

# スマートフォンによるプローブパーソン調査の高度化に向けた移動手段判別手法の開発

松島 敏和<sup>1</sup>・橋本 浩良<sup>1</sup>・高宮 進<sup>1</sup>

<sup>1</sup>正会員 国土交通省 国土技術政策総合研究所 道路研究室 (〒305-0804 茨城県つくば市旭1番地)  
E-mail: matsushima-t924a@nilim.go.jp, hashimoto-h22ab@nilim.go.jp, takamiya-s92tc@nilim.go.jp

スマートフォンによるプローブパーソン調査は、個人の交通行動を効率的かつ継続的に把握できる調査手法として期待されている。本研究では、プローブパーソン調査の高度化を目指して、スマートフォンのGPSや加速度センサにより取得される移動履歴データから移動手段を判別する手法を開発する。実用化を念頭に置いた判別手法を提案し、実際のスマートフォンによるプローブパーソン調査で収集された移動履歴データに適用して判別精度を検証した。本手法では、不特定多数の被験者による多様なスマートフォンの利用状況下で得られた移動履歴データを用いても、高い精度での判別が可能であることを確認できた。ここでの検証結果を踏まえ、本手法の有用性と調査の高度化の方向性について述べる。

**Key Words :** *Transportation Mode Identification, Smartphone, Probe Person Survey*

## 1. はじめに

わが国は人口減少時代に突入し、超高齢社会が進展している。また、個人の価値観の多様化や環境に対する意識の高まりも顕著になっている。地域に着目すると、安全で健康的な暮らしを提供できる、環境に配慮したまちづくりの重要性が高まっている。地域の現状に即したまちづくり施策を進めるためには、地域生活者の活動（地域における「人の動き」）を十分に把握し、計画情報として役立てていくことが極めて重要である。併せて、これらの情報に依拠した PDCA サイクルの確立と着実な実施が不可欠である<sup>1)</sup>。

都市圏レベルでの人の動きの把握には、従来より、パーソントリップ調査が実施されている。パーソントリップ調査では、目的や手段といった移動特性と性別や年齢といった詳細な個人属性が把握できる。しかしながら、パーソントリップ調査は、通常、特定の1日を対象として大規模に実施される調査であるため、実施頻度が低い（たとえば、3大都市圏パーソントリップ調査は10年に1度実施）。また、被験者の記憶に頼る紙ベースのアンケート調査のため、移動経路などの詳細な移動履歴が把握できない。きめの細かさが求められる地域のまちづくり計画のための情報としては、パーソントリップ調査データだけでは十分とはいえず、個人の交通行動に関する情報を詳細かつ継続的に収集する必要がある。

個人の交通行動の把握する調査手法として、携帯電話などのGPSを活用して位置や時間といった詳細な個人の移動履歴データを収集するプローブパーソン調査が開発されている。プローブパーソン調査は、アンケート調査では把握が困難であった移動経路などの移動履歴データの収集や、複数日にわたる調査の実施が可能である。

プローブパーソン調査は、朝倉ら(2000)<sup>2)</sup>により、PHSを利用した交通行動調査手法として開発された。以降、有村ら(2002)<sup>3)</sup>により、PHSによる位置情報とWebアンケートを組み合わせた交通調査システム、目黒ら(2007)<sup>4)</sup>により、携帯電話を利用したアプリケーションダウンロード型の調査ツールが開発されている。また、羽藤ら(2004)<sup>5)</sup>により、様々なセンサが一体となった計測機器(BCALs)の開発事例も報告されている。さらに、近年のスマートフォンの普及に伴い、被験者が所有するスマートフォンを利用したプローブパーソン調査（以下「スマホPP調査」という。）の実施が試みられている（たとえば、円山(2013)<sup>6)</sup>、中野ら(2013)<sup>7)</sup>）。

従来のプローブパーソン調査は、携帯電話などを被験者に貸与して実施するケースが多く、調査実施主体の負担となっている。スマホPP調査では、調査実施主体は調査用のスマートフォンアプリ（以下、単に「アプリ」という。）をインターネット経由で配布するため、被験者数に物理的な制約がなく、被験者に直接接触する必要もない。また、被験者はアプリをダウンロードし、自分の

スマートフォンで起動することで、手軽に調査に参加できる。このため、スマホ PP 調査は、大規模な調査を効率的に実施可能で、イベント時や季節ごとなどの継続的なデータ収集（パネル調査）が可能な調査手法として期待されている。

スマホ PP 調査のながれを図-1 に示す。被験者の移動中、スマートフォンの測位センサ(GPS)や加速度センサにより経緯度データや加速度データを自動的に収集する。併せて、被験者は出発・到着時と移動手段の変化時に、移動目的や移動手段などの情報をアプリで入力する。スマートフォンのセンサにより自動的に収集可能な主なデータを表-1 に示す。以下では、これらセンサデータを「移動履歴データ」として捉えることとする。

実際のスマホ PP 調査では、被験者によるアプリの操作忘れ、操作ミス、操作タイミングのずれ（移動手段変更時から遅れて操作）などが発生し、被験者が入力した情報と移動履歴データに齟齬が生じることが確認されている<sup>8)</sup>。このことは、収集データの信頼性に影響するため、調査実施上の大きな課題である。アプリの操作忘れ、操作ミス、操作タイミングのずれを抑制するために、事前に被験者に対してアプリの十分な操作説明を行うことが考えられるものの、スマホ PP 調査の効率性が損なわれるだけでなく、調査実施主体の負担が大きくなるため、有効な解決策とはいえない。

