

# 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

## Development of Accessibility Visualization System through Analysis of Multidimensional Time-Series Data

岩澤有祐<sup>\*1,2</sup>

Yusuke Iwasawa

<sup>\*1</sup> 東京大学工学研究科技術経営戦略学

Graduate School of Engineering Science,  
Tokyo University, Japan

矢入郁子<sup>\*2</sup>

Ikuko Eguchi Yairi

<sup>\*2</sup> 上智大学理工学研究科理工学専攻  
情報学領域

Graduate School of Science and Engineering,  
Sophia University, Japan

近年様々なスマートデバイスを用いた行動データ取得がなされるようになってきたが、行動データを応用了した仕組みは少ない。この要因として、行動データは多次元時系列データであり、マルチラベルなデータであることから解析が困難であることがあげられる。本稿では、実際の行動データとして iPod touch によって取得した車いす行動データを解析し、車いすにとっての路面アクセシビリティ可視化手法の提案を行う。

### 1. はじめに

クラウドコンピューティングやユビキタスコンピューティングの普及により、人間行動情報を蓄積、利用した新たなシステムの作成に大きな注目が集まっている。インターネット上においてはユーザの行動がデータベースにログとして蓄積され、Amazon のレコメンデーションシステムや Google Flu Trend など、ユーザの購買行動や検索行動を用いて個人にパーソナライズした情報提供や、インフルエンザの流行状況のような重要な情報が推定・提供されている。これらのシステムのように、人間行動データを利用するインテリジェントなシステムの構築が進んでいる。

近年スマートフォンやリストバンド型のセンサに代表されるようなウェアラブルデバイスの普及により、Web 上の行動だけでなく実環境における人間行動データを容易に計測することが可能となってきた[Swan, 2012]。特にスマートフォンに代表されるようなスマートデバイスは加速度センサやジャイロセンサ、GPS など様々なセンサを搭載しており、センサデータを有効活用した様々な次世代アプリケーションの創発が期待されている。

われわれの研究室では、スマートデバイスを利用した次世代アプリケーションシステム開発の一環として、iPod touch や Sun SPOT によって計測した車いす走行ログを利用した路面アクセシビリティの可視化に関する研究を行ってきた。これまでの研究では、加速度振動レベル(VAL)による路面状況の評価や、機械学習を用いた分類による段差の抽出による評価を行い、1 人分のデータを利用することで、縁石・点字ブロックの 79% を推定できることを示した[Fukushima, 2011][岩澤, 2013]。本稿では、iPod touch に搭載された 3 軸加速度センサによって計測した単一経路 18 周分(6 名分 1 あたり同一経路を 3 周したデータ)の車いす走行データを利用して、東京都四ツ谷周辺約 1.5km の縁石・点字ブロック・その他段差、坂情報を抽出し可視化した結果について報告する。対象となるデータセットは、1 つの観測点(時間)に対して複数の観測値が計測された時系列データであり、またそれぞれの時系列データは経路上のいざれかの位置に紐づいている。空間に紐づいたデータから「どこで何がおこったのか」「空間的な特徴点はどこなのか」等を明らかにする研究は空間情報学と呼ばれ広く行われてきている。本研究

は、近年急速に発達するスマートデバイスによるセンシング技術と空間情報学の研究を応用了した第1歩の研究である。

本論文の構成は次の通りである。2 章では、提案する路面アクセシビリティ評価手法について、関連研究をレビューしてまとめる。3 章では、提案手法の評価に用いるデータセットの取得方法およびに計測データについてまとめる。そして、4 章で評価結果を述べ、5 章でまとめ・将来課題を述べ、本稿の結びとする。

### 2. 路面アクセシビリティ評価手法

#### 2.1 研究概要・関連研究

1 章でも述べたように、本稿では位置情報付きの車いす走行データを用いて路面アクセシビリティの可視化を行う。特に本稿では、車いすにとって危険が大きいと考えられる段差と坂を対象とした分析を行う。段差や坂状況を地図上に表示することによって、車いす利用者は事前に路面の状態を把握した上で走行プランを練ることが可能であり、また出来る限り危険の大きい箇所をさけて通ることが可能である。

