

# 車いす漕ぎ行動中の加速度変化量を利用した 路面アクセシビリティ評価手法

Road Accessibility Evaluation by Acceleration's Variation during Wheelchair Propulsion

長峯 洸弥\*<sup>1</sup> 岩澤 有祐\*<sup>3</sup> 松尾 豊\*<sup>3</sup> 矢入 郁子\*<sup>1</sup>  
Koya Nagamine Yusuke Iwasawa Yutaka Matsuo Ikuko Eguchi Yairi

\*<sup>1</sup>上智大学大学院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

\*<sup>2</sup>東京大学大学院工学系研究科技術経営戦略学専攻  
Graduate School of Engineering Science, Tokyo University, Japan

Recent expansion of intelligent gadgets, such as smartphones and smartwatches with vital sensors, make it easy to sense a human behavior. We are developing a road accessibility evaluation system inspired by human behavior sensing technologies. This paper proposes a method evaluates road accessibility for wheelchair users based on the users' physical strain level. The physical strain level is estimated by acceleration's variation of the driving axis during manual wheelchair propulsion. We collect 11 wheelchair users' driving data and evaluate the relationship of acceleration's variation with user's heart rate and driving environment. This paper reports the estimation result and the empirical validation.

## 1. はじめに

スマートフォンやスマートウォッチのような多彩なセンサを搭載したデバイスの普及によりデータセンシングが容易となったことで、人間行動データを計測し活用する動きが活発化している [Swan 13]. 筆者らは車いすユーザのスマートフォンによって計測した加速度データ（以下車いすセンシングデータ）を利用して、走行環境によって変化する車いすユーザにとっての路面アクセシビリティを評価するシステムの研究開発及び提案を行ってきた [Fukushima 11, Nagamine 15, Iwasawa 16]. 図 1 に提案システムの概要を示す. これまで筆者らは、車いすセンシングデータから路面状態（坂の有無、路面の種類、点字ブロックの有無、障害物の有無など）を予測する機械学習モデルを作成してきた. この機械学習モデルを使用することで、従来の人手による方法 [Hara 13] と比較してコストを低下させることができ、広域の路面アクセシビリティマップの作成が容易となる.

本稿では車いすセンシングデータを用いて、路面状態などによって変化する車いすユーザの負担度合いを評価する方法を提案し、新たな路面アクセシビリティ評価手法として利用可能であるかを検証する. 評価結果は、移動時間などの従来の経路評価指標とは異なる新たな指標によるナビゲーションや、高齢者・障害者にとって低負担のまちづくり指針作成といった用途に活用することができる.

負担の評価には、心理指標を用いた方法や生体センサを用いた方法が提案され、主にスポーツやヘルスケアの領域で活用されてきた [Sallis 00]. しかしこれらの手法は、アンケートの回答時間や特殊なセンサ機器を必要とするため広域のデータを取得することが困難であった. そこで近年広く普及しているスマートフォンに搭載される慣性センサのみから負担評価を行うことができれば、負担に関するデータの取得を手軽に行えるための多人数・長時間・広域にわたる大規模なデータセットの蓄

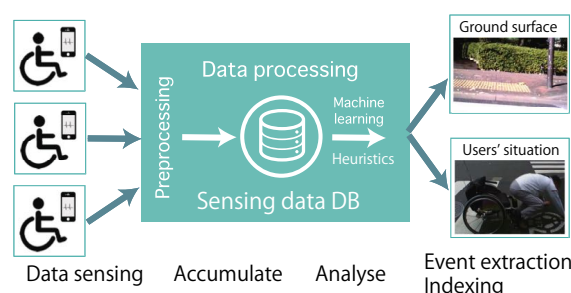


図 1: 路面アクセシビリティ評価システム：車いすユーザのスマートフォンで計測したデータから路面状態やユーザの状態を認識し路面アクセシビリティの評価を行う。

積が可能となる.

