

## 動画解析による自転車走行時の振動不快度推定モデルの精度検証

Verifying the accuracy of unpleasant estimation model for cycling route using video image analysis

室蘭工業大学建築社会基盤系学科 ○学生員 工藤航史郎(Kojiro Kudo)

室蘭工業大学大学院工学研究科 学生員 居駒薫樹(Shigeki Ikoma)

室蘭工業大学大学院工学研究科 正会員 浅田拓海(Takumi Asada)

室蘭工業大学大学院工学研究科 正会員 有村幹治(Mikiharu Arimura)

## 1. はじめに

近年、スポーツ車（ロードバイク等）によるロングツーリングの人気が高まっている。北海道総合開発計画（平成28年3月閣議決定）では、北海道において、アジアの中でも特徴的で魅力的な観光資源を活かしながら「世界水準の観光地」を目指しており、サイクルツーリズムの振興等により、広域的な観光周遊ルートの形成を促進することが明記されている<sup>1)</sup>。これらの取り組みの中で、自転車走行環境の整備、サイン類やポートの設置、各種の情報提供などについて積極的に進められている。一方、乗り手の走行快適性や不快度のような評価はほとんど検討されていない。特に、路面の凸凹による振動は、長時間走行においては不快感や疲労を生じさせる可能性がある。このような区間を網羅的かつ定量的に把握できれば、不快な箇所を回避するルートの提案や舗装修繕のような抜本的な対策などに役立ち、サイクリストの満足度向上につながる。

自転車走行時の振動に関する研究はいくつか報告がある。山中らは、三次元加速度計とGPSを搭載した自転車を用いて、快適性評価と振動の関係性を示した<sup>2)</sup>。富山らは、専用車両により計測された路面性状データと自転車走行による加速度データの関係から、自転車振動モデルを構築し、このモデルによる推定結果と自転車運転者の主観評価との関係を確認している<sup>3)</sup>。しかしながら、これらの研究では、計測機器が特殊かつ高価なため、実験データが少なく、また、長距離ルートへの導入は難しい。そこで、著者らの先行研究では、導入と運用の面から市販のアクションカメラに着目し、走行中に撮影した動画から振動に対する不快度（以下、振動不快度）を推定する手法を提案している。具体的には、動画にオブティカルフローと周波数解

析を適用して、映像の「ブレ」の周波数成分を取り出し、これらから振動不快度を推定し、結果を簡易かつ迅速にマッピングできることを示した<sup>4)</sup>。ただし、精度検証のためのテストコースが1つだけであったこと、単回帰分析による簡易な推定モデルであったことなど、精度向上への課題が残された。

本研究では、先行研究で提案した車載動画を用いた自転車走行時の振動不快度推定モデルの精度、汎用性の向上のため、以下の2点の検討を行う。1点目は、不快度推定アプローチについてであり、単回帰モデルに加え、重回帰モデル、ニューラルネットワークなどを導入し、精度比較を行う。2点目は、上記モデルの信頼性の向上についてであり、新たに2つテストコースを追加し、景色や幅員構成などが変わっても本手法が適用できるのかを検証する。

## 2. 走行実験と動画解析の概要

本研究では、先行研究によるモデル構築ルートでの走行実験で得られた動画データを用いる。なお、モデルのテストコースについては、本研究で追加している。走行実験および解析の概要を以下に示す。

### 2.1 車載カメラを用いた走行実験

実験車両の状況を写真-1に示す。市販の小型アクションカメラ「GoPro Hero5」をハンドル部に設置し、動画撮影とGPS計測を行った。同時に、振動不快度について、乗り手に評価をしてもらい、1~5の5段階評価で、評価1を特に問題に感じない滑らかな路面、評価5を振動が最大級に大きい路面となるように設定した。

実験コースは、モデルの学習のためのコース、テストを行うためのコースの2種類に分けている（表-1）。先行研



写真-1 カメラ設置状況

究にて、学習コースは、振動不快感が1~5でばらつくような路線を選定している。テストコース B, C が本研究で新たに追加したコースである。被験者は、室蘭工業大学サイクリング部の学生である。実験期間は2018年秋季であり、学習コースでは被験者10名、テストコース A, B, C ではそれぞれ3名に参加してもらった。

