

スマートフォンを利用した手動車いす利用者の負担推定・共有システム

Manual Wheelchair Users' Strain Level Evaluation and Share System by Using Smartphones

長峯 洸弥^{*1} 落合 真希^{*2} 岩澤 有祐^{*3} 松尾 豊^{*3} 矢入 郁子^{*2}
 Koya Nagamine Maki Ochiai Yusuke Iwasawa Yutaka Matsuo Ikuko Eguchi Yairi

^{*1}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

^{*2}上智大学理工学部情報理工学科
 Faculty of Science and Technology, Sophia University, Japan

^{*3}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 wristwatch shaped vital sensors, make it easy to sense a human behavior. We are developing an automatic road accessibility evaluation and share system by using smartphones. The system estimates strain level caused by wheelchair driving on the road by using a smartphone and shares estimation results on Web Map. We evaluate wheelchair users' physical strain by using his heart rate monitor and estimate the evaluation scores by using accelerometer mounted on iPhone. This paper reports the estimation result and verifies that the result falls under practical error.

1. はじめに

近年、スマートフォンのような多彩なセンサを搭載したデバイスの普及を背景に、様々な分野で人間行動認識技術を用いたシステムの提案が行われている [Lane 10]。例えばヘルスケアや介護の領域では病床や家庭での見守りや、日常生活の活動量の管理といった人間行動計測結果の有効活用を提案する研究が行われている [Hong 10]。また Nike Fuel Band や Jawbone といった活動量計の普及にとともに、Quantified Self [Swan 13] という活動が活発化している。

これらの技術的および社会的な動向を背景に筆者らは、スマートフォンで計測される車いす行動加速度データから、道路のアクセシビリティ情報自動評価・共有システムに関する研究を行ってきた。筆者らの提案するシステムの概要を図 1 に示す。提案システムは、車いすに装着されたスマートフォンのセンサから道路走行者に与える負担度を推定し、Web Map 上で共有するものである。車いす利用者は、提案システムを利用することで、事前に行きたい場所への走行のし易さを事前に確認し経路選択に応用することが可能となる。

本稿は、車いす利用者の心拍数によって評価される負担度を加速度データから推定することを目指す。負担度は、安静時心拍数及び最高心拍数からカルボネン法 [Karvonen 57] を用いて評価された。車いすを加速させるために周期的に行われる漕ぎ行動毎に負担度を評価し、この負担度を線形回帰モデルを利用することで加速度データから推定を行った。また、限定的な環境ではあるものの、実用的な精度で車いす利用者の負担度を予測できることを定量的に検証した。以降、2章で筆者らが提案する車いす利用者の負担推定・可視化システムの全体像について述べ、3章で負担推定の手法、4章では負担推定のためのデータセットの作成及び推定結果を示し、5章を本稿の結びとする。

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

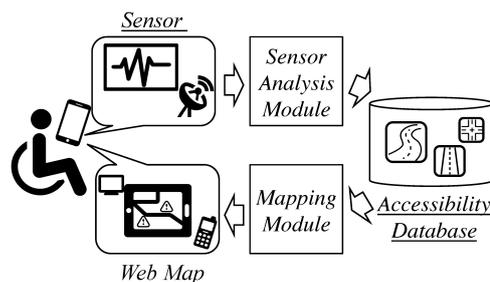


図 1: アクセシビリティ情報自動評価システム

2. 手動車いす利用者の負担推定・可視化システム

筆者らが提案する手動車いす利用者の負担推定・可視化システム提案システムは、スマートフォンのような小型で普及したデバイスでのセンシングをベースとしている。こうしたデバイスを利用することで、追加のハードウェアコストなしでユーザはセンサを利用することが可能となる。そのため、ユーザの参画コストを大きく下げることができると期待される。また、Android Store や iTunes Store を利用することで、低コストでセンシングアプリケーションを配布することができる。センシングアプリケーションにより獲得したセンサデータは解析モジュールにより解析され、走行環境によって生じた車いす利用者に対する負担度の推定に利用される。推定されたアクセシビリティ情報はアノニマスな形でデータベースへと蓄積され、誰もがみられる形で Web Map を介して公開される。このシステムを利用することで、車いす利用者は事前に行きたい場所のアクセシビリティ情報を確認し、より安全なルートを選んだり危険箇所を注意して移動したりすることができる。

