

# スマートデバイスの三軸加速度センサを利用した 車いす走行者の疲労推定

An Estimation of Wheelchair User's Muscle Fatigue by 3-D Acceleration Sensor on Smart Device

長峯 洸弥\*<sup>1</sup> 岩澤 有祐\*<sup>2</sup> 松尾 豊\*<sup>2</sup> 矢入 郁子\*<sup>1</sup>  
Koya Nagamine Yusuke Iwasawa Yutaka Matsuo Ikuko 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 wristwatch shaped vital sensors, make it easy to sense a human behavior. We are developing an automatic road accessibility information collecting system inspired by human behavior sensing technologies of wheelchair users which reduces manpower and costs for developing a wide-area accessibility map. This paper reports that, by wheelchair user's falling or user's biological data sensed by electromyograph(EMG), wheelchair user's muscular fatigue influences changes of wheelchair's behavior data sensed by 3-D acceleration sensor on iPod touch.

## 1. はじめに

スマートフォンや様々な小型デバイスの普及によって、人間の日常行動を計測しアプリケーションとして利用する試みが近年促進されている [Lane 10]. 我々は、車いすユーザの行動センシング技術を応用したアクセシビリティ情報の自動収集システムへの応用を目指し研究を行ってきた。車いす利用者や視覚障害者などにとって、安心安全な移動の確保のためにアクセシビリティ情報の公開は非常に重要である。従来これらの情報の取得は専門家によるレビューが中心であり、人手やそれに伴う金銭的コストが多く必要となっている。結果として、大学や駅などの一部の場所でボランティアに公開されるにとどまっている。我々の研究は、行動センシング技術を利用することでより低コストに移動経路の安全性を測定するためのものである。

提案システムは、車いすに影響を与える要因である縁石や段差等の路面状況や、路面状況が影響を与えた結果である走行者の疲労等のユーザの状態を推定することで経路のアクセシビリティを評価し、その情報を Web Map 上で可視化し共有するというものである。車いす行動データから段差の乗り越えや筋疲労等を推定することはマンパワーによる収集結果より精度は下がる。しかし、これらの推定を長期に渡って行うことで推定結果が蓄積され、精度は徐々に上がっていく。我々の提案システムの主な特徴は、マンパワーのみでは収集困難である筋疲労といった車いす利用者の主観が伴う状況を推定し可視化を行える点にある。また、車いす利用者に対して疲労を引き起こす要因である段差や坂等は、歩行者にとっても疲労を引き起こす可能性が高いため視覚障害者や妊婦といった歩行困難者にとってもこのシステムは有用である。車いす利用者及び歩行者の両者にとって歩道の地形は重要であるため、ユーザの状態だけでなく路面状況を推定し可視化することが必要である。

本稿では、iPod touch に搭載された三軸加速度センサを利用した疲労推定について報告する。疲労状態には、疲労が原因とされる車いす利用者の転倒行動直前のデータ及び表面筋電

センサを利用した筋疲労検知時のデータの2つを利用した。また、疲労推定手法には、疲労による漕ぎ行動の変化に着目したクラスタリングによる解析を行った。本論文の貢献は、スマートデバイスに搭載された三軸加速度センサから取得したデータのみで、車いす利用者の疲労状態による漕ぎ行動の変化パターンを発見したことである。本論文は以降、2章で本研究の全体像及び本研究の有用性について述べ、3章と4章で異なった疲労に着目した推定結果を報告し、5章に結論を述べ、本論文のむすびとする。

## 2. 車いす走行者の疲労計測と推定

### 2.1 車いす走行者と疲労

疲労によって生じる問題として肉体的能力・精神的能力の低下が挙げられる。車いすを利用した走行は上半身の力で進みながら、段差や傾斜等の路面状況を常に意識しなければならないため、肉体的能力・精神的能力ともに重要である。そのため、能力が低下した状態での走行は非常に危険であり、転倒につながる恐れが非常に高い。また、足腰の悪い車いす利用者は、転倒すると体勢を整えるのが困難であることから、被害が大きくなりやすく重大事故につながるケースが多い。高齢の場合、怪我等の二次的な問題が発生しやすい傾向は更に増加する。また、車いす走行による疲労は車いす利用者の外出に対する負担にもなっている。そのため、車いす利用者の走行中の疲労を低減することは、危険の低減及び障がい者の QoL 向上に大きく貢献できる。