スマホ PP 調査の効率性、継続性を担保しながら、より信頼性の高いデータを収集するためには、被験者によるアプリの操作をできる限り少なくし、被験者に負担をかけないように調査手法を改善することが必要である。被験者の負担軽減には、移動情報の自動判別機能をアプリに実装させることが有効であると考えられる。特に、移動中に変化しうる移動手段を自動判別できれば、被験者の負担軽減の効果は大きいと考える。

本研究では、スマホ PP 調査手法の高度化に向けて、自動的に取得される移動履歴データから移動手段を判別する手法を開発する。実用化を念頭に置いた判別手法を提案し、実際のスマホ PP 調査で収集された移動履歴データに適用して判別精度を検証する。検証結果を踏まえて本手法の有用性を考察し、実用化の方向性について述べる。

表-1 スマートフォンにより取得可能な移動履歴データ

データの種類	センサ
経緯度	測位センサ(GPS)
加速度	加速度センサ
方位, 磁気量	地磁気センサ
ピッチ, ロール	ジャイロスコープ

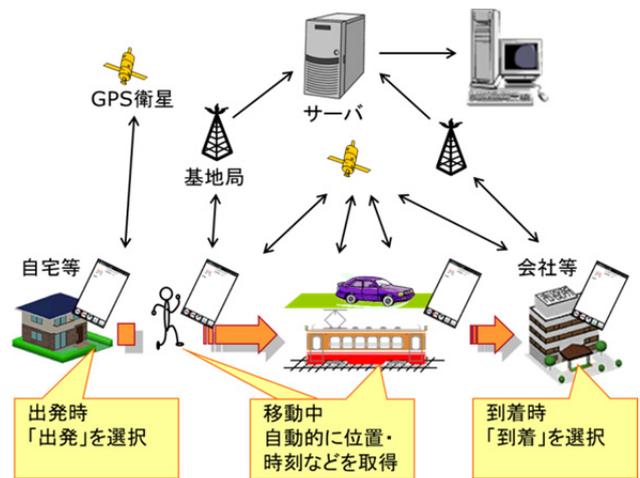


図-1 スマホ PP 調査のながれ

## 2. 関連する既往研究と本研究の位置づけ

### (1) 関連する既往研究

移動体通信機器から自動取得される移動履歴データを用いた移動手段判別手法に関する既往研究は複数存在する。移動履歴データの種類の調査で利用する機器に依存する、という制約の中で、これまで様々な判別手法が試みられている。

複数センサが搭載された機器が普及する以前は、PHSや携帯電話などにより取得された経緯度データのみ、あるいは、加速度センサにより取得された加速度データのみを用いた移動手段判別手法の開発が試みられていた（たとえば、前司ら(2005)<sup>9)</sup>、山崎ら(2008)<sup>10)</sup>）。スマートフォンなど複数センサが搭載された機器の普及により、入力する移動履歴データの種類を選択することが可能となった。たとえば、上原ら(2013)<sup>11)</sup>は経緯度データ、加速度データに加え、磁気量データも用いた移動手段判別手法を提案している。

移動手段判別のながれは、収集した移動履歴データを判別対象移動手段の特徴を際立たせる指標（以下「特徴量」という。）に変換し、分類することが基本となる。特徴量としては、移動速度や角速度といった時系列指標に加え、加速度波形をフーリエ変換したパワースペクトルといった周波数指標も利用されている<sup>11), 12), 13)</sup>。特徴量による手段の分類は、サポートベクターマシン(SVM; Support Vector Machine), 決定木(DT; Decision Trees), Random Forest といった教師あり機械学習アルゴリズム（以下「分割最適化手法」という。）が多く用いられている<sup>12), 13), 14), 15)</sup>。また、移動手段の並びを補正するために、隠れマルコフモデル(HMM; Hidden Markov Model)などの確率モデルを組み込んでいる事例もある<sup>13), 15)</sup>。

## (2) 本研究の位置づけ

既往研究では、同一の計測機器を被験者に貸与し、被験者が常に調査を意識した状況下で取得されたデータを利用して移動手段判別手法を開発・検証しているものが多い。一方、スマホ PP 調査は、被験者のスマートフォンを利用して移動履歴データを収集するものの、調査実施中の被験者によるスマートフォン利用を何ら制約するものではない。被験者のスマートフォンの機種は多様で、通信状況やセンサの特性により得られるデータの特性も一様ではない。スマートフォンは移動中にも使用され、身につける場合でも、ポケットやバッグの中など移動中の状態も多様である。特に、被験者自らのスマートフォンを利用した調査であるため、被験者が常に調査を意識しているわけではないという状況に着目する必要がある。

このような多様なスマートフォンの多様な利用状況下で得られた移動履歴データによる移動手段判別では、教師データ（学習データ）に大きく依存する分割最適手法のみでは十分な判別精度が得られないことも考えられる。たとえば、被験者が移動中（特に、公共交通機関の利用中）にスマートフォンを操作することが想定され、操作による加速度データへの影響がノイズとなって移動手段の特徴の抽出が妨げられうる。これについては、古川ら<sup>12)</sup>が、サンプル数やスマートフォンの装着位置の種類を増やして、加速度データを収集したところ、分割最適手法の分類精度が低下する（データ取得状況の多様化により、移動手段の判別精度が低下する）ことを指摘している。

