

スマートフォンによって計測された3軸加速度を用いた移動手段推定

A study on classification of transport mode using a triaxial accelerometer on a smartphone

谷地卓¹⁾

指導教員 島川陽一¹⁾

1) サレジオ工業高等専門学校 専攻科 数理モデル研究室

自治体によって行われるパーソントリップ調査はアンケート調査によって行われており、アンケート項目の増加など調査対象者への負担が増加している。本研究では、スマートフォンを交通調査のデバイスとして利用することを考え、スマートフォンによって計測した3軸加速度から移動手段の推定を行う。移動手段の推定方法には再帰型ニューラルネットワークを用いる。この手法の評価として、静止・歩行・自転車・自動車・電車の5クラスについて学習を行い、分類精度の評価を行う。

キーワード：機械学習、ニューラルネットワーク、加速度センサ、スマートフォン

1. はじめに

パーソントリップ調査とは、調査対象地域での移動に関する目的・移動手段・起終点などの情報を調べる交通調査である。この調査は主に自治体によって実施され、都市計画や交通計画、輸送計画などに用いられる。調査方法は調査対象者に調査票を郵送し、アンケートによって行われるが、一方、アンケート項目の増加により対象者の負担が増え、回答率の悪化などの問題が発生している。

近年、広く普及しているスマートフォンには、カメラに加えGPS・加速度センサなどが搭載され、多くの人がスマートフォンを携帯して交通機関を利用している。このセンサを用いて、移動時の交通手段を判別できればスマートフォンを交通調査のデバイスとして利用することが可能になり、費用を抑えた精度の高い調査を行うことができる。

本研究では、スマートフォンのセンサによって計測された3軸加速度の時系列データを用いて、その携帯者の移動手段を推定する可能性を検討する。

2. ニューラルネットワークによる移動手段の推定

先行研究[1]では、複数の機械学習アルゴリズムを用い、教師データから時系列特徴・周波数特徴を計算し、学習を行っている。それに対し本研究では、ニューラルネットワークを用い深層学習に

よって移動手段の推定を行う。この方法は事前に各特徴量の算出を行わずに教師データを入力することで、各クラスへの分類基準だけでなく、分類に用いる特徴の抽出についても学習できるという点に特徴がある。モデルには再帰型ニューラルネットワークを用いる。通常のニューラルネットワークでは、入力されたデータのみを用いて演算を行うため、時系列的に変化するデータに対して特徴の学習を行うことができない。それに対し再帰型ニューラルネットワークでは過去に入力されたデータについても演算に利用するため、時系列的変化を行う特徴に対して学習が可能であり、系列データを用いた学習に多く利用される。

3. 評価実験

評価実験として、学習の教師データと同一の被験者の加速度データにて分類精度の評価を行う実験①と、学習には用いていない被験者の加速度データにて分類精度の評価を行った実験②を行う。

それぞれの実験では、静止・歩行・自転車・自動車・電車の5クラスの状態にある加速度を計測し、データセットの作成を行う。サンプリング周波数は15[Hz]とする。

学習には3層のネットワークを用いる。このネットワークの入力層には3つのニューロンを用意し、各ニューロンにそれぞれの軸の加速度を入力

する。出力層には5つのニューロンを用意し、各ニューロンはそれぞれのクラスに分類される確率を出力する。隠れ層のニューロンのユニット数は20、バッチサイズは1000、時系列データのシーケンス長は50を用いる。

実験①では被験者Aの各クラス5分間の加速度データを教師データとして学習を行い、学習したモデルを教師データとは別の日に計測した各クラス1分間の被験者Aの検証データによって評価し、一般化された分類がされているか評価を行う。

実験②では被験者Aの各クラス5分間の加速度データにて学習を行い、被験者Bの歩行クラス15分間のデータを検証データとして評価を行う。この実験では、個人差の影響を強く受けると考えられる歩行クラスを分類することで、加速度データの個人差の影響を評価する。

それぞれの評価には検証用データ数に対する正しい分類がされたデータ数の比(overall accuracy)を用いる。

4. 結果

図1に実験①の学習回数ごとの分類精度を示す。学習回数が24回のときに教師データにて99%の分類精度が得られたが、検証データでの分類精度は75%となり、大きな差がみられた。

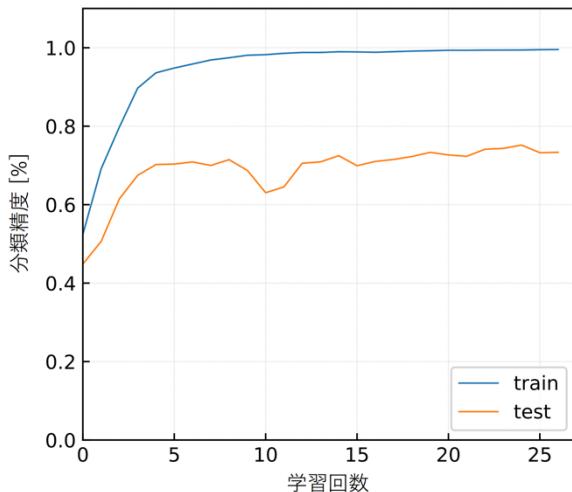


図1 学習回数ごとの分類精度 (実験①)

この時のクラス毎の分類精度を表1に示す。静止・歩行・自転車クラスのデータは95%を超える精度で正しく分類されていた。それに対して電車クラスは17%が自動車クラスへと分類され、自動

車クラスは99%が電車クラスへと分類された。

表1 混同行列 [%] (実験①)

	静止	歩行	電車	自転車	自動車
静止	98.9	1.1	0	0	0
歩行	0.9	99.1	0	0	0
電車	0.6	0	81.9	0	17.5
自転車	0	3.9	0	95.8	0.3
自動車	0	0	99.8	0	0.2

実験②では、学習回数が70回のときに教師データにて5クラス全体で99%の分類精度が得られ、検証データにて99%の分類精度が得られた。この時の混同行列を表2に示す。この結果から本手法では学習に用いていない被験者のデータを正しく分類することができる事がわかった。

表2 混同行列 [%] (実験②)

	静止	歩行	電車	自転車	自動車
歩行	0.1	99.9	0	0	0

5. まとめ

今回の実験では、教師データと検証データの被験者が同一の場合であっても電車・自動車クラスへの分類精度が低いという結果が得られた。そこで、各移動手段に共通する十分な特徴抽出ができていないことが考えられる。この原因として、計測毎によって移動方向に対するスマートフォンの向きの違いが考えられる。また、被験者によってより個人差があると考えられる歩行クラスでは99%の分類精度が得られ、歩行クラスにおいては個人差に影響されない特徴抽出ができていると考えられる。この点から、本手法によって精度の高い移動手段の推定の可能性を示すことができた。

今後は移動方向に対するスマートフォンの向きの違いの影響を受けない学習方法の検討や、被験者の増加などのデータセットの数を増やし、より一般化された分類の学習を試みる。

[1]古川侑紀,西山勇毅,大越匡,中澤仁,高汐一紀,徳田英幸,“加速度センサのみを用いた移動手段判定アルゴリズムの評価”,研究報告モバイルコンピューティングとユビキタス通信(MBL),2014,43,pp.1-7