センサデータではなくソーシャルパワーを利用したシステムとして Miura が提案する、バリアフリー情報に関する情報収集プラットフォームがある[Miura, 2012]。Miura の研究では、人々がバリアフリーに関する情報をプラットフォーム上に送信し、送信された情報を評価し合う仕組みによって重大なバリア情報の抽出を試みている。また Hara らは、Google Street View 上で「舗道上の障害物」「大きな溝」といった路面バリアに関する情報をラベル付けできるシステムを開発し、マンパワーによるバリア情報の集積を行っている[Hara, 2013]。

また、その他のアプローチとして、政府や自治体が管理する過去に発生した交通事故情報などのオープンデータを利用して危険箇所を明らかにする試みがある。NYC Crashmapper ではニューヨーク死刑が公開した衝突事故のデータを利用して、交差点ごとの事故の発生頻度によって交差点の危険度を地図上に可視化している。同様の試みは日本でも普及し始めており、栃木県の交通死亡事故マップなどが存在している。これらのシステムや研究を利用することによって、利用者は事故や大きな障害が発生している箇所をさけて移動することが可能となる。

われわれの研究の主目的は、位置情報付きの車いす走行データから、「どこでどういう行動が行われたのか」を抽出し、空間の評価を行うことである。障がい者が日常的に利用可能なウェアラブルデバイスを用いてデータの収集を行うことによって、新たに特別なシステムを導入することなくシステムの構築を行うことが出来る。また、マンパワーを前提とせず、日常的に自動で計測されるセンサデータを利用することによりデータを大量かつリアルタイムに路面アクセシビリティ情報を取得可能であり、路面の再評価を容易に行うことが出来る。これらのシステムをベースとして、より高度な解析により個々人にとっての路面危険性や過去のヒヤリハット情報の抽出・可視化を行う、今までにない新たなシステムの開発を目指す。

## 2.2 機械学習を利用した路面状況のスコア化

先攻研究では、車いす走行ライログを一定時間間隔で分割し、分割したサブ時系列ごとに段差/平らの分類を行い路面状況の可視化を行った[岩澤, 2013]。結果として、最も分類精度が高かった被験者のデータを用いた場合に全段差 75 カ所中 59 カ所(約 79% の再現率)を抽出できることを示した。また、段差と推定された箇所は 62 カ所であり、適合率は  $59/62=$  約 95% であった。一方で、段差分類に関する再現率はデータセットに依存しており、特に手動車いすのデータセットを用いた場合には最も悪い場合で 0.3 程度まで低下する結果となっていた。また、1 周ごとに段差抽出の正誤判定を行っていた。複数周分のデータを有効活用することが出来ればアクセシビリティ可視化性能の向上や、特異点の発見が期待でき、新たな枠組みが必要である。

本稿では、先攻研究のアプローチを拡張し、複数周分のデータを集約・評価する最も単純なアプローチとして、一定の空間内で発生した行動の発生頻度によって路面状況のスコア化を行う。位置情報付き行動センシング時系列データから路面状況のスコア化を行うステップは次の通りである。

### 1. 行動の推定

計測した行動ライログデータを  $N$  個の分類器によって分類する。これにより、 $(C_1, C_2, \dots, C_N, \text{緯度}, \text{経度})$  のペアを得る。なお、 $C_i$  とは分類機  $i$  によって分類されたラベルであるものとする。

### 2. 位置情報付き行動データの集約

1.の行動推定によって得られた $(C_1, C_2, \dots, C_N, \text{緯度}, \text{経度})$  のデータを、正方形グリッドごとに集約する。すなわち、各グリッドに対して(行動1のカウント、行動2のカウント、…、行動  $N$  のカウント行動1～行動  $N$ までのいずれの行動でもない行動のカウント)を得る。なお、本論文では行動1～行動  $N$ までのいずれの行動でもない行動を通常行動と呼ぶ。