本研究では、実務での活用に重点を置き、不特定多数の被験者による多様なスマートフォンの利用状況下で得られた移動履歴データの inputs を想定する。分割最適手法を用いず、加速度データ、経緯度データの特徴量に閾値を設定して手段を分類する単純な判別手法を提案する。わかりやすい分類のアルゴリズムとすることで、手法の汎用化を目指す。

本研究の提案手法では、入力データとして経緯度と加速度の移動履歴データを用いて、徒歩、自転車、自動車、バス、鉄道の5つの移動手段を判別する。加速度波形と経緯度による移動経路の特徴により、移動手段を1次的に割り当て、その結果を出力とする隠れマルコフモデルにより尤もらしい移動手段の並びを推定する。なお、鉄道、バス、自動車の移動経路の特徴の抽出には、ネットワークデータを用いて経緯度データをマップマッチングさせることとする。これらの手段は、加速度波形や速度による判別が難しいため、地理的条件を加味することで、判別手法の明快を期すためである。

ここでは、①提案手法の判別精度だけではなく、②スマホ PP 調査への適用可能性にも着目する。実際のスマホ PP 調査において不特定多数の被験者から得られた移動履歴データに対して本手法を適用し、その有用性の確認と課題の抽出を行うこととする。

移動手段判別手法に関する既往研究と本研究の提案手法の概要を表-2に整理する。

表-2 既往研究と本研究の提案手法の概要

既往研究 と本研究	利用機器	入力データ			判別対象移動手段					移動手段判別手法の概要	
		経緯度	加速度	磁気量	徒歩	走行	自転車	自動車	バス		鉄道
前司ら(2005) <sup>9)</sup>	携帯電話	○			○			○ <sup>*1</sup>		○	GPSの2測位間の速度、移動の加速度、角速度にポイント付与し、一連の移動においてポイントを積み上げて移動手段を判別（投票形式）
山崎ら(2008) <sup>10)</sup>	加速度センサ		○		○		○	○	○	○	加速度波形のパワースペクトルのモデルデータとの類似度（相関係数）により移動手段を判別
Reddy et al. (2010) <sup>13)</sup>	スマートフォン	○	○		○	○	○				速度、加速度の分散、加速度波形のパワースペクトルを用いてDTで移動手段を1次判別、HMMで移動手段の並びを推定
Bolbol et al. (2012) <sup>14)</sup>	GPS ロガー	○			○		○	○	○	*2	距離、速度、移動の加速度(GPS)、角速度を用いてSVMで移動手段を判別
羽藤ら(2012) <sup>15)</sup>	行動文脈ロガー-BCALS	○	○		○		○				速度、鉛直方向加速度振幅、歩数を用いてSVMにより移動手段を1次判別し、HMMで移動手段の並びを推定
上原ら(2013) <sup>11)</sup>	スマートフォン(iPhone)	○	○	○	○			○	○	○	磁気量の平均、鉛直方向加速度標準偏差、加速度波形のパワースペクトル、速度により移動手段を判別
古川ら(2014) <sup>12)</sup>	スマートフォン(Android)		○		○	○	○	○	○	○	加速度の平均や分散、加速度波形のパワースペクトルなどを用いてRandom Forestにより判別し、短時間での複数回の移動手段変化を補正
本研究	スマートフォン(Android)	○	○		○		○	○	○	○	加速度波形の特徴と移動経路の特徴（右左折の度合い）、マップマッチングによる経路特定）に移動手段を1次判別し、HMMで移動手段の並びを推定

\*1 自動車にバスを含める、\*2 鉄道は train と tube に分類

### 3. 本研究でのデータ収集方法

#### (1) スマホPP調査の実施概要

本研究では、実際のスマホ PP 調査データとして、2013年11月につくば市で実施したスマホ PP 調査<sup>9)</sup>のデータを利用する。本調査は、都市活動のモニタリングに向けて、国土交通省国土技術政策総合研究所がつくば市、筑波大学との協働で実施したものである。調査実施期間は、2013年11月1日～11月30日の計30日間である。

被験者は、つくば市の居住者およびつくば市への通勤・通学者を対象に募集し、協力が得られた138名である。被験者の性別は、男性98名、女性40名で、男性が女性の倍以上であった。被験者の年齢は、主に20代から50代の年齢層の構成となった。本調査で利用したアプリはAndroid版のみであったため、被験者はAndroidスマートフォンの利用者に限定される。

#### (2) 収集データの概要

本調査で収集したデータを表-3に示す。

調査期間中の被験者の参加日数は、のべ1,399人日、被験者の回答によるトリップの数は、合計3,363トリップである。外人口当たりの1日の平均トリップ数(ネット生成原単位)は、平日2.36トリップ/人日、休日2.83トリップ/人日である。平日の値は、2008年10月～11月実施の東京都市圏パーソントリップ調査(茨城県南部)の平日2.82トリップ/人日と比較して少ない。これは、被験者の属性の違いだけではなく、アプリの操作忘れ、操作ミスや調査途中での電池切れなどによるトリップの欠損が影響している可能性がある。

収集された被験者の回答データには、操作忘れ、操作ミス、操作タイミングのずれによる実際とは異なる移動情報が含まれていることが想定される。ただし、このようなエラーの特定手法、修正手法が確立されていないことと、エラーの移動手段判別結果の検証に及ぼす影響についても考察できる可能性があることから、被験者回答の移動手段を実際の移動手段とみなすこととする。

