

スマートウォッチを用いた自転車のブレーキ種類判別

Identification of Bicycle Brake Type by Using Smart Watch

水谷建太[†]
Kenta Mizutani

勝間亮[†]
Ryo Katsuma

概要

自転車乗車時のブレーキには、障害物を避けるなどのために減速を行うブレーキと完全に停止するためのブレーキがある。これらの自転車のブレーキの加速度データを見分けることによって自転車利用者の行動や地形の情報、さらには交通量の予測などの助けになると考えられる。

そこで、本稿ではスマートウォッチに搭載されている3軸加速度センサを利用し、完全に停止するためにブレーキをかける場合、物や人を回避するためにブレーキをかける場合、ブレーキをかけない場合の3つに分類可能か調査した。また、スマートフォン搭載の位置情報のみでどの程度正確に上の3つに分類できるかを調査した。

1. はじめに

自転車の利用者数は世界各国で年々増加してきている。日本においては、1人あたりの自転車保有数は0.67台となっており、日常生活に欠かすことのできないものとなっている[1]。しかし、その一方で令和2年の自転車対歩行者における衝突による重傷者、死傷者は1年で306人も存在するのも現状である[2]。

このような事故を減らすためには、事故の起きやすい場所や各通路の交通量を予め把握しておくことが重要である。しかし、事故の発生や交通量を手動で毎日モニタリングすることは難しい。そこで、自転車ユーザーにスマートウォッチやスマートフォンといったような普及したデバイスによって、データ収集のための特別な行動をすることなく、データを収集することが重要である。例えば、細い道では、自転車側は人を避けるために減速するブレーキをかけることが多くなる。このように、ブレーキと交通量には関連があると考えられるため、減速するためのブレーキを検出することで交通量の予測のためのデータを収集できる。しかし、自転車が信号や駐輪場などのためにブレーキをかけている場合は交通量に関連しない。これらをだまかに分類すると、減速のためのブレーキは人との接触を避けるなど交通量に関連することが多く、停止のためのブレーキは信号などによる一旦停止や目的地到着など交通量に関連しないことが多い。

そこで、減速するためにブレーキをかけているのか、停止するためにブレーキをかけているのか、ブレーキをかけていないのかを正しく分類することが必要となる。本稿では予備調査として、15m程度の短い距離においてこれらのブレーキを分類できるかどうかの調査を行った。また、GPSにおいてこれらのブレーキを区別することができれば、複雑な加速度センサを用いる必要もないと考え、200mほどの距離の中でGPSによってブレーキを判別する調査も行った。

2. 関連研究

スマートウォッチを利用した高精度な行動認識の手法がこれまでに提案されている。山田らは、手首に装着したスマートウォッチにより加速度を計測し野球、バスケットボール、ダーツのリリースポイントを推定した[3]。その結果、野球で61.9%、バスケットボールで87.6%、ダーツで91.1%の結果を得た。この研究では一部の複雑な動きを除き、スマートウォッチを用いて高精度の行動認識ができる可能性が示されている。本稿では、自転車のノイズが入ったブレーキ種別の分類に対してスマートウォッチを使用した。

また、スマートデバイスを利用した自転車の挙動認識に関する様々な手法が提案されている。宇佐美らは、スマートフォンの3軸加速度センサと3軸ジャイロセンサで得られたデータをフィルタリングによりノイズ低減させ、停止、直進、右左折を認識する手法を提案している[4]。この研究では、3軸加速度センサと3軸ジャイロセンサにより、停止、直進、右折、左折の4つの挙動についてのものを用意し、分類しているが、回避ブレーキについては想定していない。我々の研究の分類対象はブレーキなし、回避ブレーキ、停止ブレーキである。

Hölzelらは、自転車運転時のエネルギーの損失について計算することにより、自転車の転がり抵抗を求めた[5]。また、垂直方向の加速度信号の周波数評価加速度の実行値係数を設定し、地面ごとによる自転車の快適さを計算した。この研究では、あまり使われていないアスファルト、使い込まれたアスファルト、あまり使われていないコンクリート、使い込まれたコンクリート、砂利道、石を組み合わせた道の6つに分けて調査した。この結果、あまり使われていないアスファルトが最も快適性に優れているという結果になった。余計な要素を排除したい実