本稿の特徴は、スマートフォンに搭載されるセンサから漕ぎ行動の推力によって生じる加速度の変化量を計測することで、車いす走行時の負担を定量化し路面アクセシビリティの評価を行う点である. 車いす走行時の負担は、漕ぎ行動の負荷である推力の大きさに影響される. そのため、推力の大きさによって変化する加速度の特徴をスマートフォンに搭載される加速度センサから計測することで、負担を評価することが可能となる. 利用する加速度の特徴とは、漕ぎ行動中の車いす進行方向の加速度の変化量である. 本稿では 11 名合計 4.5 時間分の車いす走行データを収集し、加速度の変化量と心拍数の相関係数や走行環境との分析を通して提案手法の有効性を評価する.

本稿の貢献は以下の二点に集約される. 一点目は、スマートフォンに搭載されたセンサのみで車いす走行時の負担を評価する方法を提案したことで、従来の負担評価手法に比べて手軽に負担の評価を行える点である. 二点目は、車いす走行時の負担の大きさに関するデータを蓄積することで、どのような走行環境が車いすユーザに負担を与えるのかを明らかにできる可能性が示唆された点である.

以降 2 章では漕ぎ行動中の加速度変化量を負担評価に利用することの妥当性について論じた後、3 章で提案手法の負担評

連絡先: 長峯洸弥, 上智大学大学院理工学研究科理工学専攻  
情報学領域, 東京都千代田区四番町 4-7, 03-3238-3280,  
nagamine@eagle.sophia.ac.jp

価手法としての有効性を心拍数との相関係数を用いて評価する。4章では、負担評価結果と地図上に可視化し走行環境との対応を分析することで路面アクセシビリティ手法としての有効性を評価し、5章の結論を持って本稿の結びとする。

## 2. 負担度合いの違いによる漕ぎ行動中の加速度パターン変化

### 2.1 漕ぎ行動への着目

本稿では、車いすユーザの負担度合い評価に車いす進行方向の漕ぎ行動中の加速度変化量を利用する。漕ぎ行動に着目した理由は以下の二点である。

一点目は、車いす走行時の負担は漕ぎ行動の推力に影響される点である。車いす走行とは、漕ぐというユーザの行動の連続によって実現されている。そのため漕ぎ行動に対する負担を評価することで、走行時の負担を評価できる。作業負担の定義として国際標準化機構 (ISO) の規格、作業システムの設計のための人間工学の原則 [ISO 6385:2016] では、「作業負担に対して作業者が示す内的反応。」と示されている。漕ぎ行動の負荷となっている推力は、漕ぎ行動に対する負担に影響を及ぼす。このことから、車いす走行時の負担を評価するために漕ぎ行動の推力に着目することが有効だと考えられる。

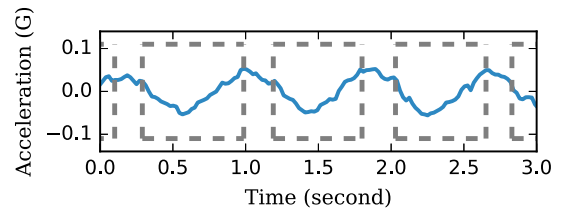
二点目は、推力の大きさによって車いすの加速度は変化するため、スマートフォンに搭載される加速度センサを利用することができる点である。ニュートンの運動方程式より、力と加速度は比例関係にあることが知られている。そのため、推力によって車いすの進行方向の加速度は変化する。このことから、推力の大きさに関わる特徴を加速度から捉えることができれば、スマートフォンを用いた負担評価が可能であると考えられる。

### 2.2 加速度センサを用いた漕ぎ行動毎の負担評価

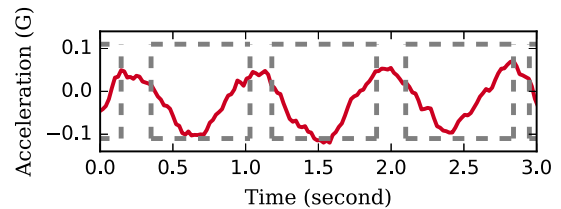
本節では、負担度合いの違いによる車いす進行方向の加速度変化の分析を通して、車いす走行時の負担を定量化する方法を述べる。図 2 に、手動車いす走行中の進行方向軸を正とした際の加速度波形を示す。(a) は比較的負荷の低いとされる 0.52% の下り坂を走行した際の加速度波形であり、(b) は比較的負荷の高いとされる 2.09% の上り坂を走行した際の加速度波形である。縦軸が加速度、横軸は時間を表しており、破線の区間は車輪を回すために車いすユーザがハンドリムに手が触れている時間を表している。

