

身体加速度のスペクトル解析に基づいた歩行状態の識別

歩行状態の時空間分布からみた都市空間の評価

○遠田 敦^{*1} 渡辺秀俊^{*2} 佐野友紀^{*3}
高橋正樹^{*4} 吉岡陽介^{*5}

キーワード：歩行、身体加速度、スペクトル解析、歩きにくさ、機械学習

1. 研究背景

本研究は、歩行者の身体に生じる加速度（身体加速度）に基づいて歩行の状態を推定し、その歩行状態は歩行者周辺の都市環境（他の歩行者などによる混雑や路面状況）によってもたらされるものとの仮定に基づいて、最終的には都市環境を評価しようとする試みである。本報の内容は既報^{[1][2]}に続くものである。

道路の混雑状況については、道路交通情報通信システムセンター（VICS）が提供するVICS情報が一般的にはよく知られているが、歩行者のためのVICS情報のようなものは知られていない。Googleやナビタイムジャパンなどが提供する歩行者向けの経路探索システムでは、最短経路を提示するものが主であるが、例えば車いす利用者や歩行に支障がある人にとっては、混雑する群衆の中を移動するよりも、多少遠回りであっても人混みを避けて移動できる方が安全で快適である場合が多い。

このような情報を提供するためには、歩行空間となる場所の状態を随時伝えるための仕組みが必要となるが、経路が限定される道路空間に比べて歩行空間は自由度が大きく、さらにこれを評価するための機械的なシステムが存在しない。ところが、近年のセンサー技術の発達によりもたらされた数多くのウェアラブルデバイスやスマートフォンは、単に装着者の歩数や健康状態を記録するための道具としてだけでなく、前述の目的のために応用できる可能性を秘めているのではないかと考えられる。

2. 研究目的

歩行者の身体加速度を計測し、これを用いて推定される歩行状態から歩行者周辺の都市環境について評価をおこなう一連の手法について検討を行う。

3. 研究方法

3.1 研究概要

加速度センサーと記録媒体（SDカード）を搭載したセンサーモジュールを身体に装着した状態で歩行を行い、身体加速度を記録する。センサーモジュールの装着位置は、既往研究^[2]により明らかになったように、

時間窓長を1[sec]とすればどの位置でもほとんど精度が変わらないことから、胸部（装着が難しい場合は鳩尾部）とすることとした。

はじめに、教師データとするための身体加速度を実験室において採取する。その後、実際の都市空間内で歩行を行い、テストデータとするための身体加速度を採取する。

実験後にデータの処理を行い、識別期の作成と識別を行う。実験室において得た身体加速度についてはFFTによって周波数ごとのスペクトル密度に変換し、経時的に変化するスペクトル密度の時系列的なまとまりを特徴ベクトルとして扱う。実空間において採取された身体加速度も同様の処理を行い、特徴ベクトルを得る。

教師データとする特徴ベクトルには、実験時にあらかじめ設定した歩行状態を紐付けをおこない、これをテストデータに対して適用することで、テストデータの各時断面における歩行状態を推定する。

識別期の作成と状態推定は、被験者個々のデータに対して実施する。被験者個々の各時断面における歩行状態を平均化し、対応する時空間平面上の「歩行しにくさ評価」を得る。

3.2 身体加速度の計測

身体加速度の計測には、筆者らが作成したセンサーモジュールを用いる。センサーモジュールの制御部はArduino UNOを用い、これに加速度センサー（Kionix KX94-2050）およびSDカードスロット、LEDを搭載することで必要な機能が得られるように設計した。電源は単3電池を4本用いて得ることとし、電池ケースとモジュール部分を一体化するように固定した。

センサーモジュールを身体に固定する方法は、伸縮性のある生地に面ファスナーが縫い付けられた市販のベルトを身体に巻き付け、ベルトが重なり合う部分にセンサーモジュールを挟み込むようにして固定することとした（図1および図2）。

3.3 実験場所および日時

教師データおよびテストデータはいずれも2014年9月28日に採取した。教師データを得るための実験室実験はB大学校舎内の廊下において実施した。教師



図1 センサーモジュール外観



図2 センサーモジュールの装着方法

表1 実験で扱う歩行状態

歩行状態	具体的な内容
P1 通常歩行	日常的な歩行と同じように直進する
P2 回避歩行	籠目格子状に配置された高さ約2000[mm]のポールの間を縫うように歩く
P3 静止	歩くのをやめてその場で静止する（静止中の身体加速度）