### 3. グリッドごとの行動発生頻度の評価

グリッド内の行動 1～行動  $N$ までの発生スコアを、通常行動に対する割合として求める。すなわち、

$$\text{行動 } i \text{ の発生スコア} = \frac{\text{行動 } i \text{ のカウント}}{(\text{行動 } i \text{ のカウント} + \text{通常行動カウント})}$$

により求める。これにより、行動  $i$  がどの程度発生しているのかをスコアとして記録する。

このように、区間内での行動の発生頻度によって路面のスコア化を行うことにより、複数周分のデータを集め評価することが出来る。

## 3. iPod touch による車いす走行データの計測

### 3.1 計測方法

本稿では、上智大学周辺経路の走行実験により取得した外部環境での車いす行動ライログを利用して解析を行う。経路の長さは 1 周約 1.5km であり、1 人あたり 3 周している。実験参加者は電動車いす利用者 2 名、手動車いす利用者 4 名の合計 6 名である。経路は、東京都四ツ谷駅周辺の経路を Google Street View と歩行、車いすでの走行により確認し、実験の安全性と有効性の観点から坂、車歩間の縁石、点字ブロック等様々な路面上の段差を含む経路を選定した。実験時には、ビデオ記録者と走行中の行動の記録者の最低 2 名が並走し、経路の指示や安全の確保につとめた。また、走行実験後には経路に対するアンケートを行い、走りにくかった箇所や走りやすかった箇所について過去の経験や今回の走行中の行動をふまえてヒヤリングした。

図1は、車いす後方から実験中に撮影したビデオの 1 場面を切り抜いたスナップショットである。各被験者の車いすの両輪、車いすの座席下、およびに車いす利用者が普段携帯電話やスマートフォンを持ちあぐ場所の 4 カ所に iPod touch を設置し、iPod touch 内部に搭載された加速度センサによって車いす走行データを計測した。iPod touch のようなスマートデバイスは安価で小型でありながら強力なセンサを内蔵しており、近年人間行動分類の研究においてよく用いられている[Chen, 2011] [Zhang, 2010]。なお、今回の解析では基礎解析の結果最も有効であった車いす下部のセンサを利用して解析を行う。また、位置情報計測のために、準天頂衛星のレシーバをリュックに入れ、車いすの後方に設置した。

### 3.2 計測行動データと教師データの作成

3.1 で述べたシステムによって、車いす走行動態を加速度データ、位置データ、動画データとして記録した。計測時間は 1 人当たり約 60 分の 6 人合計およそ 360 分である。

#### 【加速度データ】

4 台の iPod touch に内蔵された加速度データによって記録した。各加速度センサのサンプリング周波数は 50Hz に設定されている。6 人分の加速度サンプル数はセンサごとにおよそ 900,000 サンプルである。

#### 【位置データ】

位置データ計測のために、実験においては準天頂衛星を利用した。しかし、今回の計測ではマルチパス効果の影響により高いビルがある箇所などで位置情報のずれが大きくなっていた。

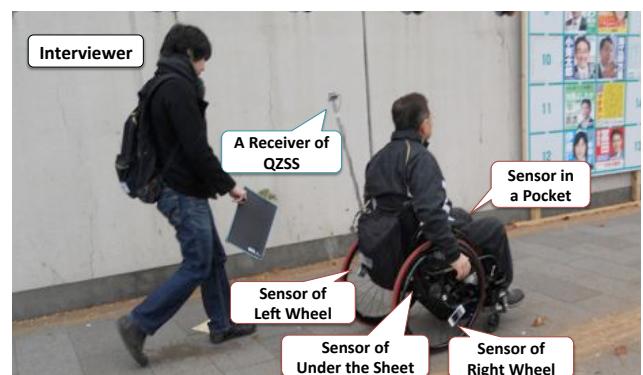


図 1 車いす走行ライログセンシングシステム

そのため、今回の解析では動画データから手動で位置情報を抽出、補正した位置情報を利用した。補正 GPS データ作成の際には、方向転換箇所や速度の増減があった場合にその位置情報を記録した。