我々の提案システムは、低コストでセンサデータからアクセシビリティ情報を評価できる点に特徴がある。アクセシビリティ情報の収集は、これまで主に専門家による評価によって

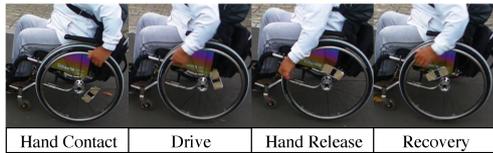


図 2: 漕ぎ行動中の四つの基本動作

行われてきた。近年は、クラウドソーシングの利用によって一般の人々も活用する新たな仕組みを Hara や Miura が提案し、その有効性を検証している [Hara 13, Miura 12]。また、Tsuji は段差の高さや傾斜角度を入力することで車いす利用者への負担コストを推定を実現している [Tsuji 07]。

3. 漕ぎ行動に着目した負担推定手法

3.1 車いす利用者の漕ぎ行動

手動車いす利用者が一人で走行するためには、自分自身で車輪を漕ぐことで車いすに力を与え加速させる必要がある。この漕ぎ行動は、手動車いすの走行において最も高頻度に表れる負担となっている。筆者らは、漕ぎ行動に要する力が加速度センサから計測可能であれば、負担を加速度から推定することが可能であると考えた。

手動車いすの推進のための操作には図 2 に示す 4 つの動作がある。1 つ目はハンドリムを握る動作 (Hand Contact)、2 つ目は車輪を回すためにハンドリムを押す動作 (Drive)、3 つ目はハンドリムから手を離す動作 (Hand Release)、4 つ目は次の Hand Contact に備えて腕を戻す動作 (Recovery) である [Davis 88]。

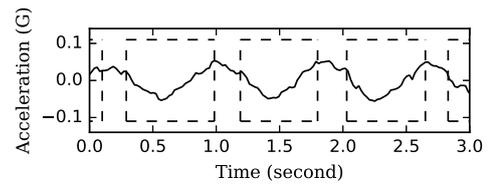
漕ぎ行動中のこれらの 4 つの動作は、加速度にどのような変化をもたらすのだろうか。図 ?? に、低負担時と高負担時の車いすの座席下に装着された iPhone の加速度波形を示す。(a) は、心拍数 80 程度の負担度の低い経路を走行した際の加速度であり、(b) は、心拍数 120 程度の負担度の高い経路を走行した際の加速度である。縦軸は車いすの進行方向を正とした時の加速度、横軸は時間を表している。図 ?? において、破線で囲まれている区間は図 ?? における Drive 動作中の時間を示している。Drive 中は、負担度に関わらず、加速度が低下した後、増加する特徴が見られる。Recovery 中は、負担度に関わらず、加速度が低下する特徴が見られる。Recovery 中は、ハンドリムに手が触れていない時間帯であるため、車いすは減速する。減速にしたがって、空気抵抗は低下するため加速度が低下したと考えられる。図 ?? において、Drive 中の極大値と極小値の差 (以降、p-p 値) が、低負担時に比べて高負担時は大きい。本稿では、負担度の違いによって p-p 値が変化する特徴を元に推定を行う。

本稿では、Hand Release から次の Hand Release までを一つの漕ぎ行動とみなし負担推定を行う。これは、Hand Contact が行われるタイミングは加速度の低下途中であるのに対して、Hand Release は極大値に行われるため、サンプリングが容易であることに起因する。

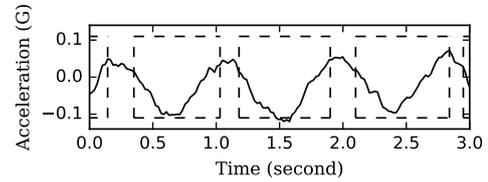
3.2 負担推定手法

本稿では、漕ぎ行動毎に加速度データと心拍数データのサンプリングを行った後、心拍数から評価される漕ぎ行動毎の負担度を加速度データから推定した。負担推定の手順を図 4 にフローチャートとして示す。