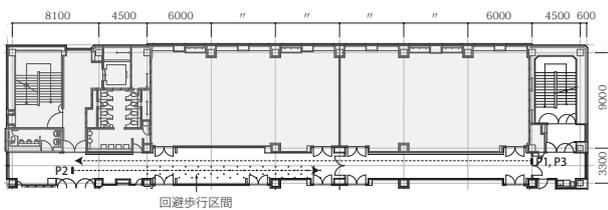


図3 実験室実験空間の平面図



図4 実験室実験（P2：回避歩行）の様子

データとして採取する歩行状態は、表1に挙げる3種類の歩行状態とした。各歩行は図3中の直線的な廊下空間を歩行することで採取する。回避歩行を再現するために、約2[m]の円筒形ポールを密に並び立て、二本一組となったポールの間を縫って歩くように被験者に指示をする。ポールの間隔は前後左右450～600[mm]となっており、体を傾けたり歩幅を狭めるなどしないと通り抜けられないように設定した。また、足下ばかりに気をとられないように、目線の高さを目印となるテープを貼付し、その高さで目線を固定したまま歩くように指示した（図4）。また、テストデータを得るための実空間実験は、東京都内にある鉄道駅舎の改札外の通路空間とした（図5）。



図5 実空間実験（券売機前）の様子

実空間実験を行う際は、被験者は5人1組で歩行を行う。改札前を地点A、通路空間を抜けた先を地点Bとし、A-B区間の往路と復路それぞれで計測を実施する。被験者は一団となって歩行するのではなく、図6に示す位置どりで歩行するようそれぞれの被験者に対して指示する。ただし、実験時は実際の周辺状況に合わせて無理なく歩行するように指示した。

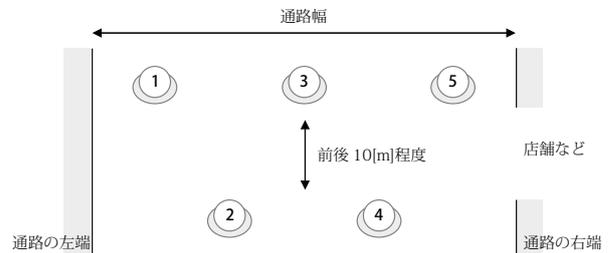


図6 実空間実験時の被験者の位置取り

3.4 被験者

大学生(21～24歳)の男性5名、女性5名(計10名)を対象として実施した。実空間実験の際に編成する5人のグループは、男性および女性のみ5名ずつを1グループとした。

3.5 計測方法

センサーモジュールに記録される身体加速度は、XYZの3軸加速度(単位は[G])が約1000分の2～3秒おきに記録される仕組みになっている。実験室実験では計測開始から30[sec]の期間だけ記録を行い、実空間実験では120[sec]の期間だけ記録を行うこととした。これらの時間は実験空間の歩行距離を元にして算出した値である。

3.6 分析方法

下記の手続きで計測データの分析を実施した。

- ①三軸加速度について二乗和平方根を計算し、身体加速度の大きさに換算する。
- ②身体加速度データに対して標準化と線形補間をおこない、1/1024[sec]間隔の時系列データに整える。
- ③実験室実験の身体加速度データから11[sec]ぶんどけ切り出す。同様に、実空間実験の身体加速度データから111[sec]ぶんどけ切り出す。
- ④高速フーリエ変換(FFT)を身体加速度データに対して実施する。既報の結果より時間窓長を1[sec]と設定すると、得られる特徴ベクトルは実験室実験が10秒分、実空間実験が110秒分となる。得られるスペクトルは0～10[Hz]までの11スペクトルである。
- ⑤実験室データをFFTすることで得た特徴ベクトルを教師データとして扱うため、特徴ベクトルの各時刻データの末尾に歩行状態を追記する。歩行状態は身体加速度データに対応する実験のもの(定常歩行であれば「Walk」)でラベルをつける。
- ⑥上記の手順で教師データとテストデータの整理をおこなった後、SVMにより学習をおこない、テストデータに適用することで、テストデータの各時刻における歩行状態を推定する。機械学習には統計ソフトR(バージョンは3.0.2)とkernlabライブラリを用いた。

4. 実験結果および考察

4.1 被験者間の歩行状態推定精度

都市環境の評価手法について検討をおこなう前に、教師データとして扱う特徴ベクトルについて検証をおこなう。歩行状態の推定精度を、同一被験者内および他の被験者間の推定結果から検証をおこなう。