図 2 より低負担時・高負担時共に、ハンドリムに触れている時間は、加速度が減少した後増加する特徴が見られる。加速度が減少する理由は、漕ぎ行動の推力が徐々に大きくなることで車いすの加速度が正方向に増加すると、慣性力によってセンサの加速度は負方向に増加するためである。その後増加する理由は、推力の大きさがピークを迎え徐々に小さくなるにつれて車いすの加速度は 0 に向かって低下することで、負値であったセンサの加速度は 0 に向かって増加するためである。

一方、低負担時と高負担時の波形で大きな違いが見受けられるのは、低負担時に比べて高負担時は加速度波形の極大値と極小値の差 (以降 P-P 値) が大きい点である。また、高負担時は低負担時に比べて強い推力で漕ぎ行動を行うことが想定され、走行中のビデオ映像からもその様子が確認された。このことから、P-P 値は車いす走行の負担の大きさを表していると考えられる。



(a) During Low Strain.



(b) During High Strain.

図 2: 車いす進行方向を正とした時の低負担時と高負担時の加速度波形。

## 3. 負担評価手法として有効性評価

### 3.1 データセット

加速度及び心拍数データは、5 名の手動車いす利用者及び 6 名の手動車いす未経験者の計 11 名が、iPhone と心拍センサを装着し事前に選定した経路を走行することで合計 4.5 時間分の車いす走行データ取得した。未経験者に対しては、走行実験前に走行方法の指導及び走行練習の時間を別途設けた。iPhone は車いすの座席下側に設置し、進行方向軸の加速度データ及び GPS データを取得した。両データのサンプリングレートは 50Hz である。加速度センサは、振動によってノイズを受けやすいため、前後 10 点の単純移動平均によって平滑化した値を利用した。心拍センサは、Poral 製 H7 心拍センサを利用し、一拍毎に RRI 形式でデータを取得した。心拍数データはアーティファクトやノイズの除去を行った後、bpm 形式に変換を行った。RRI 形式はサンプリング間隔にバラつきがあるため、bpm 形式に変換した際に 20Hz で再サンプリングを行った。

走行経路は、東京都千代田区内で四種類の経路 (経路 A-D) を選定した。5 名の手動車いす利用者 EU1-EU5 は経路 A (約 2,200m の歩道) を走行し、6 名の手動車いす未経験者 BU1-BU6 は経路 B-D (約 1350 ± 50m の歩道) を走行した。歩行調査及び車いすでの事前走行調査によって経路の安全確認を事前に行った上で走行実験を行った。参加者に対しては、いつでも実験の中止を要求することが可能であることを説明した。別途未経験者に対しては安全性を考慮し、30 分以内に完走できなかった場合その地点で実験終了とした。

### 3.2 負担の定量化

#### 3.2.1 漕ぎ行動の検出

本稿では、加速度に生じる漕ぎ行動の特徴を用いてルールベースで検出を行った。図 2 より負担の高さに関わらず、ハンドリムに触れている時間の加速度は減少した後増加することを示した。本稿ではこの加速度波形の特徴を利用して、極大値を一つの漕ぎ行動の区切りとして検出した。漕ぎ行動の検出は以下の step で行った結果、全参加者の漕ぎ行動サンプル (n=14189) が得られた。また、このアルゴリズムによって漕ぎ行動が正しく検出されていることは、ビデオ映像を基に目視