また、特徴量の分類基準の検討には、実際の移動手段が確実に判明しているサンプルデータが必要である。そこで、予め著者ら数名により、つくば市およびその周辺においてそれぞれの移動手段の移動履歴データを取得した。これを、「基準検討用データ」と呼ぶこととする。

表-3 つくば市スマホ PP 調査における収集データ

項目	収集データ
移動履歴データ(自動取得)	・経緯度(1秒毎) ・3軸加速度(30Hz) ・ピッチ・ロール(30Hz)
回答データ(被験者入力)	・移動目的 ・移動手段

### 4. 移動の起終点の判別

#### (1) 移動の起終点の判別手法

移動手段判別に向けて、まず、GPSによる経緯度データから移動の起終点を判別し、トリップを抽出する。トリップとは目的を持った一連の移動を指し、移動を開始した地点がトリップの起点、移動を終了した地点(目的地)がトリップの終点となる。

トリップの起終点を判別するには、人が一定時間同じ場所に滞留していると判別した地点を前のトリップの終点、かつ、次のトリップの起点として判別する方法が考えられる。GPSによって計測する経緯度には誤差が生じるため、滞留の判別には図-2のように「一定の半径」の円を定め、その円の中に「一定の時間」の位置情報が全て入っていることを条件とすることが必要となる。

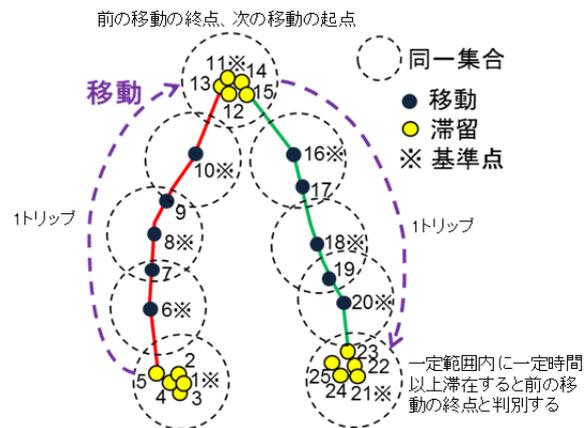


図-2 起終点判別のイメージ

#### (2) 移動の起終点判別の閾値設定

起終点を判別するための、距離条件(同一集合=同一地点とみなす範囲の半径)、時間条件(滞留とみなす時間)を実データを用いて設定する。距離条件を10m～100m、時間条件を5分～30分でそれぞれ変化させ、起終点判別を行い、トリップを作成した。

距離条件については、20m以下でトリップ数がやや少なくなる傾向があるものの、30m～100mではトリップ数の変化はほとんどみられない。時間条件については、20分としたときに、作成トリップの1日当たりのトリップ数分布(サンプルの累積相対度数分布)が被験者の回答トリップの分布との整合性が最も高くなる(図-3)。

既往研究<sup>2)</sup>では、時間条件を大きくすると、コンビニでの買い物など「立ち寄り」による短時間のトリップの判別ができなくなるという指摘がなされている。一方で、時間条件を小さくすると、電車やバスの待ち時間など移動の途中であっても、1地点に留まっていた場合は滞留と判別され、結果としてトリップ数が過大になる。このようなトレードオフを鑑みると、分析目的や地域特性を

踏まえて妥当な時間条件を調整することが望ましいと考える。つくば市で実施したスマホ PP 調査では、20 分の時間条件が、被験者が滞留と捉える閾値との適合性が高いとも解釈できる。以上より、移動の起終点の判別基準を表4のように設定した。

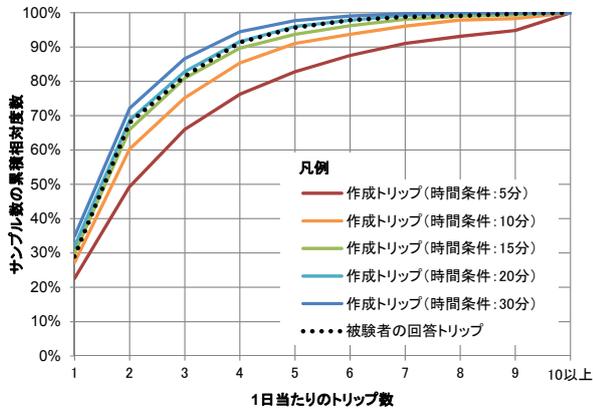


図-3 時間条件別サンプルの累積相対度数

表-4 移動の起終点の判別基準

項目	判別基準
距離条件 (同一集合とみなす範囲の半径)	50m
時間条件 (滞留とみなす時間)	20分

## 5. 移動手段判別手法の開発と検証

### (1) 移動手段判別のながれ

提案する移動手段判別の流れを図4に示す。まず、起終点判別でトリップとして抽出された移動履歴データを10秒ごとのユニットに分割し、ユニットごとに移動手段を判別する(1次判別)。なお、10秒をユニット単位とした理由は、各移動手段の特徴を捉える妥当な単位

と考えたからである。1次判別された各ユニットの移動手段を用いて、隠れマルコフモデルにより尤もらしい移動手段の並びを推定する(2次判別)。その際に、ありえない移動手段の並びは調整され、1次判別で不明となったユニットにはいずれかの手段を割り当てられる。

移動手段の1次判別フローを図5に示す。移動中の加速度データと経緯度データを用いて徒歩、自転車、自動車、バス、鉄道の5つの移動手段を判別する。2次判別では、不明の移動手段も推定するため、1次判別では不明を許容する。