三種類の歩行実験から得られた特徴ベクトルを連結し、三種類の分類ラベルを持つ特徴ベクトルとする。その上で、同一被験者内での推定では特徴ベクトルの半数をランダムに抽出し、教師データとテストデータとに分けて推定を実施する。異なる被験者間の推定では、各被験者の特徴ベクトルを全て用いて推定をおこなった。結果を表2に示す。

表2 歩行状態の推定精度(誤識別率[-])

被験者番号	テストデータ										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
教師データ	1	0.0073									
	2	0.4111	0.0000								
	3	0.5912	0.3195	0.0088							
	4	0.4634	0.1538	0.4588	0.0036						
	5	0.4283	0.2652	0.4187	0.1884	0.0062					
	6	0.5816	0.3227	0.3823	0.5860	0.4866	0.0062				
	7	0.4426	0.1616	0.3708	0.1335	0.3271	0.2173	0.0078			
	8	0.3255	0.2311	0.2061	0.2600	0.3305	0.1171	0.2829	0.0000		
	9	0.6094	0.2964	0.1920	0.3159	0.3341	0.4140	0.2620	0.2732	0.0120	
	10	0.4169	0.2959	0.3698	0.3799	0.3417	0.0736	0.3846	0.2938	0.6224	0.0047

表2より、同一被験者内での誤識別率は全ての被験者でせいぜい1[%]程度であり、同一被験者内での推定はきわめて精度が高いことがわかる。他の被験者間の推定では、よくても7[%]程度の誤識別率であるが、単純平均で35[%]程度の誤識別率となっていることから、被験者個別の識別モデルを用いて推定をおこなった方がよい推定結果を得られるものと考えられる。

従って、次項では被験者個別の識別モデルを教師データから得た上で、実空間実験で採取した身体加速度に適用し、各時刻の歩行状態を推定する。

4.2 実空間における歩行状態の推定

実験室実験による教師データと、実空間実験によるテストデータとから、実空間を歩行中の各時刻における歩行状態を被験者ごとに推定した。通常歩行と推定された状態を1、回避歩行を0.5、静止を0と数値化し、これを5人の歩行グループで単純平均したものを、各時刻の歩行状態として数値化した。これを「歩きにくさ度」とし、色の濃淡で示したものが図7である。

15時台と16時台で共通しているのは、A→B方向の流動では、地点B側の自動ドアを入った場所ではほとんど静止状態として推定されている点である。この場所には上階へ向かうエスカレーターがあり、その待ち行列とA→B方向の流れが交錯することで滞留が生じていたことが数値として表現されていることがわかる。逆にB→A方向の流れでは待ち行列と交錯しなかったことから、比較的スムーズに流動していることがわかる。

両側を店舗に挟まれて屈曲する箇所では、16時台のA→B方向以外でかなり滞留している様子が見える。券売機前の空間では、16時台の方が「歩きにくさ度」が高く、混雑していた様子が見えるが、これは当該箇所の外側のデッキ上でライブ演奏がおこなわれており、これを鑑賞する人たちによる混雑が滞留を生じる原因になっていたものと考えられる。

以上のことから、本報において述べてきたワークフ

ローに従うことで、教師データに基づいて推定した歩行状態を用いて歩行者周辺の状況を可視化し、評価することが可能であると考えられる。

5. まとめ

本研究は、機械学習によって歩行者の身体加速度からさまざまな歩行状態を推定し、その結果から都市空間の「歩きにくさ」を評価することを目的として実施されたものである。

機械学習によって推定される歩行状態の推定精度は、被験者ごとに得た識別モデルによる推定は極めて精度が高く、また、これを用いた都市空間内での歩行状態推定と指標化は、実際の状況を反映した「歩きにくさ度」として可視化されたことから、歩行者のための都市環境評価手法として活用できる可能性が示された。

参考文献

- 1) 遠田敦, 渡辺秀俊, 高橋正樹, 吉岡陽介, 佐野友紀, 林田和人: 身体加速度のスペクトル解析に基づいた歩行状態の識別 歩行状態および路面性状の識別精度に対するセンサー装着部位の影響, 電子情報通信学会, 2014-05
- 2) 遠田敦, 渡辺秀俊, 高橋正樹, 吉岡陽介, 佐野友紀, 林田和人: 身体加速度のスペクトル解析に基づいた歩行状態の識別 その1 センサー装着部位の違いが歩行状態の識別率に及ぼす影響, 日本建築学会, 学術講演梗概集, 2014-09-14 Science, 10 July 1981, Vol. 213, no. 4504, pp. 220-222