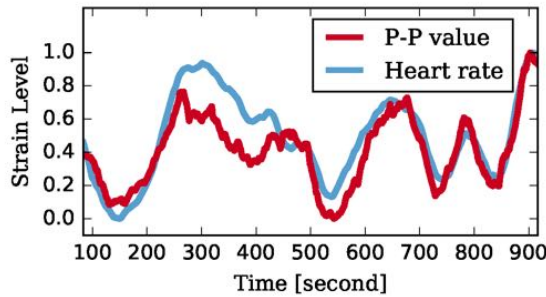


図 3: EU3 の漕ぎ P-P 値と漕ぎ心拍数の時系列変化。

で検出した漕ぎ行動パターンと比較することで確認した。

### Step1 極小値と極大値の検索

走行実験の開始から終了まで、極小値と極大値の検索を繰り返して行ない、極大値の時刻  $t_x^{max}$  を保管した。加速度は振動によって細かく値が変動するため、極小値と極大値は前後 0.2 秒間の加速度の中で最小もしくは最大の加速度とした。

### Step2 静止時間の除去

各漕ぎ行動の P-P 値が極端に小さいもの (P-P 値  $\leq 0.05$ ) は、静止しているとみなし検証対象から取り除いた。

### Step3 異常値の除去

漕ぎ行動は大抵は約 1 秒で行われるため、漕ぎ行動に要する時間が極端に短いもの ( $t_{x+1}^{max} - t_x^{max} \leq 0.5$ ) や長いもの ( $t_{x+1}^{max} - t_x^{max} \geq 1.5$ ) を取り除いた。

### 3.2.2 負担度合いの算出

走行実験で取得した加速度データと心拍数データを漕ぎ行動毎にサンプリングを行い、加速度の P-P 値と心拍数の平均値を算出した。その後、加速度の P-P 値と平均心拍数は前後 25 点移動平均をかけることで平滑化した。また心拍数は、行動より遅れて変化することが報告されている [Ewing 78]。そこで、漕ぎ行動毎の加速度の P-P 値と平均心拍数の相互相関関数をユーザ毎に算出し時間の補正を行った。相互相関関数は 30 サンプルまで算出し、相互相関関数が最大値となるサンプル分、漕ぎ行動毎の平均心拍数を前方にシフトさせた。これらの数値を、それぞれ各センサの負担評価結果 (以下漕ぎ P-P 値及び漕ぎ心拍数) として評価実験に利用した。

図 3 は、漕ぎ P-P 値と漕ぎ心拍数が最も強い相関であった EU3 の漕ぎ P-P 値と漕ぎ心拍数を可視化したものである。縦軸は漕ぎ P-P 値と漕ぎ心拍数による負担評価結果、横軸は漕ぎ行動が行われた時間を示している。両者を比較するために評価結果は、最小値 0 最大値 1 でそれぞれ正規化してある。漕ぎ P-P 値が漕ぎ心拍数と同様の変化をしていることを定性的に確認することができる。

### 3.3 分析結果

提案手法の有効性を定量的に評価するために、二種類のサンプリング手法 (漕ぎ行動毎のサンプリング・一秒での等間隔サンプリング) と五種類の特徴量 (加速度の P-P 値・最大値・最小値・平均値・サンプルの時間幅) の合計 10 種の評価手法を作成した。10 種の手法は特徴量を算出後、前後 25 点移動平均によって平滑化した。その後、各手法の評価結果と心拍数の相関係数を参加者毎に算出した。また特徴量によっては負担が

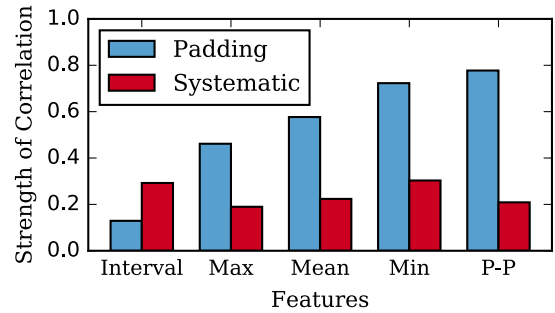


図 4: 10 種の手法による負担評価結果と漕ぎ行動毎の平均心拍数の相関の強さ。

高いほど、負担評価結果が低くなるものがあつた。そのため各手法は、相関係数の中央値の絶対値である相関の強さによって有効性を評価した。よって相関の強さは 0-1 であり、1 に近いほど負担を正しく評価できた手法であると言える。