そこで疲労中の車いす走行を低減させるアプローチとして (1) 疲労を通知し休憩を促す、(2) 疲労し易い道を避けた経路選択、の二点が挙げられる。(1) の疲労を通知し休憩を促すとは、車いす行動データをリアルタイムに解析し、疲労検知を車いす利用者に通知することで、休憩や集中力の向上を促すことを可能とする。(2) の疲労し易い道を避けた経路選択とは、疲労を検知した経路を多くのユーザから集め、疲労の起きやすい経路の特徴を検出し可視化することで、その経路を避けることができる。そこで本研究では車いす行動データから疲労検知を行うことを目的とし、加速度変化の解析を行った。

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, order\_tmak0321@sophia.ac.jp

## 2.2 疲労原因と計測・推定方法

疲労推定には疲労時と非疲労時の加速度波形のパターンを発見することが重要であり、本研究ではそのパターン発見を目指す。疲労には長時間走行によって蓄積していく疲労と坂や段差等の障害によって生じる一時的な疲労の2点がある。長時間走行による疲労は2.1節の(1)として述べた疲労通知を可能にし、障害による疲労は2.1節の(2)として述べた経路選択を可能にする。本稿では、それぞれ以下のようなデータを用いて推定を行う。

- 長時間走行による疲労の推定

9名分約9時間分の車いす行動データ収集実験において参加者1名が、横断歩道から歩道に上がる際に前傾して車いすから体が離れ、手と膝を地面についてしまう、という転倒事故が発生した。幸い怪我はなかったが、参加者はこの転倒前に約5km走行済みであり、走行行動メモにも疲労が見られる旨が記録してあることから、この転倒は長時間走行により生じた疲労が原因であると考えられる。そこで、転倒直前のデータを疲労時、同一走行者の走行開始時のデータを非疲労時として加速度波形のパターン発見を目指した。

- 段差や坂等の障害による疲労の推定

筋疲労は、積分筋電図の増大や周波数分析による低周波成分の増加によって評価可能である。[De Luca 93]。そのため、車いす走行者に表面筋電センサを装着し、車いす走行者の筋疲労測定を行った。筋疲労が生じているデータを疲労時、生じていないデータを非疲労時としてパターン発見を目指した。

## 3. 長時間走行による疲労の推定

### 3.1 計測実験内容

車いすの両輪及び座席下、実験参加者のポケットの4箇所に iPod touch を設置し車いす行動データを計測した。サンプリング周波数は50Hzである。なお、紙面の都合上、本稿での解析には座席下の進行方向の加速度データのみを利用した。また、椅子の後部には位置情報の計測のための準天頂衛星の受信機をリュックに入れて設置している。加速度センサ、準天頂衛星受信機の他に、ビデオカメラにより実験の様子を記録している。ビデオカメラのサンプリング周波数は30Hzである。実験時には常に2名の補助者が安全の確保を行った。

計測実験参加者は普段から車いすを利用している9名であり、男性7名女性2名、手動車いす6名、電動車いす3名、年齢は20代から60代である。計測実験では、参加者9名それぞれに、1周約1.5kmの経路1を3周、同じく約1.5kmの別ルート経路2を1周してもらい、移動時の行動を計測した。計測時間は、経路1が1人あたりおよそ1時間(合計9時間)、経路2が1人あたり20分(合計180分)である。できるだけ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。

### 3.2 推定手法

本稿では非疲労時及び疲労時の漕ぎ行動に着目した分析を行った。漕ぎ行動に着目した理由は、1.) 漕ぎ行動は手動車いすにとって、疲労時・非疲労時にかかわらず繰り返される行動であり、比較しやすい、2.) 漕ぐという行動は手動車いすの運転において最も利用者の疲労状況に影響されやすい行動の1つで



図1: 漕ぎ行動の流れ

ある、という2点である。車いすの漕ぎ行動には主に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(図1参照)[Davis 88] これら4つの動作を繰り返すことで車いすは推進している。本分析では図1におけるHand Contactを漕ぎ開始時刻、Hand Releaseを漕ぎ終了時刻と定義し、漕ぎ行動におけるDrive時に着目したデータセットを作成した。