漕ぎ行動のサンプリングは、Algorithm1 によって加速度データから Hand Release の時間の抽出を行うことで実現した。前



(a) During Low Strain



(b) During High Strain

図 3: 低負担時と高負担時の進行方向を正とした加速度波形

節で加速度データにおいて、Hand Release 時は極大値をとり、Drive 中に極小値をとることを示していた。車いす走行は、Hand Contact → Drive → Hand Release → Recovery の順に繰り返されるため、加速度データは、極小値 → 極大値 → 極小値 → ... → 極大値と変化する。Algorithm1 は、加速度センサの開始から終了まで、極小値と極大値の検索を繰り返さない、極大値の時間を保管している。漕ぎ行動ごとの p-p 値が 0.03 以下の場合には、静止しているものとみなし除外した。Algorithm1 によって得られた、Hand Release の時間を利用して、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なった。また事前に、加速度データは前後 20 点の単純移動平均によって平滑化されている。心拍センサは、アーチファクトと呼ばれる体動や筋電等によるノイズの混入によって、急激に変化を起こすことがある、そこで各心拍数が、直前の三拍の心拍数に比べ、0.9 倍以下または 1.2 倍以上である場合は、アーチファクトとみなし除去を行った。心拍数データは、前後 50 点の単純移動平均によって平滑化を行なった、また、心拍数のサンプリング時間は等間隔でないため、100Hz で 3 次スプライン補間を行なった。

負担度の推定は、漕ぎ行動毎にサンプリングされた加速度データの p-p 値を説明変数、心拍数データから評価された負担度を目的変数とした線形回帰モデルを採用した。p-p 値は、

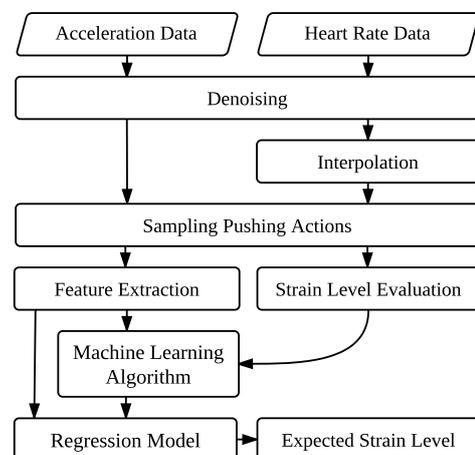


図 4: 負担推定のフローチャート

Algorithm 1 Sampling pushing actions

Require: $DATA[n] \leftarrow \{time \in \mathbb{R}_n \text{ in increasing order.}$
 $value \in \mathbb{R}_n\}$

Ensure: $TimeList$ has start time of each pushing actions.

```
1: procedure SAMPLING( $DATA[n]$ )
2:    $ind \leftarrow 0, border \leftarrow 0.03$ 
3:   while  $ind = n - 1$ 
4:      $maxvalue \leftarrow DATA[ind].value$ 
5:     Find an index of minimum while  $Drive$ 
6:      $ind \leftarrow$  an index of  $Hand Release$ 
7:     if  $maxvalue < DATA[ind].value$  then
8:        $maxvalue \leftarrow DATA[ind].value$ 
9:     if  $maxvalue - minvalue > border$  then
10:      Append  $DATA[ind].time$  to  $TimeList$ 
return  $TimeList$ 
```

加算平均を 0, 分散を 1 の Z スコアで正規化を行い, 特徴量として利用した. 負担の影響が, 心拍数に反映されるには, 数秒の遅延が生じる. そのため, 推定対象の漕ぎ行動だけでなく, それ以前の漕ぎ行動の p-p 値を説明変数として利用した. 本稿では, 過去 70 漕ぎの p-p 値を説明変数として利用した.

負担度は, 漕ぎ行動毎にカルボーネン法を用いた評価を行った. カルボーネン法は, 式 (1) に示すように, 各ユーザの最大心拍数 (HR_{max}) と安静時心拍数 (HR_{rest}) を使用して, 心拍数を正規化することで, 負担度を評価する手法である. 各ユーザの最大心拍数を計測することは, 激しい運動に心臓が対応できずに心臓発作等の障害を引き起こす恐れがある. 本稿では, 式 (2) を用いて, 最大心拍数を年齢から推定した [Fox 3rd 68] [Gulati 10]. 心拍数は, 漕ぎ行動毎の平均値を算出することで, 漕ぎ行動毎に負担度の評価を行った.

$$StressLevel = \frac{HR - HR_{rest}}{HR_{max} - HR_{rest}} \times 100 \quad (1)$$

$$HR_{max} = \begin{cases} 220 - Age & \text{for Men} \\ 206 - (Age \times 0.88) & \text{for Women} \end{cases} \quad (2)$$

4. 推定結果

4.1 データセット

データセットは, 筆者らが独自に車いす走行実験を行うことで獲得した. 計測実験は, 手動車いす常用者である成人女性一名及び手動車いす未経験者である成人男性六名の計七名が, iPhone と心拍センサを装着し事前に選定された経路を走行した. 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.