走行実験の手順は以下の通りである。被験者に本実験の説明を行い、評価基準として振動不快感1~5の見本動画を見てもらった。その後、対象コースにて走行実験を開始した。振動不快感については音声で記録し、走行速度は運転負荷がかからない20km/h程度、走行位置は外側線の10cm程度歩道側とし、無理をしない範囲で走行してもらうよう事前に示した。走行中の評価は見逃しやタイミングの遅延があることから、実験走行後すぐに大学研究室に戻り、PC画面上で動画と走行時の評価記録を確認しながら、再度、振動不快感を3秒毎に評価してもらった。

## 2.2 映像の「ブレ」の周波数解析

撮影動画の解析手順の概要を図-2に示す。まず、動画にオプティカルフロー解析を適用し、背景の特異点の時系列変化(上下方向)をデータ化した。オプティカルフローの解析単位は1秒(32フレーム)とし、その間の特異点の変動データに周波数解析(高速フーリエ変換)を適用して、パワースペクトル密度(Power Spectrum Density: PSD)を算出する。全特異点のPSDから中央値を求め、さらに、周波数帯を2-4Hz, 4-6Hz, 6-8Hz, 8-10Hz, 10-12Hz, 12-14Hzの6つに区分し、それぞれの帯域のPSD平均値を算出した。なお、以下では、対数変換したPSDを用いる。

以上の振動不快感および各PSDを空間的に対応させるために、GPSデータを用いて、15m区間毎の値に換算(線

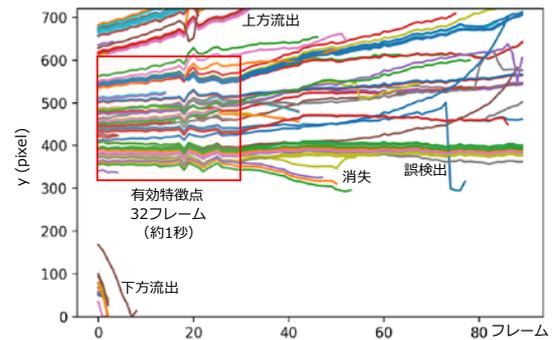
表-1 実験コースの概要

コース名	距離	被験者数
学習コース	4.0km	10名
テストコース A	1.5km	3名
テストコース B	2.5km	3名
テストコース C	2.5km	3名

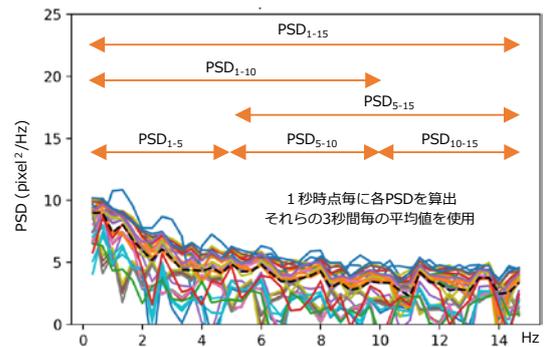
① 撮影動画のオプティカルフロー解析(特徴点の軌跡抽出)



② 特徴点の時系列変動(上下方向)



③ 有効特徴点の周波数解析



④ 15m区間値に線形補間(3秒間隔の各PSD・体感評価値)

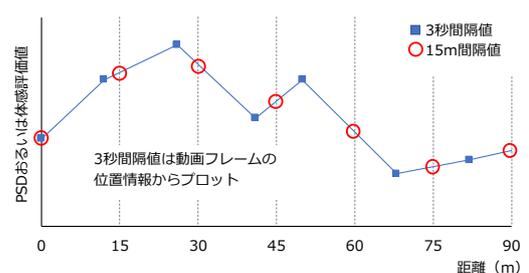


図-2 動画解析の流れ

形補間)した。また、先行研究において、振動不快感および各 PSD に被験者間の大きな差は見られなかったことから、モデル構築にあたってはそれぞれ全被験者の平均値を用いる。

### 3. 振動不快感推定モデルの概要

先行研究では、学習コースにおける振動不快感と各 PSD の相関係数を求め、最も相関が高い PSD による単回帰モデルを採用した。本研究では、全 PSD を有効的に用いるために重回帰モデルやニューラルネットワークを導入する。各モデルの概要を以下に示す。