1次判別では、徒歩と自転車は加速度波形の特徴に着目し、自動車、バス、鉄道は移動経路の特徴に着目して判別する。スマホ PP 調査では、特に公共交通機関に乗車中、被験者が調査実施中であることを意識せず自分のスマートフォンを操作するため、加速度波形のみから移動手段の特徴を捉えることが難しい。このため、移動経路の特徴(具体的には、右左折の度合いと路線ネットワークとの整合)を加味した1次判別手法としている。

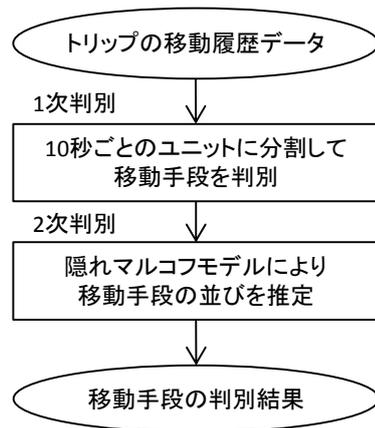


図-4 移動手段判別のながれ

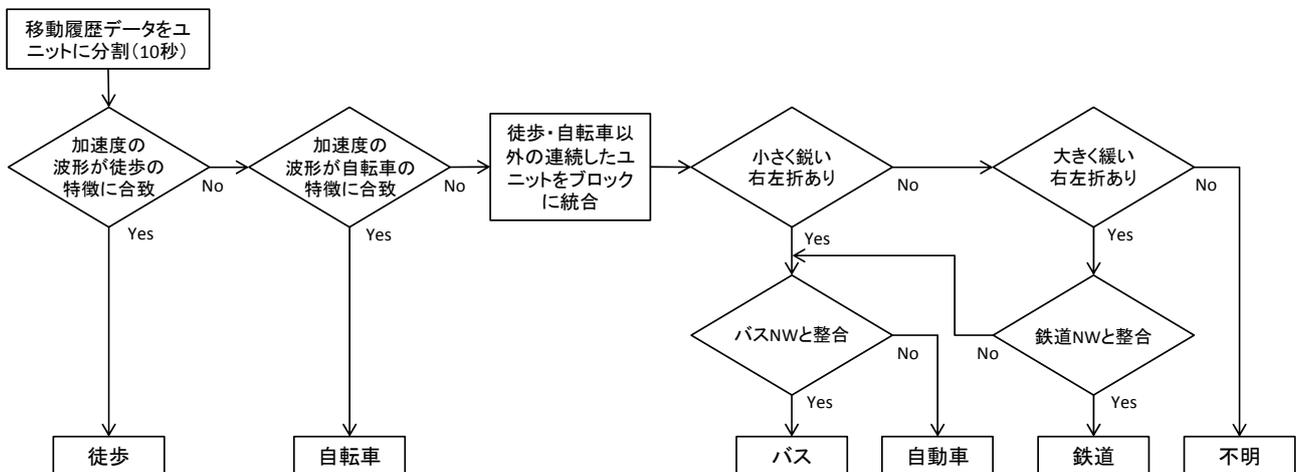


図-5 移動手段の1次判別フロー

## (2) 徒歩、自転車の1次判別

以下では、基準検討用データを用いて判別基準を検討する。徒歩と自転車の判別には、移動中の加速度波形の特徴に着目する。移動中のスマートフォンの向きは不明であるため、3軸加速度の合成加速度を利用する。

### a) 徒歩の判別

徒歩の場合、加速度波形の振幅が特に大きく、歩数に連動して10秒間あたりに概ね15~20回のピークがある(歩行の周波数は概ね1.5~2.0Hzである<sup>16)</sup>)。徒歩の判別では、加速度データ(30Hz)のノイズ除去し、加速度波形の特徴を際立たせるために、5点移動平均とする。

加速度の平均との差に着目し、平均との差が閾値以上の変化(地面を蹴って、地面に着くまで)を1歩の判別条件とし、5歩以上検出された場合に徒歩と判別する。加速度の平均との差を $1.0\text{m/s}^2$ 、 $2.0\text{m/s}^2$ 、 $3.0\text{m/s}^2$ で変化させて判別したところ、表-5のとおり $2.0\text{m/s}^2$ を閾値とした場合に自転車との差異が明確になった。10秒間に5回以上の歩数条件を設定したのは、椅子に座った時やスマートフォンを落とした時の衝撃をノイズとして除去するためである(加速度センサによる歩数計と同様の仕組み)。徒歩の加速度波形の振幅による判別基準を図-6に示す。

表-5 閾値別徒歩判別の的中率

	被験者の回答値				
	徒歩	自転車	自動車	バス	鉄道
1.0	84.7	47.2	3.0	7.6	7.0
2.0	77.6	13.0	2.1	5.4	5.9
3.0	59.1	4.9	1.1	2.3	3.4