*1 東京理科大学 理工学部 助教 博士 (建築学)

*2 文化学園大学 造形学部 建築・インテリア学科 教授・工学博士

*3 早稲田大学 人間科学部 准教授 博士 (工学)

*4 文化学園大学 造形学部 建築・インテリア学科 教授 博士 (工学)

*5 千葉大学大学院 工学研究科 助教 博士 (工学)

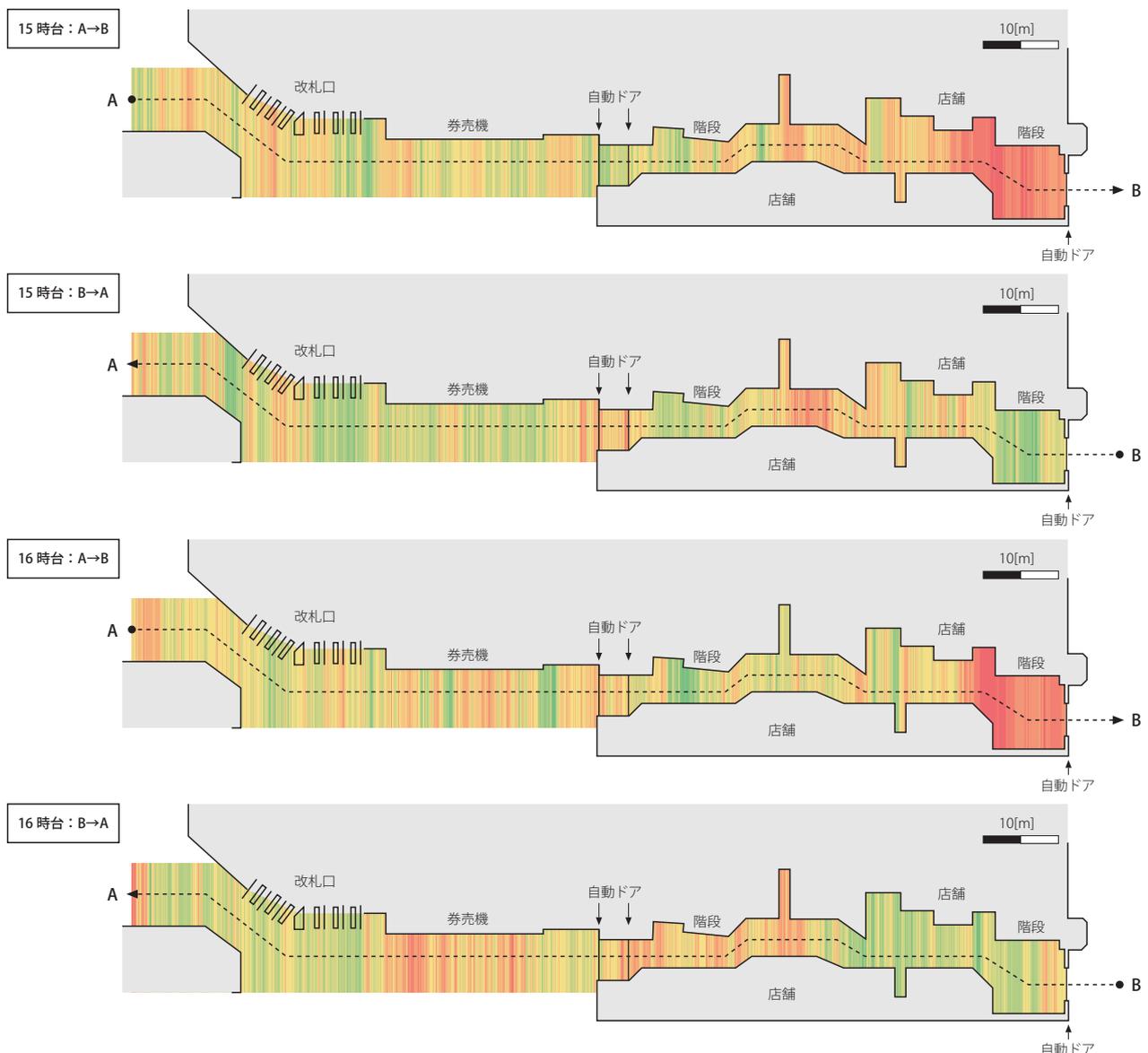


図7 「歩きにくさ度」のマッピング結果