#### 3.1 回帰モデル

先行研究では、振動不快感を単回帰モデルで推定し、説明変数には、 $PSD_{5-15}$  が採用された。本研究でもこの推定式(1)を用いる。

$$\text{振動不快感} = 0.84PSD_{5-15} - 0.07 \quad (1)$$

さらに、本研究では、精度向上のために、全 PSD を用いて、重回帰分析を試みた。まず、多重共線性の対策のため、説明変数間で相関係数 0.8 以上となる場合、振動不快感との相関係数が低い方を除外する作業を行った。その結果、残った変数は、 $PSD_{2-4}$ 、 $PSD_{4-6}$ 、 $PSD_{8-10}$ 、 $PSD_{10-12}$ 、 $PSD_{12-14}$  の 5 つであった。これらの変数を用いて重回帰分析を行った結果、以下の重回帰モデルとして式(2)が得られた。

$$\begin{aligned} \text{振動不快感} = & 0.08PSD_{2-4} + 0.21PSD_{4-6} + 0.37PSD_{8-10} \\ & + 0.1PSD_{10-12} + 0.14PSD_{12-14} - 0.15 \quad (2) \end{aligned}$$

#### 3.2 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワーク(以下、NN)は、任意の活性化関数に近い近似関数を得ることができ、中間層の層数やユニット数を検討することによって、近似の精度を上げることができる手法である。図-3に示すように、通常、入力層、中間層、出力層から構成される。ここで、中間層は、複数の層で構成、すなわち深層化することで精度の向上が期待できる。これはいわゆる Deep learning のアプローチであり、昨今注目を浴びている。また、各層の出力値に適用する活性化関数は、様々な種類が提案されており、分析

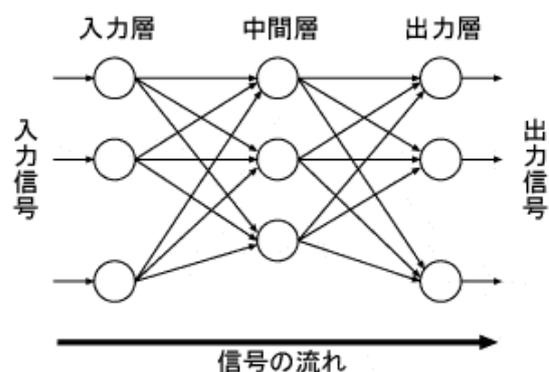


図-3 ニューラルネットワークの概要

対象に応じた最適なものを選ぶ必要がある。

以上から、本研究では、中間層を3層に固定し、各ユニット数および活性化関数を複数パターン設定して、これらのモデルの比較を行う。活性化関数は、比較的単純な非線形関数であり計算負荷の小さい Sigmoid、比較的精度の高いと言われる Softplus、精度が高く計算コストが少ないことから昨今活発に導入されている Relu を使用した。ユニット数については、全中間層で同じ値とし、既往の研究などを参考に、50、150 の 2 つのパターンとした。入力値は  $PSD_{2-4}$ 、 $PSD_{4-6}$ 、 $PSD_{6-8}$ 、 $PSD_{8-10}$ 、 $PSD_{10-12}$ 、 $PSD_{12-14}$  の 6 つ、教師値は振動不快感であり、モデルの学習を行った。

### 4. 振動不快感推定モデルの精度比較

上記で得られたモデルを学習コースおよび 3 つのテストコースに適用し、振動不快感の推定値を算出した。観測値との相関係数および平均二乗誤差 (RMSE) を比較し、信頼度、汎用性の高いモデルを探る。相関係数および RMSE の比較を図-4、図-5 に示す。

学習コースにおいては、モデル構築に用いたデータで推定を行っていることから、相関係数は 0.8 以上と大きい。中でも、 $Relu_{150}$  が最も相関係数が大きく、RMSE が最小となる。次に、モデルを未知のデータに適用したテストコースの結果を見る。図-4の相関係数を見ると、コース A、C では約 0.6 以上となるが、コース B では 0.4 程度と小さい。これは、コース B では、振動不快感の範囲が小さく、誤差の影響が大きく出たためである。そこで、誤差の面から RMSE で比較する。図-5に示したように、RMSE においてもコース B が約 0.6 と比較的大きいものの、 $\pm 0.6$  の精度で振動不快感を推定できる。テストコースの平均値から各

モデルを比較すると、 $\text{Sigmoid}_{150}$  は、相関係数が最も大きく、 $RMSE$  が最小である。したがって、振動不快度は、全 PSD を使い、ニューラルネットワークで推定することで、若干ではあるが精度が向上することが分かった。