図 4 に 10 種類の手法による負担評価結果とサンプル毎の平均心拍数の相関の強さを示す。縦軸は相関の強さとし、横軸は左からサンプルの時間幅・加速度の最大値・加速度の平均値・加速度の最小値・加速度の P-P 値とした。サンプリング手法は、特徴量毎に左から漕ぎ行動毎のサンプリング・等間隔サンプリングである。

図 4 に示すように、等間隔サンプリングを用いた手法の特徴量と心拍数の相関係数はいずれも 0.31 以下と弱い相関であった。一方で、漕ぎ行動毎のサンプリングを行った五つの手法のうち四つの手法の特徴量は、心拍数との相関係数が 0.31 より大きい結果であった。等間隔サンプリングの各サンプルは、複数の漕ぎ行動の情報を含んでいる可能性や一回の漕ぎ行動を網羅できていない可能性がある。そのため車いす走行時の負担を評価するためには、時間単位ではなく漕ぎ行動単位のサンプリングによって漕ぎ行動毎に評価することが有効であると示唆される。

また漕ぎ行動サンプリングと P-P 値の組の相関係数が 0.78 と最も強い相関を示した。これらのことから、各特徴のうち P-P 値が負担評価には最も有効な特徴だといえる。漕ぎ行動毎の P-P 値は、漕ぎ行動という短い時間 (約一秒) での最大値と最小値の差を表した特徴である。約一秒の移動時間では重力や摩擦力などは大きく変化しないため、最大値と最小値の差をとることで漕ぎ行動による変化のみを切り出すことができたと考えられる。以上の点より車いす走行時の負担評価には、漕ぎ行動ごとにサンプリングされた加速度 P-P 値を用いることが有効と考えられる。

## 4. 走行環境との対応分析

漕ぎ P-P 値をを基に地点毎に平均化し、地図上に可視化した。漕ぎ P-P 値の平均化は、六角形に区切ったタイル毎に行うこととした。図 5 は、EU1 及び EU2 の走行データの平均漕ぎ P-P 値を各々可視化したものである。タイルは暖色 (赤系) であれば平均漕ぎ P-P 値が高く、寒色 (青系) であれば平均漕ぎ P-P 値が低いことを示している。

図 5 の EU1 と EU2 の平均漕ぎ P-P 値を比較すると、地点毎に似た傾向がみられる。このことから走行環境が平均漕ぎ P-P 値に影響を与えていることが示唆される。一方でユーザによって平均漕ぎ P-P 値が異なる地点が存在していることが



(a) EU1.

(b) EU2.

図 5: 平均漕ぎ P-P 値のユーザ毎の可視化結果.

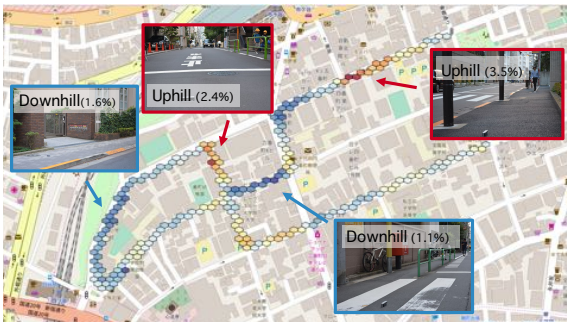


図 6: 平均漕ぎ P-P 値の地図への可視化結果.