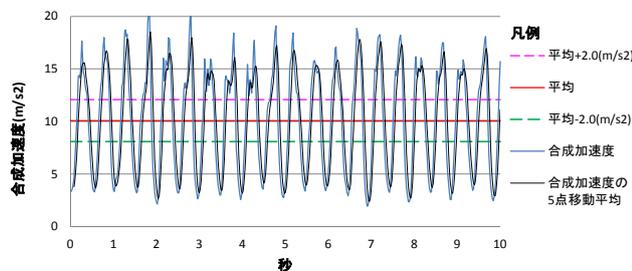


図-6 徒歩の加速度波形の振幅による判別基準

### b) 自転車の判別

自転車の加速度波形には、徒歩ほどではないものの振幅が大きく、細かな揺れが高頻度でみられるという特徴がある。これらの特徴を、最大・最小加速度の差、平均値から $\pm 1.0\text{m/s}^2$ 以上の振幅の出現回数により判別することとする。加速度波形による自転車の判別基準として、図-7より最大・最小加速度との差が $7\text{m/s}^2$ 以上、図-8より平均値から $\pm 1.0\text{m/s}^2$ 以上の振幅の出現回数が100回以上とした。このような閾値設定をしたのは、自転車である可能性が高いユニットを確実に判別し、極力自動車ほかを自転車と判別しないことを意図したためである。

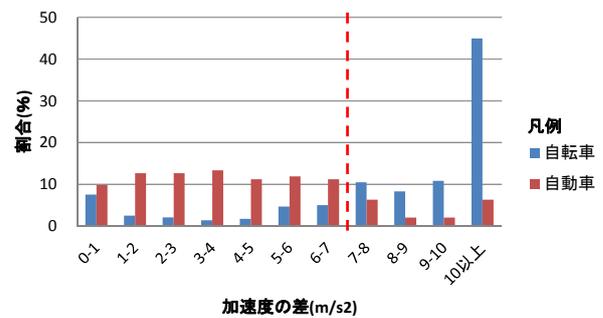


図-7 最大・最小加速度の差

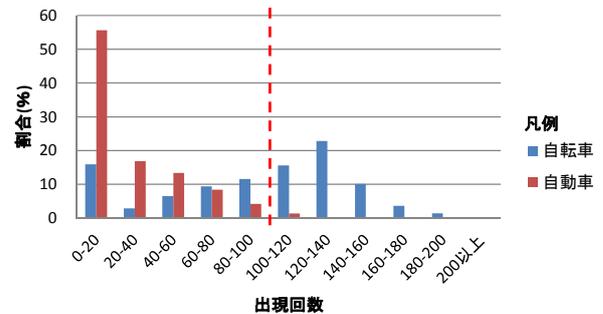


図-8  $\pm 1.0\text{m/s}^2$ 以上の振動の出現回数

## (3) 自動車、バス、鉄道の1次判別

徒歩または自転車とは判別されなかったユニット(この時点で不明)が連続する場合、その間移動手段が変化しないと仮定し、図-9のようにユニットを統合してブロックを構成し、ブロック単位で移動手段を判別する。

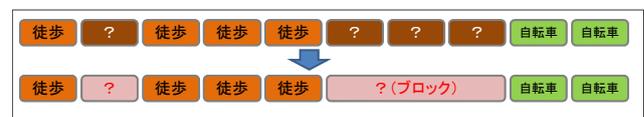


図-9 ブロック構成のイメージ

### a) 右左折の度合いによる路線の分類

自動車、バス、鉄道の判別は、マップマッチングによる判別を基本とする。その際の判別精度を高めるために、移動経路の特徴である右左折の度合いにより、まず、鉄道の可能性が高いユニットと自動車やバスの可能性の高いユニットを分類する。右左折の度合いによる分類のため、図-10に示す「右左折スコア」を定義する。

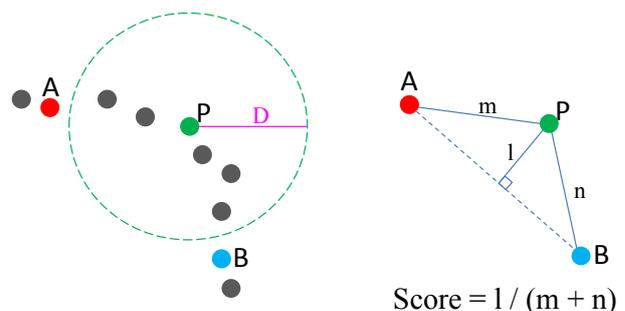


図-10 右左折スコアの定義

自動車やバスは、直角あるいは鋭角に曲がる可能性があるが、鉄道にはこのような構造の路線は存在しない。この特徴に着目し、ブロック内に小さく鋭いカーブがある場合、そのブロックを自動車またはバスに分類する。

一般的な街路を走行するケースを想定して、小さい右左折の検出基準を検討する。右左折スコアを算出する距離の閾値 D が 50m, 100m の場合には、右左折箇所でのスコアが 0.1~0.2 (緑色, 黄色の点) となっている (図-11)。このため、小さい右左折を検出する基準として、閾値 D を 100m, 右左折スコアを 0.1 以上と設定した。