データセットは転倒を起こした1名を対象とし、計測実験開始から150秒間における100漕ぎを非疲労時の漕ぎ、転倒190秒前から転倒までの190秒間における100漕ぎを疲労時の漕ぎとした合計200漕ぎを作成した。また、疲労時の漕ぎ全てに疲労時の特徴が表れるとは限らず、疲労時に非疲労時のような漕ぎ行動が行われる可能性も考えられる。そのため、走行開始からの時間の経過の違いだけで、非疲労・疲労のラベルを付けるのは不適切である。そこで、教師なし学習で最も利用されているクラスタリングを非疲労時・疲労時の漕ぎ行動を対象として行うことで、非疲労時・疲労時の漕ぎ行動における加速度波形の変化を捉えることを目指した。クラスタリングには非階層的型手法における最も代表的な手法であるK-means法を利用した[MacQueen 67]。また1漕ぎあたりの時間は同一ではないため、時系列データの距離を計測する方法として代表的なDynamic Time Warping (DTW)を利用した[Müller 07]。またDTWはノイズに弱いため、加速度データは事前に前後3点ずつと中心の計7点で単純移動平均を使用することでノイズを抑えている。K-means法のクラスタ数の決定にはSilhouette Scoreを利用した[Rousseeuw 87]。クラスタ数を2~15まで検討した結果、3番目にSilhouette Scoreが高く、クラスタ数を増やした際のSilhouette Scoreの増加が一番大きかった5クラスタでのクラスタリング結果を解析に利用した。

### 3.3 推定結果

図2にクラスタリング結果を左から時系列に並べた図を示す。各漕ぎに対応するクラスタを塗りつぶし、Totalに各クラスタの漕ぎの総数を記載した。上図が非疲労時、下図が疲労時である。非疲労時はcluster1に分類された漕ぎが多くを占めており、疲労時はcluster0が一番多い。またcluster2を除いて各クラスタは非疲労時の漕ぎもしくは疲労時の漕ぎのどちらか一方に偏る結果となった。これらの結果より、非疲労時・疲労時によって漕ぎパターンに差異が生じることがわかった。

図3に各クラスタの特徴を象徴する加速度波形を各々示す。縦軸を加速度、横軸を時間とし、縦軸は-0.3~0.2G、横軸は各々の漕ぎ時間に合わせたスケールで表示した。cluster0及びcluster3は漕ぎ始めに加速度が低下していき、終盤に加速度が少し増加する傾向が見られた。これは、漕ぎ行動に強い力が掛かり過ぎているために、ハンドリムへの手の接触が進行の妨げになったと想定される。cluster2及びcluster4は大きな変化はないが、漕ぎ終わりにつれて徐々に増加していく傾向が見られた。これ

Non-Fatigue		Total
cluster0		8
cluster1		57
cluster2		16
cluster3		3
cluster4		16
Fatigue		Total
cluster0		63
cluster1		12
cluster2		7
cluster3		18
cluster4		0

図 2: クラスタリング結果の時系列図

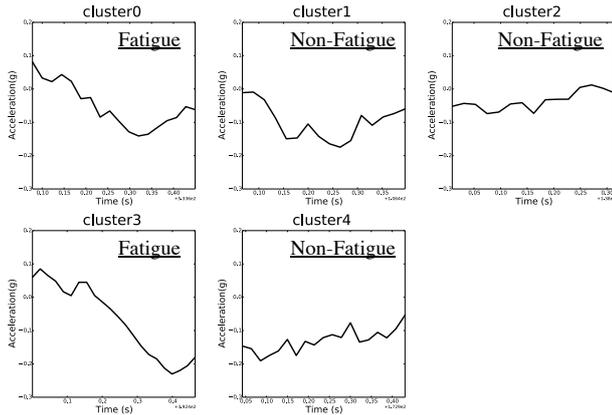


図 3: 各クラスターの漕ぎ行動加速度パターンの比較

は cluster0 及び cluster3 とは異なり, 進行の妨げが生じていないことが想定される. cluster1 は両者の中間の傾向が見られ, 妨げが小さい漕ぎであることが想定される. これらの結果より, 非疲労時はハンドリムと手の接触によって生じる進行への妨げがないもしくは小さい漕ぎが多く, 疲労時は妨げが大きい漕ぎが多いといったパターンの違いが加速度データによって示された.

## 4. 障害による疲労の推定

### 4.1 計測実験内容

計測実験は普段から手動車いすを利用している成人女性 1 名を対象とし, iPod touch・表面筋電センサ・心拍センサを装着した状態で, 事前に選定した外部経路を走行した. 以下各センサ及び実験内容の詳細について記述する.

- iPod touch

車いすの座席下及び左車輪, 実験参加者の利き腕である左腕の 3 箇所に iPod touch を設置し車いす行動を計測した. サンプル周波数は, 3 章同様, 50Hz である. なお, 紙面の都合上, 本稿での解析には座席下の進行方向の加速度データのみを利用した.