最後に、上記の  $\text{Sigmoid}_{150}$  による推定結果を GIS 上に示し、観測値との比較を行った。観測値を図-6、推定値を図-7に示す。コース A や C では、1 段階程度ではあるが過小に推定している箇所が幾つか見られるが、大部分では評価が一致している。一方、コース B では、逆に若干過大に推定している箇所が多く、動画を確認したところ、オプティカルフローにおいて脇を通過する車両の影響が示唆された。このようなノイズの除去は今後の課題とし、さらなる精度向上を目指したい。

### 5. まとめ

本研究では、先行研究で提案した車載動画による自転車走行時の振動不快度推定手法について、テストデータや推定モデルを追加し、精度比較を行った。その結果、活性化関数  $\text{Sigmoid}$ 、中間ユニット数 150 としたニューラルネットワークモデルが最も良いモデルとなった。したがって、振動不快度推定モデルについては、ニューラルネットワークが有効であることが分かった。今後は、推定の前段階、すなわちオプティカルフローにおける解析範囲の設定やノイズ除去、撮影時の条件などについて検討する予定である。

### 参考文献

- 1) 国土交通省北海道開発局:「北海道総合開発計画」(平成 28 年 3 月 29 日閣議決定)
- 2) 山中英生, 兼本広和, 滑川達: 振動特性に着目した自転車走行空間の評価, 土木計画学研究・講演集, (CD-ROM), 2003.
- 3) 渡辺健太, 萩原亨, 高橋清, 富山和也, 佐々木優太: 自転車走行路面の平坦性評価に向けた自転車振動モデルに関する研究, 土木計画学研究・講演集 (CD-ROM), 2017.
- 4) 居駒薫樹, 浅田拓海, 有村幹治, 亀山修一: 車載カメラ動画による自転車走行時の振動不快度, 土木計画学研究・講演集 (CD-ROM) , 2018.

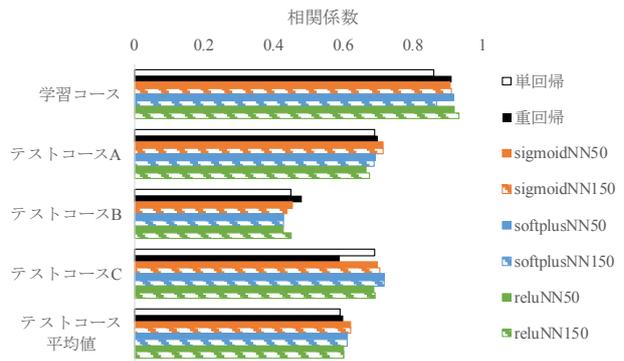


図-4 各モデルの相関係数

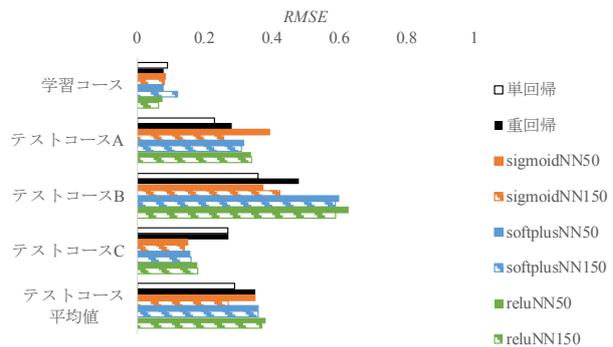
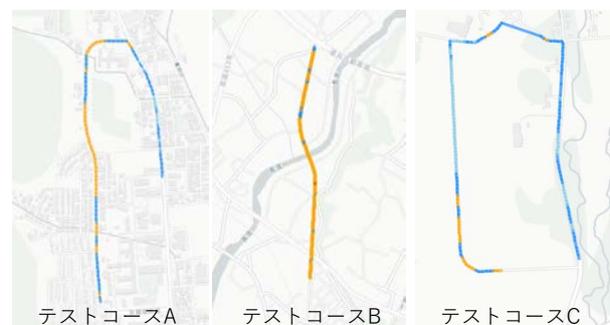


図-5 各モデルの RMSE



図-6 テストコースにおける振動不快度の観測値



R=0.70, RMSE=0.30    R=0.45, RMSE=0.61    R=0.70, RMSE=0.15

図-7  $\text{Sigmoid}_{150}$  による振動不快度の推定結果