

速度差を考慮した自転車とスマートフォン端末を用いた路面異常検出

鈴木 隆二[†] 高橋 淳二[‡] 戸辺 義人[‡]

青山学院大学大学院理工学研究科理工学専攻知能情報コース[†]

青山学院大学理工学部情報テクノロジー学科[‡]

1. はじめに

社会基盤のメンテナンスは重要であるが、コスト面などの問題により調査が十分に行き届いていない。この問題に対して、我々は参加型センシングを解決方法として想定し、自転車走行中にスマートフォン端末（以下、端末とする）の加速度センサで取得したデータから路面異常を検出する YKOB¹⁾を提案してきた。YKOB では、人工段差と異常段差を識別するために段差形状を分類する手法を実信号マザーウェーブレット (RMW: Real signal Mother Wavelet) に基づいて構築する。しかし、作成した RMW は、実計測した多数の加速度信号から RMW に適している信号を一つ取り出し、RMW として整形したものすぎず、汎用性にかける。汎用性の高い RMW を構築するためには、計測信号に影響を与える要素である、車両タイプ、運転者の体格、自転車の速度などが異なる場合の信号を統合する必要がある。そこで、本論では計測した信号の速度を推定し、推定された速度に基づいて波形を時間軸方向に伸縮する。そうすることで、多数の信号を適切に統合し、有意な RMW を構築する手法を提案する。評価実験より有効性を示す。

2. 関連研究

自転車を用いたセンシングに関する研究として、走行時の環境情報ログを取得する研究²⁾³⁾や走行時のコンテキストを取得する研究⁴⁾がある。しかし、これらは計測のためにセンサを自転車に装着する必要性があり、多くの参加者を得難い。そのため、自転車走行者が携帯している端末で計測された加速度信号から路面異常を検出する方法を提案する。

3. 速度を用いた信号の修正

図 1 は、自転車走行者が凹段差を通過した際に、取得した加速度信号である。加速度の値が大きい 2 点 (図中の黒丸、赤丸) はそれぞれ、自転車

Road Condition Detection using a Bicycle and Smartphones in Consideration of Velocity Difference

[†] Ryuji SUZUKI, Junji TAKAHASHI, Yoshito TOBE

[‡] Aoyama Gakuin University

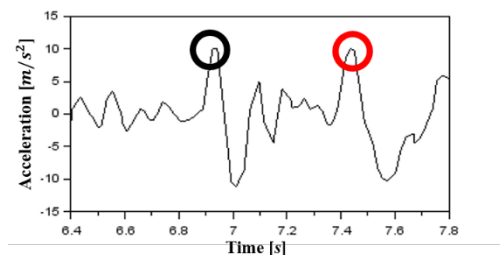


図 1 取得した加速度信号

の前輪、後輪が段差に衝突した際のものであると考えられる。従って、これら 2 点の時間差と前後輪の長さから速度を 9.8km/h と求めることが出来る。この値は、加速度信号を取得した際の速度 9.6km/h (自転車に装着した速度メータで計測) とほとんど等しいため、値が大きい 2 点は前後輪が衝突した際のものであると言える。

路面異常に衝突した際の速度を算出後、速度の違いによって発生する信号の差異を補正する。補正方法は、基準となる速度 v_{base} を決定し、算出された速度 v_{esti} との比を求めることで、信号幅すなわち信号の時間幅を修正する。修正前の時間を t 、修正後の時間を t' とすると、次式により求める。

$$t' = t \frac{v_{esti}}{v_{base}} \quad (1)$$

図 2 に修正前の信号と修正後の信号を示す。この時、 v_{esti} は 8.3km/h、 v_{base} は 10km/h である。

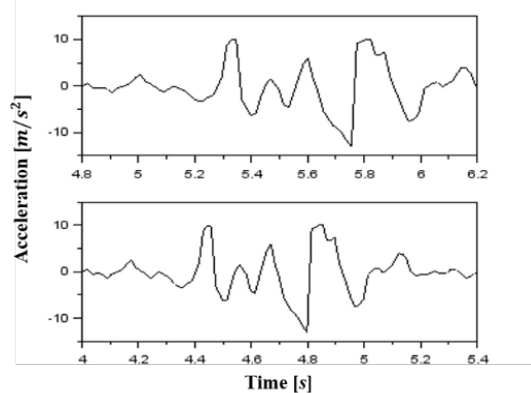


図 2 修正前の信号 (上) と修正後の信号 (下)