- 表面筋電センサ

湿式筋電センサー (2 極, EMG 出力モデル)(迫坂電子機器) を 2 つ用意し, 実験参加者の利き腕である左腕の上腕三頭筋および三角筋に装着した. 上腕三頭筋は肘を伸展する際使用し, 三角筋は腕の前方挙上や外転, 後方伸展する際使

用する筋肉である. リファレンス電極は左腕の肘に装着した. 電極はディスプレイ電極を使用し, データの取得にはワイヤレス EMG ロガー (LOGICAL PRODUCT) を使用した. サンプル周波数は 1000Hz に設定した. なお, 紙面の都合上, 本稿での解析には三角筋のデータのみを利用した.

- 心拍センサ

H3 心拍センサ (Polar) で心拍を測定し, RC800CX (Polar) で H3 心拍センサのコントロール及びデータの保存を行った. また H3 心拍センサは胸部に巻くことで, 心拍間の時間を記録する R-R Interval (RRI) 形式で心拍データを取得している. サンプルは 1 拍ごとに行われている. なお, 紙面の都合上, 本稿での解析に心拍センサのデータは利用していない.

上記のセンサの他にビデオカメラを 2 台用意した. 1 台は車いすの左車輪のみを撮影することで漕ぎ行動のみを記録し, もう一台は実験全体の様子を記録した. サンプル周波数は両ビデオカメラ共に, 3 章同様 30Hz である. 実験時には常に 2 名の補助者が安全の確保を行った上で, 車いす利用者に 850m の経路を 2 周してもらい, 移動時の行動を計測した. 計測時間はおよそ 25 分である. 走行時は心拍への影響の考慮及び 1 人での走行を想定し, 緊急時を除き会話禁止とした. それ以外ではできるだけ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.

### 4.2 推定手法

3 章の結果有効であった漕ぎ行動に着目した分析を本分析でも行った. データセット作成にあたって, 漕ぎ行動を図 1 における Hand Contact を漕ぎ開始時刻とし, Drive・Hand Release・Recovery の 3 動作を行った後の Hand Contact を漕ぎ終了時刻とし, 一連の漕ぎ行動全体を解析対象へと変更した. 変更した理由は, 1.) 基礎解析の結果, Drive 時だけでなく漕ぎ行動全体の時間において一定のパターンを発見した, 2.) 手を触れた時間のみ記録すればよいとため, データセットの作成が容易となった, という 2 点である. データセットは実験中に左腕で行った漕ぎを対象とし, Hand Release 後, Recovery 動作にすぐ移行しない漕ぎを除いた約 1000 漕ぎを使用した.

3 章同様に K-means・DTW・7 点移動平均・Silhouette Score をそれぞれ利用し, 加速度データの DTW 距離を特徴量とした漕ぎ行動のクラスタリングを行った. クラスタ数を 2~15 で検討した結果, 4 番目に Silhouette Score が高く, クラスタ数を増やした際に低下が小さかった 5 クラスタでのクラスタリングを解析に利用した. 次に, 三角筋に装着した筋電センサ値を漕ぎ行動ごとに解析することで, 各漕ぎ行動における筋疲労を求めた. 筋疲労には, ハミング窓を適用した高速フーリエ変換により算出した平均周波数を採用した. 最後に, 加速度値のクラスタリング結果及び表面筋電センサの筋疲労変化結果を利用して, 加速度値の変化のみで筋疲労推定できるか分析を行った.

### 4.3 推定結果

図 4 にクラスタリング結果ごとに算出した筋電センサ値の平均周波数の平均値比較を示す. 結果として, クラスタごとに平均周波数にばらつきがみられ, cluster0 と cluster4 は低値, cluster3 は高値であった. この結果より, 三角筋の疲労と漕ぎ行動の変化による加速度波形の変化に関係性があると考えられる. この結果を踏まえる