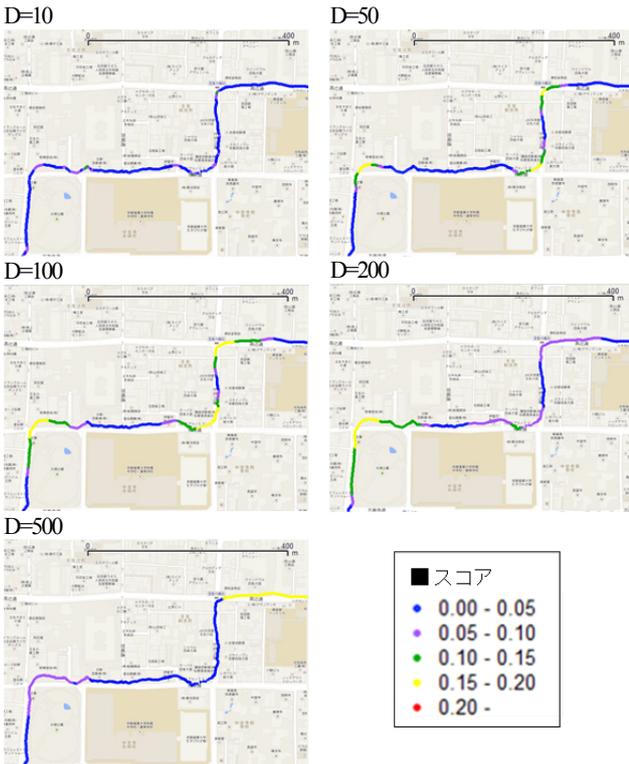


図-11 小さく鋭い右左折の検出 (基準検討用データ)

鉄道については、直線や緩やかなカーブのみで路線が構成されるという特徴がある。自動車やバスによる移動では右左折を伴わない可能性は低く、ブロック内に小さく鋭いカーブがなく、大きく緩いカーブがある場合は鉄道の可能性が高い。ただし、高規格道路を走行する自動車やバスが含まれる可能性も考えられる。そこで、大きく緩いカーブを含むブロックを分類し、この後の処理で、鉄道ネットワークを使用して鉄道と自動車 (あるいはバス) を判別することとする。

鉄道路線は、普通鉄道構造規則 (現在は、鉄道に関する技術上の基準を定める省令に統合) の最小曲線半径 (表-6) に従い整備されており、200m 程度の短い区間では進行方向の移動点の変化量が小さいため大きい右左折の検出が難しいと考えられる。このため、大きい右左折を検出する基準として、閾値 D を 500m, 右左折スコアを 0.1 以上と設定した。右左折の度合いの分類基準を表-7 に示す。

アを 0.1 以上と設定した。右左折の度合いの分類基準を表-7 に示す。

表-6 普通鉄道構造規則による鉄道の最小曲線半径

設計最高速度	最小曲線半径
110km/hを超える速度	600m
90km/hを超え110km/h以下の速度	400m
70 km/hを超えkm/h以下の速度	250m
70 km/h以下の速度	160m

表-7 右左折の度合いの分類基準 (定義)

右左折の度合い	右左折スコア算出の閾値D	右左折スコア
小さく鋭い右左折	100m	0.1以上
大きく緩い右左折	500m	0.1以上

### b) マップマッチングによる鉄道・バスの判別

右左折の度合いによる分類で大きく緩い右左折が検出されたブロックに対して、鉄道ネットワークとのマッチングを行い、鉄道ネットワーク上の走行を判別する。鉄道ネットワーク上を走行の判別は、取得された経緯度データが鉄道路線リンクに重複している割合を指標とする。ここでは、ブロック内のGPSの各測位点の最寄りの鉄道路線リンクまでの最短距離30m以内で、50%以上鉄道路線リンクと重複している場合、移動手段を鉄道と判別する。

上記で鉄道とは判別されなかったブロックと、右左折の度合いによる分類で、小さく鋭い右左折が検出されたブロックに対して、バスネットワーク上の走行を判別する。

経緯度データを道路ネットワーク (DRM2503) にマッチングし、90%以上がバス路線リンクと重複している場合、移動手段をバスと判別する。ここで、バスと判別されなかったブロックは自動車と判別する。

移動手段判別の1次判別基準を表-8 に示す。

表-8 移動手段の1次判別基準 (上から優先)

移動手段	判別対象	判別基準
徒歩	ユニットの3軸合成加速度 5点移動平均	・加速度波形が、平均値を中心に2.0m/s <sup>2</sup> 以上の上下変化が5回以上出現 (5歩以上検出)
自転車	ユニットの3軸合成加速度	・加速度の最大, 最小加速度の差が7.0m/s <sup>2</sup> 以上 ・加速度波形の振幅が平均値と1.0m/s <sup>2</sup> 以上の差が100回以上
バス	ブロックの経緯度	・右左折スコア(D=100)0.1以上 ・経路のバスネットワークとの重複率が90%以上
鉄道	ブロックの経緯度	・右左折スコア(D=500)0.1以上 ・経路の鉄道ネットワークとの重複率が50%以上
自動車	ブロックの経緯度	・右左折あり ・鉄道またはバスと判別されなかったもの

(4) 隠れマルコフモデルによる移動手段の推定

1次判別後の不明ユニットに対する移動手段の割り当て、通常想定し難い移動手段の並びを補正するために、1次判別結果に隠れマルコフモデル(HMM)を適用する。ここでは、移動手段の各ユニットがマルコフ性を持つ(手前のユニットの移動手段と次のユニットの移動手段に一定の遷移確率が存在する)と仮定し、一連の移動手段の発生確率が最大となる移動手段の並びを推定する。移動手段の推定イメージを図-12に示す。



図-12 移動手段の推定イメージ

a) 隠れマルコフモデルのアルゴリズム

隠れマルコフモデルのアルゴリズムのうち、観測された事象系列(以下、「シンボル系列」という。)を結果として出力する「隠れた状態」の最も尤もらしい並び(Viterbi経路)を推定する手法であるViterbiアルゴリズム<sup>17)</sup>を適用する。

