Interaction (HCII'18) (2018).

(1) 宮田章裕, 荒木伊織, 王統順, 鈴木天詩: 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, 情報処理学会論文誌 (2018年1月掲載予定).

研究会・シンポジウム

- (1) 大和佑輝, 呉健朗, 宇野広伸, 樋口恭佑, <u>荒</u>木伊織, 宮田章裕: ゲーミフィケーション を用いたバリア情報収集の提案, 情報処理学会第80回全国大会(2018年3月発表予定).
- (2) 小林舞子, 呉健朗, <u>荒木伊織</u>, 大和佑輝, 宮田章裕: Tap Messenger: タップのみでコミュニケーションを行うツールの基礎検討, 情報処理学会インタラクション 2018 (2018年3月発表予定).
- (3) 大和佑輝, 呉健朗, 宇野広伸, 樋口恭佑, <u>荒木伊織</u>, 宮田章裕: ゲーミフィケーション を用いたバリア情報収集の基礎検討, 情報処理学会グループウェアとネットワーク サービスワークショップ 2017 論文集, Vol.2017, pp.1-2 (2017 年 11 月).
- (4) 王統順, <u>荒</u>木伊織, 鈴木天詩, 宮田章裕: 屋内外を区別した機械学習によるバリア 検出方式, マルチメディア、分散、協調とモバイル (DICOMO2017) シンポジウム, pp.1500-1506 (2017年6月).
- (5) <u>荒木伊織</u>, 王統順, 鈴木天詩, 宮田章裕: 複数人健常者の歩行時加速度データを用いた バリア検出精度の検証, 情報処理学会研究報告 (GN), グループウェアとネットワー クサービス, Vol.2017-GN-102, No.10, pp.1-5 (2017年5月).
- (6) 宮田章裕, <u>荒木伊織</u>, 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手法に向けて, 情報処理学会第79回全国大会公演論文集, Vol.2017, No.1, pp.7-8 (2017年3月).
- (7) 宮田章裕, <u>荒</u>木伊織, 王統順, 鈴木天詩: 健常歩行者セ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), グループウェアとネットワークサービス, Vol.2017-GN-101, No.11, pp.1-8 (2017年3月).

研究業績 44

(8) 宮田章裕, <u>荒木伊織</u>, 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), ヒューマンコンピュータインタラク ション研究会報告, Vol.2017-HCI-171, No.8, pp.1-8 (2017年1月).

受賞

(1) 情報処理学会論文誌ジャーナル/JIP 特選論文, 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, 受賞者: 宮田章裕, 荒木伊織, 王統順, 鈴木天詩 (2018年1月).