### 【動画データ(ラベルデータ)】

車いす行動を SVM によって分類するために、後方から動画を撮影し、撮影した動画データから行動のラベルデータを作成した。ラベルデータは、(行動タグ、開始時間、終了時間)といった形で、記録されており、縁石、点字ブロック、坂などの路面状態に関するラベル、静止行動、移動速度の変化(高速、低速)、左折、右折などの行動に関するラベル、混雑状況での移動、対面自動車などの周囲の環境に関するラベルの計約 50 の状況・行動を記録している。図 2 に、ラベル作成例を示す。段差乗り越えの際の様子を 4 フレーム時系列にそって切り出した画像を示す。図 2 の左端の写真において右前輪のタイヤが縁石にさしかかっている。そのため、この時間を開始時間として記録する。また、右端の写真ではすべてのタイヤが縁石を乗り越え終えている。この時間を終了時間として記録する(図 2 右端)。また、行動 A の途中に行動 B が含まれている場合にはどちらも記録する。例えば図 2 の中央右の状態では縁石行動が継続中であるが、点字ブロックに新たに乗り入れるために、点字ブロック行動としてのラベルも同時に記録している。



図 2 ラベルデータ作成例

## 4. 路面アクセシビリティ推定結果

### 4.1 データセット

集約評価にあたり、機械学習の手法を用いて車いす走行行動を静止行動、縁石行動、点字ブロック行動、その他段差行動、坂行動、通常行動の 6 つ行動に分類した。なお、その他段差行動としては、マンホール上の走行や、路面上にある溝に引っかかったといった行動を抽出している。機械学習機としては汎化能力が高く、行動分類をはじめとする時系列データの分類にも近年よく用いられている SVM を利用した[Xing, 2011]。分類方法としては、先攻研究で段差の分類を行った場合と同様に、計測した車いす走行ログを一定時間間隔(以下ウインドウサイズ)でサブ時系列データに区切り、サブ時系列データごとに分類を行っている(図 2 参照)。すなわち、各サンプルは(静止行動であるか、縁石行動であるか、点字ブロック行動であるか、その他段差行動であるか、坂行動であるかどうか、緯度、経度)という情報で表されている。ウインドウサイズとしては、静止をのぞく分類で最も高い精度であった 10.0 秒(0.5 秒から 10.0 秒まで 0.5 秒刻みに F 値ベースで評価)を採用しており、サンプル数は 6 人 18 周分合計 1952 サンプルである。また、分類に際して、生データ上の特徴から各サブ時系列を X, Y, Z 軸それぞれの平均値と標準偏差値の特徴ベクトルに変換して分類を行った。

### 4.2 閾値ベースでの静止行動・段差・坂の可視化

図 3 に 18 周分のデータを集約した路面アクセシビリティの可視化結果を示す。緑枠で囲われた箇所は実際に坂があり坂と推定できている箇所、赤枠で囲われた箇所は実際に縁石があり

縁石と推定できた箇所、黄色枠で囲われた箇所は実際に点字ブロックがあり点字ブロックと推定できた箇所を示している。また、可視化に際して、対象行動の発生スコアが 0.5 以上の場合に図 3 中に示す可視化色コードに従って円をプロットしている。すなわち、グリッド内で対象行動が通常行動よりも発生頻度が高い場合に、対象行動が発生したものとしている。なお、実際の経路には坂が 1 カ所、縁石が 12 カ所、点字ブロックが 12 カ所存在している。