[†] 大阪府立大学, Osaka Prefecture University, Sakai, Osaka 599-8531, Japan

験では、アスファルトの上での実験が良いことがわかった。本実験でもそれを取り入れアスファルト上での実験を行った。

武安らは、スマートフォンで加速度、角速度、地磁気、GPSを測定し障害物回避挙動を検出した [6]。この実験では、スマートフォンをハンドルに取り付けてデータの収集を行った。しかし、ハンドルにスマートフォンを固定するのは日常的な光景ではなく、手法の動作環境を導入するには敷居が高いと言える。本稿では、日常的に運転者が装着するスマートウォッチを使用することで、ユーザーが特別な装置や環境を導入することなく、データを収集できる環境を想定する。

3. 加速度時系列データの特徴量の抽出

3.1 x 軸, y 軸, z 軸の加速度の平均

スマートウォッチを左手首に装着しアスファルト等で舗装された平坦な道を走行する場合を想定する。また、加速度データは 100Hz 以上の十分に高いサンプリングレートにより取得した。発進するときやブレーキをかけた時には加速度値が大きく変化し、そうではないとき加速度の変化が小さくなる。この性質を検出することでブレーキを判別できると考えられる。加速度時系列データ $A = \{a_0, a_1, a_2, \dots, a_n\}$ を得たとき、加速度平均値の特徴量を以下の計算式 (1) により得る。

$$a_{ave} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n a_k \quad (1)$$

ここで、スマートウォッチは進行方向に対して垂直や平行ではないため、x 軸, y 軸, z 軸すべての加速度時系列データに対して特徴量を得ることとする。

3.2 x 軸, y 軸, z 軸の加速度の最大, 最小

ブレーキをかけた際には、加速度が大きく変化するが停止するブレーキと減速するブレーキでは、加速度の変化の大きさも変化すると考えられる。そこで、加速度時系列データの中での最大値, 最小値を特徴量として抽出する。

3.3 ピーク値

自転車におけるブレーキの有無やブレーキ目的の違い、加速度時系列データの加速度値の大小の分布にも特徴が現れると考えられる。加速度の時系列データ $A = \{a[0], a[1], a[2], \dots, a[n]\}$ に対し、複数の閾値 $h[0], h[1], h[2], \dots, h[m]$ を設定する。区間 $[h_i, h_{i+1}]$ の範囲に存在する A の要素数を区間 $[h_i, h_{i+1}]$ のピーク数と呼び、 $c_{(i,i+1)}$ で表す。すべての $i(0 \leq i \leq m-1)$ に対するピーク数 $c_{(i,i+1)}$ を計算し、 m 個の特徴量を得る。

4. 実験

実験では、スマートウォッチとして Apple Watch Series 4(ver7.2)を用いた。また、これを用いて、3軸加速度センサにより 100Hz で加速度を計測し、機械学習ツール Weka でデータを分類した。また、GPS を利用する実験においては、iphone8 において 1Hz で位置情報を収集した。

4.1 加速度データによるブレーキ種別判定の実験

被験者 3 名が同一の自転車に乗り、15m の平坦な道を走行した。このとき、各被験者は以下の 3 パターンの運転をそれぞれ 8 回ずつ行った。

- ブレーキなし
- 7.5m 地点でブレーキをかけて一度減速してから再び加速する (回避ブレーキ)
- 15m 地点で停止するブレーキをかける (停止ブレーキ)

これにより、3 人 \times 3 種類 \times 8 回の計 72 回の xyz 軸加速度を測定した。そのデータをピーク値, 平均, 最大, 最小という特徴量データに変換した。ピーク値に関しては閾値の間隔 $|h_i - h_{i+1}| = 0.05$ とした。それらの特徴量に対して決定木を生成する Random forest アルゴリズムにより、ブレーキなし, 回避ブレーキ, 停止ブレーキの 3 種に分類を行った。ただし、ブレーキなし, 停止ブレーキのデータが 1 つずつ欠損していたため、x 軸, y 軸, z 軸合わせて 210 個のデータを処理した。