東京都 JR 四ツ谷駅周辺の歩道で経路を四つ選定した. 経路 A から経路 C は, 約 1500m の歩道を一周走行するもので, 経路 D は, 約 850m の歩道を二周走行する計 1700m の経路である. 計測は, 各経路 20 分程度行われた. 経路は, 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行った上で決定した. 経路及び Algorithm 1 の漕ぎ行動サンプリングアルゴリズムによって抽出されたサンプル数を走行者毎に表 1 にまとめた.

iPhone は, 車いすの座席下に装着し, サンプリング周波数 50Hz の三軸加速度センサで車いす走行中の加速度データを計測した. 本稿では, 前節で利用した車いす進行方向のセンサ値のみを利用した. 心拍センサは, Poral 製 H7 心拍センサを

表 1: 各走行者の経路及び漕ぎ行動サンプル数

Driver Name (Abbr.)	Route	Number of Samples
BeginnerA1 (BA1)	RouteA	1092
BeginnerA2 (BA2)	RouteA	1433
BeginnerB1 (BB1)	RouteB	1204
BeginnerB2 (BB2)	RouteB	1723
BeginnerC1 (BC1)	RouteC	1583
BeginnerC2 (BC2)	RouteC	1732
ConstantUser (CU)	RouteD	956

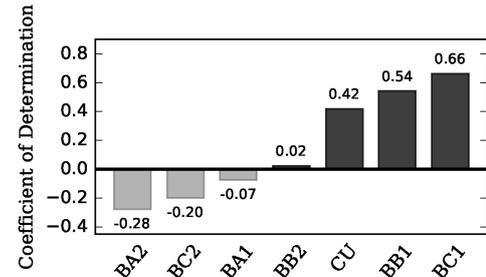


図 5: 各走行者の決定係数

走行者の胸部に巻くことで, 心拍の時間間隔を記録する R-R Interval(RRI) 形式で心拍データを一拍毎に記録している. 本稿の解析では, RRI 形式を一分あたりの心拍数 (bpm) に変換したデータを使用した. 走行時は心拍数への影響の考慮し, 緊急時を除き会話禁止とした. 会話禁止を除き, 可能な限り実際に利用可能なものに近いデータを計測するために, 参加者への指示はルートのご案内にとどめ, スピードやその他の行動などの制限は設けずに計測した. 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 名が並走することで, 経路の指示や走行の安全の確保に努めた.

4.2 評価手法

評価方法には, 10-分割交差検定を利用した. 10-分割交差検定とは, データセットを 10 個に分割し, そのうち 1 個をテストデータ, 残りの 9 個を訓練データとした学習を 10 回行う検定である. 10 回の検定から得られた精度の平均を評価指標とした. 精度は, 決定係数によって評価を行った.

4.3 推定結果

過去 70 回の漕ぎ行動の p-p 値を説明変数として利用した際の, 走行者ごとの決定係数を図 5 に示す. 決定係数で左から昇順に並び替えてある. 決定係数が 0.1 以下であった四名の走行者は, 車いす走行が不慣れであったため一時停止や後進が他の走行者に比べて頻繁に行われていた. そのため, Algorithm 1 の漕ぎ行動サンプリングアルゴリズムが後退を誤認識したことによってサンプリングが正常に行われなかったことや, 進行方向以外への力の分散によって進行方向加速度に漕ぎ行動に要する力が計測されなかったことが原因と考えられる. これらの原因は, 負担推定アルゴリズムの頑健性の低さによる点もあるが, 走行者が車いす初心者であったことが最も大きく寄与していると考えられる. 我々の提案システムの運用中に得られるデータの多くは, 車いす常用者のデータであることが想定されるため, 初心者が原因とされる推定誤差は問題ないと考えられる.