結果として、正しく検出できていた箇所は坂、縁石、点字ブロックの順に 1 カ所、8 カ所、5 カ所であり、また坂、縁石、点字ブロックと予測した場合の誤推定箇所はそれぞれ 0 カ所、1 カ所、3 カ所であった。再現率および適合率に換算すると、坂、縁石、点字ブロックの再現率はそれぞれ、1.0, 0.75, 0.42 であり、適合率は同様に 1.0, 0.89, 0.72 となっている。このように、車いす移動にとって不快感や危険の原因となりやすい坂や縁石を高い適合率で抽出できている。

図 4 は縁石と点字ブロック、その他段差を区別しない場合の段差の推定結果と実際の状況の比較を示している。左側が実際の行動をマッピングした結果であり、右側が推定行動をマッピングした結果である。図中赤く示された箇所が検出された段差、青枠が未検出の段差、緑枠が誤推定された平ら路面箇所を示している。

結果として全段差 29 カ所中 15 カ所が抽出されており、実際に段差がない箇所で段差と誤推定された箇所は 1 カ所のみであった。再現率は約 0.52、適合率は約 0.94 である。また、未検

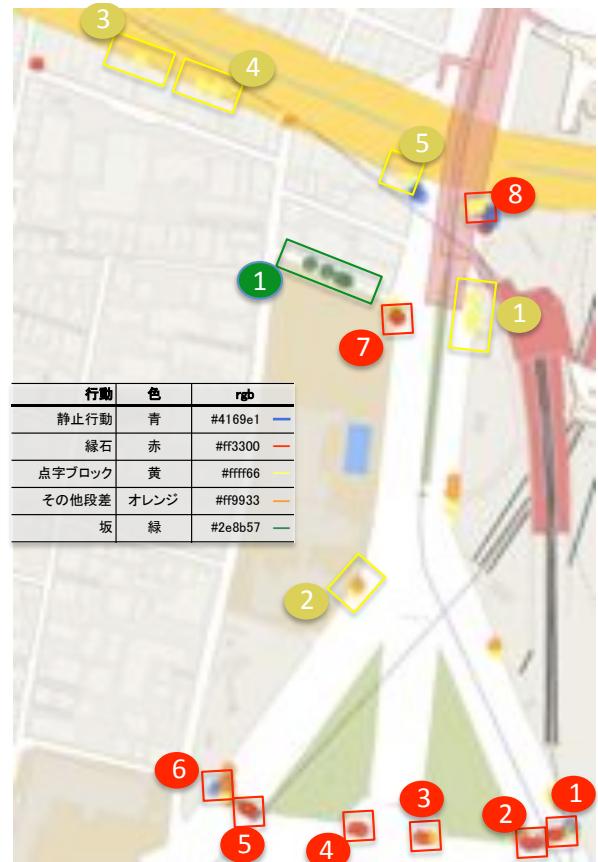


図 3 18 周分のデータ集約結果による路面状況の可視化結果。図中に示されたカラーコードに従って、静止行動、縁石、点字ブロック、その他段差、坂を Google Map 上にプロットしている。



図 4 実際の行動と推定行動のマッピング比較結果

出であるサンプルの内訳は縁石が 1 カ所、点字ブロックが 6 カ所、その他段差が 7 カ所である。特にその他段差に関しては 8 カ所中 7 カ所が未検出となっており、特にマンホールや路面上の溝といったその他段差に関する分類精度が低くなっている。今後の検討が必要である。

## 5. 結論・将来課題

本論文は、iPod touch によって取得した 6 名分およそ 360 分の加速度ログデータを利用して、18 周分の走行データを集約・評価した路面アクセシビリティ可視化結果についてまとめたものである。本研究のように、iPod touch のように安価なセンサで外部環境にて計測した車いす利用者の走行データをもじいて行動分類・路面アクセシビリティの可視化を行った研究は筆者が知る限り類をみず、安価で普及しているセンサによる路面アクセシビリティ評価の可能性を探る上で意義のある研究である。