表 1 に、加速度データを用いて分析した結果をまとめた。それぞれのデータがどの結果に分類されたかを表示している。

表 1: 分類結果 (a: ブレーキなし, b: 回避ブレーキ, c: 停止ブレーキ, 横軸が分類結果, 縦軸が正解データ)

	a	b	c
a	69	0	0
b	0	72	0
c	0	0	69

F 値が 1.000 となり、良い結果を得ることができた。短い距離の一定の行動であるため、識別が容易であったと考えられる。また、閾値の間隔 $|h_i - h_{i+1}| = 0.1$ としても F 値は 1.0 となった。一方で $|h_i - h_{i+1}| = 0.01$ のとき、F 値は 0.42 まで低下した。ピーク数を特徴量として使用する場合、パフォーマンスが急激に低下するパラメータ設定に注意する必要があることが分かった。今後は、ある程度の距離の一般の走行に対しての計測を行っていく。

4.2 GPS によるブレーキ種別判定の実験

GPS データは加速度のように短い間隔における測定では、誤差が大きくなったり、上手くデータを取得することができなくなってしまうため、200m 程度の直線で実験を行った。1名の被験者がブレーキ無し、15秒毎に回避ブレーキ、15秒毎に停止ブレーキの3種の運転を行い、そのときのGPSによる位置情報の時系列データの取得を4回ずつ行った。どのデータも最大速度を10km/hほどでの測定を行った。また、特徴量を位置情報の1秒毎の距離変化の平均と標準偏差として、Random forestにて機械学習を行い、ブレーキの分類が可能であるかどうかの検討を行った。

表2にGPSデータを分析、分類した結果をまとめた。

表2: 分類結果 (a: ブレーキなし, b: 回避ブレーキ, c: 停止ブレーキ, 横軸が分類結果, 縦軸が正解データ)

	a	b	c
a	1	1	2
b	1	2	1
c	0	1	3

GPSに関しては、F値が0.478となり、良い結果を得ることは出来なかった。加速度データに比べてサンプリングレートが1Hzと低く、十分な量の時系列データが得られなかったためと考えられる。また、走行速度がGPSのサンプリングレートに比べて低かったため、通常走行のときとブレーキをかけたときの移動距離の差が出にくかったためだと考えられる。

5. まとめ

本稿では、加速度データを取得し、ピーク値、最大、最小、平均の4種の特徴量を抽出して、ブレーキ無し、回避ブレーキ、停止ブレーキの3種に分類する際の精度について調査した。加速度に関しては、特徴量の選択とRandom forestの組み合わせが良かったためか、100%正確に判別することが出来た。今後、長距離の一般的な走行に対しても同様の結果が得られるかどうか検討していく。さらに、左右のブレーキによりスマートウォッチをつけている手の加速度が変化すると予想されるため、それも合わせて検証していきたい。

参考文献

[1] 国土交通省:“自転車交通,” <https://www.mlit.go.jp/common/001259529.pdf>, (参照 2021/07/18).

- [2] 警察庁:“令和2年における交通事故の発生状況等について,” <https://www.npa.go.jp/publications/statistics/koutsuu/jiko/R02bunseki.pdf>, (参照 2021/07/18).
- [3] 山田浩史, 村尾和哉, 寺田努, 塚本昌彦:“ウェアラブルセンサを用いたジェスチャ中の任意動作発生タイミング検出手法,” 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI), pp. 1-8, (2018).
- [4] 宇佐美友理, 石川和明, 高山敏典, 柳澤政生, 戸川望:“スマートフォン搭載3軸加速度センサと3軸ジャイロセンサを用いた自転車の挙動認識,” マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2018) シンポジウム, pp. 32-42, (2018).
- [5] Christin Hölzel, Franz Höchtel, Veit Senner:“Cycling comfort on different road surfaces,” *Procedia Engineering Volume 34*, pp. 479-484, (2012).
- [6] 後藤秀信, 三浦元喜:“加速度センサーを使用した自転車の挙動認識,” 情報処理学会インタラクシオン2014論文集, pp. 309-312, (2014).