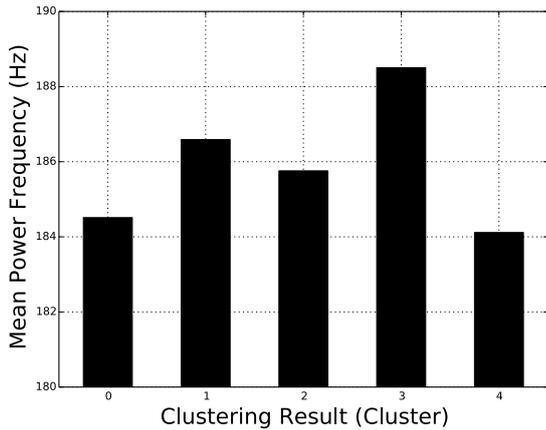


図 4: 各クラスターの筋電センサ値の平均周波数の平均

と, cluster3 < cluster1 < cluster2 < cluster0 < cluster4 の順に筋疲労が増していることが考えられる。

図 5 に各クラスターの加速度パターンの特徴を象徴する波形を各々示す。縦軸を加速度, 横軸を時間とし, 縦軸は -0.3~0.2G, 横軸は各々の漕ぎ時間に合わせたスケールで表示した。すべてのクラスターの漕ぎ波形において, 加速度の最大値は漕ぎ始めと漕ぎ終わりである Hand Contact 時, 最小値は両者の中間である Hand Release 時であった。つまり, 漕ぎ行動には Drive 時に加速度が低下し, Recovery 時に加速度が増加するという特徴があると考えられる。

cluster2 の漕ぎ波形は, 他の漕ぎ波形に比べてノイズが大きい波形が集まっていた。この原因を動画で確認した結果, cluster2 の漕ぎが行われている時間は車いすが右左折している時間であったため, 加速度センサの揺れが大きかったと考えられる。そのため cluster2 は疲労による漕ぎ行動の変化ではなく, 右左折をするために生じた漕ぎ行動の変化によってクラスタリングが行われたと考えられる。

右左折によってクラスタリングされた cluster2 を除いた他のクラスターにおいて, 加速度が最大値となる Hand Contact 時と最小値となる Hand Release 時の加速度値の差に着目すると, cluster3 < cluster1 < cluster0 < cluster4 の順に差が大きくなっていった。加速度値の差は漕ぎへの力の掛かり具合によって変化し, 差が大きいほど強い力がかかっていると考えられる。また, この順番は図 4 の平均周波数を cluster2 を除いて, 高値から低値になるように各クラスターを並び替えた順番と同じである。よって, 強い力で行われる漕ぎ行動が Hand Contact 時と Hand Release 時の加速度値の差及び三角筋の疲労を引き起こしていると考えられる。これらの結果より, 非疲労時・疲労時による漕ぎ行動の変化が加速度波形に表れていることが示された。

## 5. おわりに

本研究は, 車いす利用者の長時間走行による筋疲労及び坂や段差等の障害による筋疲労の推定を iPod touch によって取得した車いす行動センシングデータのみで行うことを目的とした解析を行った。結果として, 5clusters での K-means 法による漕ぎ行動のクラスタリングによって, 走行開始直後と長時間走行後の加速度波形パターンに差異があること, 筋疲労のレベ

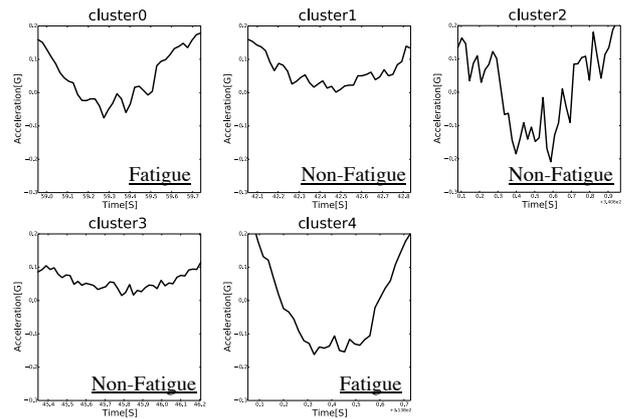


図 5: 各クラスターの漕ぎ行動加速度パターンの比較

ルによって加速度波形にも変化があることの 2 点が示された。

## 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。本研究は東京都千代田区からの研究助成金 (千代田学) のもとで行われました。

## 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)
- [De Luca 93] De Luca, C. J.: Use of the surface EMG signal for performance evaluation of back muscles, *Muscle & nerve*, Vol. 16, No. 2, pp. 210–216 (1993)
- [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)
- [MacQueen 67] MacQueen, J., et al.: Some methods for classification and analysis of multivariate observations, in *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, Vol. 1, pp. 281–297 Oakland, CA, USA. (1967)
- [Müller 07] Müller, M.: Dynamic time warping, *Information retrieval for music and motion*, pp. 69–84 (2007)
- [Rousseeuw 87] Rousseeuw, P. J.: Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis, *Journal of computational and applied mathematics*, Vol. 20, pp. 53–65 (1987)