位置情報付き行動データを集約して路面アクセシビリティを評価する最も単純な方法として、5m 四方のグリッドごとに行動の存在確率から路面状況をスコアリングし評価する手法を実装し、全 1952 サンプルを利用して縁石、点字ブロック、その他段差、坂の可視化を行った。結果として、特に車いす走行行動に関して不快感や危険を発生させやすい段差や坂を、それぞれ適合率 0.95, 1.0 で抽出できることを示した。また、段差の抽出に関しては、段差の中でも大きな衝撃を発生させがちな縁石の 75%を抽出できることを示した。このように、iPod touch をベースとしたシステムによって路面アクセシビリティを可視化することが可能であることを確認した。さらに研究を発展させるための方向性として、次の 3 つの方向で研究を行う。

### 【1. 評価区間の区切り方の高度化】

本稿では、位置情報付きの行動データの集約の際に、正方形のグリッド単位で情報を集約し、路面のスコアリングを行った。しかし、この手法は大別して次の 2 つの大きな問題点がある。

- 1) 実際の路面は単純なグリッドではなく、また可視化対象によっても異なること
  - 2) 単純な矩形による集約は、矩形ごとの情報量に偏りを持たせること。例えば、ある矩形には 1000 個の情報が登録されており、ある矩形には 10 個の情報しかない場合に評価の信頼性に偏りが出ると予想されること
- このような問題を解決することで、より精度の高い路面評価が見えることが期待される。

### 【2. 空間評価方法の高度化】

単純な閾値によって集約したデータを評価するだけでも、路面状況の推定は可能であることを本稿の結果は示している。しかし、より適切な路面アクセシビリティの可視化のためには、路面の事実的状況の推定だけでなく、どの程度危ないか、身体的・心理的負担感の推定が必要である。このためのアプローチとして、われわれは次の二つのアプローチを検討している。1) 時系列データから事故情報などの特異な行動情報を抽出する、2) 交通事故情報などのオープンデータとの混合により、事故発生個所と路面スコアが類似した箇所を探索する。

### 【3. 大規模データの利用および大規模データに適した手法の拡張】

大規模なデータを利用して、多様な空間を評価することで、より信頼性のある結果を得ることが出来ると考えられる。アプリケーションの公開や自治体との連携により、大規模かつ長期間のデータ取得と、大規模データに適した手法の開発を行う。

## 謝辞

実験に参加して下さった全ての皆様に感謝します。本研究は立石財団の助成のもと行われました。

## 参考文献

- [岩澤, 2013] 岩澤有祐, 矢入郁子. 車いす走行ログの時空間解析による路面状況推定システム. 人工知能学会全国大会 2013
- [Chen, 2011] L Chen, CD Nugent, H Wang. "Activity recognition using cell phone accelerometers". ACM SIGKDD Explorations Newsletter archive, vol. 12, issue 2, pp. 74-82, 2011
- [Fukushima, 2011] Y. Fukushima, et al. "Sensing human movement of mobility and visually impaired people". ASSETS '11 The proceedings of the 13th international ACM SIGACCESS conference on Computers and accessibility, 2011
- [Hara, 2013] K. Hara, V. Le, and J. Froehlich. "Combining crowdsourcing and google street view to identify street-level accessibility problems". CHI '13 Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp. 631-640, 2013
- [Miura, 2012] T. Miura, et al. "Barrier-free walk: A social sharing platform of barrier-free information for sensory/physically-impaired and aged people". In Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), pp. 2927-2932, 2012
- [Swan, 2012] Melanie Swan. "Sensor Mania! The Internet of Things, Wearable Computing, Objective Metrics, and the Quantified Self 2.0". Journal of Sensor and Actuator Networks, pp 217-253, 2012
- [Wang, 2005]. S. Wang. "Human activity recognition with user-free accelerometers in the sensor networks". Neural Networks and Brain, 2005. ICNN&B '05. International Conference, pp 1212-1217, 2005
- [Zhang, 2010] S. Zhang, P McCullagh, C Nugent. "Activity Monitoring Using a Smart Phone's Accelerometer with Hierarchical Classification, Intelligent Environments (IE)", 2010 Sixth International Conference on, pp. 158-163