分類については、1 人の運転者の RMW で被験者全員の信号と相関評価する one vs all 方式と、複数人の運転者の RMW を統合して新たに作成し

た RMW で評価する multi vs all 方式の 2 通りの方式を考える。multi vs all 方式では取得した信号をそのまま RMW にするのではなく、速度を統一し、時間軸方向に伸縮した後に各人の RMW を作成し、作成した複数の RMW の平均値を取ることによって新たな RMW とする。multi vs all 方式は、複数の信号間で発生する差異の影響を少なくするため、より汎用性の高い信号を作成可能である。

4. 実信号マザーウェーブレット

本研究では、路面の段差の分類を行う。想定する段差は登り段差 (PS)，下り段差 (NS)，凸段差 (CV)，凹段差 (CC) の 4 種類である (図 3)。

段差形状によって計測される信号波形には傾向があり、傾向を実信号マザーウェーブレット (RMW) で表現することで、作成した RMW と未知な信号との相似性を評価し、信号を分類する。

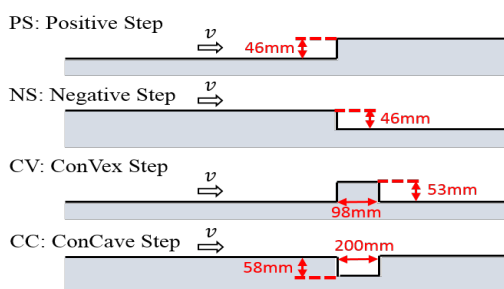


図 3 実験で使用した走行路

● RMW の作成

それぞれの段差に対応した RMW $\psi^i(t)$ ($i = PS, NS, CV, CC$) を図 3 の路面を通過した際の信号から作成する。作成方法は以下である。

- (1) サンプル数 p で RMW 候補信号の切り出し
- (2) ハミング窓関数の適用
- (3) スケール a の調整による関数組 $\psi_{a,b}$ の生成

$$\psi_{a,b}(t) = a^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

- (4) ノルム $\|\psi_{a,b}(t)\|$ が 1 となるように正規化

本論では、サンプル数 $p = 128(2.56[s])$ とし、 $a = 0.6, \dots, 1.4$ の 9 つを関数組とした。

● RMW による段差分類

RMW との相似性の評価に基づく段差分類方法について説明する。まず、未知の信号 $f(t)$ と関数組 $\psi_{a,b}^i(t)$ の相関を次式により求める。

$$\omega^i(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{a,b}^i(t) dt \quad (3)$$

得られた相関関数 $\omega^i(a,b)$ の最大値を与える i を

その信号の段差と判定する。

5. 評価実験

10 名の被験者に協力してもらい、腰の位置にあるウエストポーチ内の端末で加速度を計測しながら、4 種の段差を 1 人につき 20 回通過し、合計 800 のデータを取得した。この取得したデータに対して分類を行い、精度を測る。

今回の実験において、one vs all 方式では被験者 3 人の信号を用いて、各被験者で分類した。各被験者における、Accuracy は 0.63, 0.75, 0.58 となり、平均 Accuracy は 0.65 となった。multi vs all 方式では、one vs all 方式で使用した 3 人と同じ信号を使用して、分類を行った。結果は表 1 となり、Accuracy が 0.73 となり、one vs all 方式の平均 Accuracy よりもよい精度となった。

表 1 分類結果 : multi vs all

Accuracy	True condition				Precision	
	PS	NS	CV	CC		
0.73						
Prediction condition	PS	144	23	65	6	0.61
	NS	10	132	11	2	0.85
	CV	45	39	122	4	0.58
	CC	1	6	2	188	0.95
Recall	0.72	0.66	0.61	0.94		

6. むすび

本稿では、自転車と端末を用いた路面異常の検出方法として、RMW を用いた分類方法を提案した。速度による時間軸方向の伸縮を行うことで、複数人の信号から新たな RMW を作成した。その結果、信号間の差の影響を少なくし、分類結果が向上した。今後の課題としては、参加型センシングのために多くの被験者からデータを集めるためのサーバー構築などが挙げられる。

7. 参考文献

- [1] 高橋淳二ら, “YKOB: 参加型センシング志向の自転車とスマートフォン端末を用いた道路路面状態の調査”, 電気学会論文誌 C, Vol.137, No.4 p p-, (2017).
- [2] Eisenman, B. Shane et.al, “BikeNet: A mobile sensing system for cyclist experience mapping”, ACM. Trans. Sensor Networks, Vol.1, No.6, (2009).
- [3] Frank Westerhuis, Dick de Waard, “Using Commercial GPS Action Gmeras for Gathering Naturalistic Cycling Data”, 計測自動制御, Vol.55, No.5, pp 422-430, (2016).
- [4] 齊藤祐樹ら, “sBike: 参加型センシングを志向したモバイルセンシングによる自転車走行状態収集・共有機構”, 情報処理学会論文誌, vol.53, no.2, pp.770-782, (2012).