ら、路面以外の要因によっても漕ぎ P-P 値は変化すると考えられる。そこで複数ユーザの走行データを統合し、より多量のデータを利用して平均漕ぎ P-P 値をタイル毎に算出・可視化することで、大数の法則より各地点が持つ平均漕ぎ P-P 値の近似値を可視化できると期待される。

図 6 は、経路 A を走行した EU1-EU5 の 5 名の走行データの平均漕ぎ P-P 値を可視化したものである。漕ぎ P-P 値はユーザ毎に値が大きく異なるためユーザ毎に最小値 0 最大値 1 で正規化を行った後、タイル毎に平均値を算出した。図 5 同様にタイルは暖色（赤系）であれば平均漕ぎ P-P 値が高く、寒色（青系）であれば平均漕ぎ P-P 値が低いことを示している。図 6 の四つの写真は、平均漕ぎ P-P 値が高いタイルが密集している二つの地点と低いタイルが密集している二つの地点の走行環境を撮影したものである。

図 6 が示すように、平均漕ぎ P-P 値が高いタイルが密集している二つの地点は上り坂であり、平均漕ぎ P-P 値が低いタイルが密集している二つの地点は下り坂であった。このことから、平均漕ぎ P-P 値のマッピングによって坂の有無や傾斜の向きを測る指標として利用できる可能性が示唆される。心拍数と正の相関がある漕ぎ P-P 値が坂の有無や向きによって大きく変動していることから、車いす走行時の負担は主に坂に影響されると考えられる。

## 5. おわりに

本稿では、手動車いすユーザの漕ぎ行動中の加速度変化量の違いから走行環境によって変化する車いす走行の負担を定量化することで、路面アクセシビリティの評価を行う方法を提案した。筆者らが取得したデータセットを利用し、加速度変化量と心拍数の相関係数から加速度データによる負担評価が可能であることを確認した。また加速度変化量と走行環境の対応を分析することで、路面アクセシビリティが傾斜に大きく影響される可能性が示唆された。本稿では、平均漕ぎ P-P 値が高いもしくは低いタイルが密集している地点のみを対象に分析を行っ

たが、今後は局所的に平均漕ぎ P-P 値が高い地点に着目することで坂以外の路面状態との関係性についても分析を行う予定である。また提案手法では車いす進行方向の加速度のみを利用したが、他軸の加速度やジャイロセンサの変化量といった特徴量と組み合わせることで、車いすの横軸や回転方向の運動量を考慮した評価ができると考えられる。

## 謝辞

実験に参加して頂いた全ての方々に感謝致します。本研究は平成 23 年度、平成 24 年度立石科学技術振興財団及び平成 26 年度、平成 27 年、平成 28 年度東京都千代田区からの研究助成金（千代田学）のもと行われました。

## 参考文献

- [Ewing 78] Ewing, D., Campbell, I., Murray, A., Neilson, J., and Clarke, B.: Immediate heart-rate response to standing: simple test for autonomic neuropathy in diabetes., *Br Med J*, Vol. 1, No. 6106, pp. 145–147 (1978)
- [Fukushima 11] Fukushima, Y., Uematsu, H., Mitsuhashi, R., Suzuki, H., and Yairi, I. E.: Sensing Human Movement of Mobility and Visually Impaired People, in *The Proceedings of the 13th International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility*, pp. 279–280 (2011)
- [Hara 13] Hara, K., Le, V., and Froehlich, J.: Combining crowdsourcing and google street view to identify street-level accessibility problems, in *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 631–640 ACM (2013)
- [ISO 6385:2016] ISO 6385:2016, : Ergonomic principles in the design of work systems
- [Iwasawa 16] Iwasawa, Y., Eguchi Yairi, I., and Matuo, Y.: Combining Human Action Sensing of Wheelchair Users and Machine Learning for Autonomous Accessibility Data Collection, *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol. 99, No. 4, pp. 1153–1161 (2016)
- [Nagamine 15] Nagamine, K., Iwasawa, Y., Matsuo, Y., and Yairi, I.: An Estimation of Wheelchair User’s Muscle Fatigue by Accelerometers on Smart Devices, in *Adjunct Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp. 57–60 (2015)
- [Sallis 00] Sallis, J. F. and Saelens, B. E.: Assessment of Physical Activity by Self-Report: Status, Limitations, and Future Directions, *Research Quarterly for Exercise and Sport*, Vol. 71, No. sup2, pp. 1–14 (2000)
- [Swan 13] Swan, M.: The quantified self: fundamental disruption in big data science and biological discovery, *Big Data*, Vol. 1, No. 2, pp. 85–99 (2013)