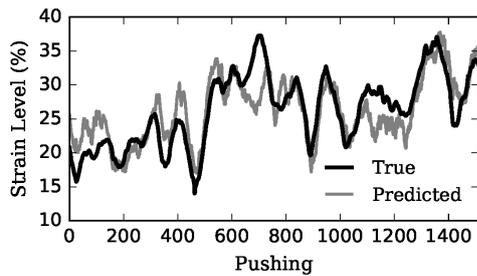


図 6: BegginerC1 の負担度の実測値と推定値

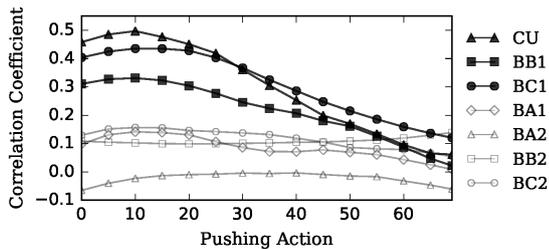


図 7: 各走行者の相互相関関数

決定係数が 0.1 以上の走行者の一人である BegginerC1 の各漕ぎ行動毎の負担度の実測値と推定値を時系列順に並べたグラフ時系列グラフを図 6 に示す。縦軸が負担度、横軸が時系列順の漕ぎ行動を示している。推定値と実測値の絶対誤差が約 10%生じている箇所も見受けられるが、概ね実測値を追従できていることがわかる。他の決定係数が 0.1 以上であった走行者二名も、図 6 同様に、概ね実測値を追従できていた。

推定された負担度をそのまま地図上に可視化すると、実際の負担がある箇所から心拍数の遅延時間分遅れることになる。そのため、心拍の遅延時間を計算し、遅延時間を考慮した可視化を行う必要がある。心拍の遅延時間を算出するために、負担度と漕ぎ行動中の加速度の p - p 値の相互相関関数を利用した。相互相関関数は五漕ぎ行動毎に p - p 値を遅延させている。図 7 は、相互相関関数である。相互相関関数が最も高いのは、全走行者において p - p 値を 10 漕ぎ分遅延させた時であるため、推定された負担度は 10 漕ぎ前の地点において可視化を行う必要があると考えられる。

5. おわりに

本稿では、車いすにスマートフォンを装着することで得られた加速度データから、心拍数から評価された車いす走行における利用者の負担度の推定を行った。七名の負担度を推定した結果、三名の推定は実用範囲内で行えたが、残り四名の推定は大きな誤差が生じた。これは、車いす走行に不慣れである手動車いす未経験者のデータを利用したことが大きな要因と考えられる。今後は、時系列モデルを利用することで推定精度向上を目指すとともに、推定結果が車いす利用者の感じている負担と差異がないことを検証する予定である。

謝辞

実験に参加・協力して下さった全ての皆様に感謝致します。本研究は平成 26 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

- [Davis 88] Davis, R., Ferrara, M., and Byrnes, D.: SPORTS PERFORMANCE SERIES: The competitive wheelchair stroke., *Strength & Conditioning Journal*, Vol. 10, No. 3, pp. 4–11 (1988)
- [Fox 3rd 68] Fox 3rd, S. and Haskell, W.: Physical activity and the prevention of coronary heart disease., *Bulletin of the New York Academy of Medicine*, Vol. 44, No. 8, p. 950 (1968)
- [Gulati 10] Gulati, M., Shaw, L. J., Thisted, R. A., Black, H. R., Merz, C. N. B., and Arnsdorf, M. F.: Heart rate response to exercise stress testing in asymptomatic women the st. James women take heart project, *Circulation*, Vol. 122, No. 2, pp. 130–137 (2010)
- [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. 631–640ACM (2013)
- [Hong 10] Hong, Y.-J., Kim, I.-J., Ahn, S. C., and Kim, H.-G.: Mobile health monitoring system based on activity recognition using accelerometer, *Simulation Modelling Practice and Theory*, Vol. 18, No. 4, pp. 446–455 (2010)
- [Karvonen 57] Karvonen, M.: The effects of training on heart rate. A longitudinal study, *Ann Ned Exp Biol Fenn*, Vol. 35, pp. 307–315 (1957)
- [Lane 10] Lane, N. D., Miluzzo, E., Lu, H., Peebles, D., Choudhury, T., and Campbell, A. T.: A survey of mobile phone sensing, *Communications Magazine, IEEE*, Vol. 48, No. 9, pp. 140–150 (2010)
- [Miura 12] Miura, T., Yabu, K.-i., 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, in *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2012 IEEE International Conference on*, pp. 2927–2932IEEE (2012)
- [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)
- [Tsuji 07] Tsuji, H. and Nozawa, N.: Estimation Model of Physiological Traveling Load for a Wheelchair Navigation System, in *14th World Congress on Intelligent Transport Systems*, p. 8 (2007)