Viterbiアルゴリズムは、モデル $\lambda$ がシンボル系列 $O = O_1, O_2, \dots, O_T$ を出力する時の最も可能性の高い状態遷移配列 $S = s_1, s_2, \dots, s_T$ を求めるために、時刻 $t$ で状態 $i$ に至るまでの最適状態確率 $\delta_t(i)$ を定義する。ここにおいて、時刻 $t$ は $1, 2, \dots, T$ とし、状態 $i$ 、状態 $j$ はいずれも $1, 2, \dots, N$ の状態を有するものとする。

$$\delta_t(i) = \max_{s_1, s_2, \dots, s_{t-1}} p(s_1, s_2, \dots, s_t = i, O_1, O_2, \dots, O_T | \lambda) \quad (1)$$

このとき、時刻 $t+1$ で状態 $j$ をとる最適状態の確率は次のように導出される。 $a_{ij}$ は状態 $i$ から状態 $j$ へ遷移する確率、 $b_j(O_t)$ は状態 $j$ がシンボル $O_t$ を出力する確率である。

$$\delta_{t+1}(j) = [\max_i \delta_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1})] \quad (2)$$

式(2)から再帰的に最適状態確率を求めることで、最も高い確率 $p$ が得られる状態配列を求める。

b) Viterbiアルゴリズムのパラメータ設定

前節の判別手法で求められた1次判別結果を隠れマルコフモデルの出力シンボルとし、5つの移動手段(徒歩、自転車、自動車、バス、鉄道)を推定される隠れた状態として、表-9のようにパラメータを設定した。

状態遷移確率行列を表-10に示す。遷移確率の設定の際、自転車からバスへの遷移等、通常起らないと考えられる遷移の確率は0としている。また、徒歩以外の状態同士の遷移は、必ず徒歩を介して他の状態に遷移する、というマルコフ性を想定した。

シンボルの出力確率行列を表-11に示す。これは、つくば市のスマホPP結果における被験者の回答を「隠れた状態」として解釈し、図-5の1次判別フローに従って移動手段を判別した結果の被験者回答への「的中率」を用いている。本来は、実際の移動手段が確実に判明している十分な量のサンプルを用いて設定すべきであるが、まずは、被験者回答を用いて試行することとする。

ここで設定した隠れマルコフモデルの構造を図-13に示す。出力シンボルには不明が含まれているものの、それら不明も隠れた状態から出力されたものとして出力シンボルの配列に対する隠れた状態(不明を含まない移動手段)の最尤配列を推定する。本モデルにより、推定される隠れた状態の最尤配列(移動手段の並び)を2次判別結果とする。

表-9 Viterbiアルゴリズムのパラメータ

パラメータ	設定方法
シンボル系列 $O$	<ul style="list-style-type: none"> <li>移動手段の1次判別後にユニットに割り当てられた移動手段をシンボルとする</li> <li>不明については、速度により6通りに分類する(不明0: 0km/h, 不明10: 0~10km/h, 不明20: 10~20km/h, 不明40: 20~40km/h, 不明80: 40~80km/h, 不明100: 80km/h以上)</li> </ul>
状態遷移確率 $a_{ij}$	<ul style="list-style-type: none"> <li>初期状態から他の状態への遷移確率は均等とする</li> <li>初期状態以外の各状態は、同じ移動手段間の等状態遷移の確率を0.99999とし、他状態への遷移は残りの値を均等に振り分けた。</li> </ul>
シンボルの出力確率 $b_j(O_t)$	<ul style="list-style-type: none"> <li>被験者が回答した移動手段に対する、1次判別結果の被験者回答への的中率を各状態の出力確率とする</li> </ul>

表-10 状態遷移確率行列

		状態 ( $\delta_{t+1}$ )					
		初期状態	徒歩	自転車	自動車	バス	鉄道
状態 ( $\delta_t$ )	初期状態	0.000000	0.200000	0.200000	0.200000	0.200000	0.200000
	徒歩	0.000000	0.999990	0.000003	0.000003	0.000003	0.000003
	自転車	0.000000	0.000010	0.999990	0.000000	0.000000	0.000000
	自動車	0.000000	0.000005	0.000000	0.999990	0.000000	0.000005
	バス	0.000000	0.000010	0.000000	0.000000	0.999990	0.000000
	鉄道	0.000000	0.000005	0.000000	0.000005	0.000000	0.999990

表-11 シンボルの出力確率行列 (1次判別結果の被験者回答への的中率)

		シンボル系列 (O <sub>i</sub> )										
		徒歩	自転車	自動車	バス	鉄道	不明0	不明10	不明20	不明40	不明80	不明100
状態 (δ <sub>i</sub> )	初期状態	0.100000	0.090000	0.090000	0.090000	0.090000	0.090000	0.090000	0.090000	0.090000	0.090000	0.090000
	徒歩	0.776751	0.050894	0.039270	0.011766	0.014238	0.009665	0.075823	0.008303	0.003971	0.001460	0.007859
	自転車	0.131615	0.296576	0.165730	0.016225	0.001144	0.006083	0.063489	0.144652	0.171333	0.001974	0.001179
	自動車	0.021148	0.004190	0.828954	0.120518	0.000679	0.001462	0.012280	0.002802	0.003362	0.004112	0.000494
	バス	0.053728	0.009744	0.343186	0.534656	0.011592	0.015980	0.018762	0.004630	0.004094	0.001348	0.002280
	鉄道	0.058968	0.005608	0.106673	0.015962	0.587108	0.012881	0.017924	0.004220	0.005407	0.013761	0.171488

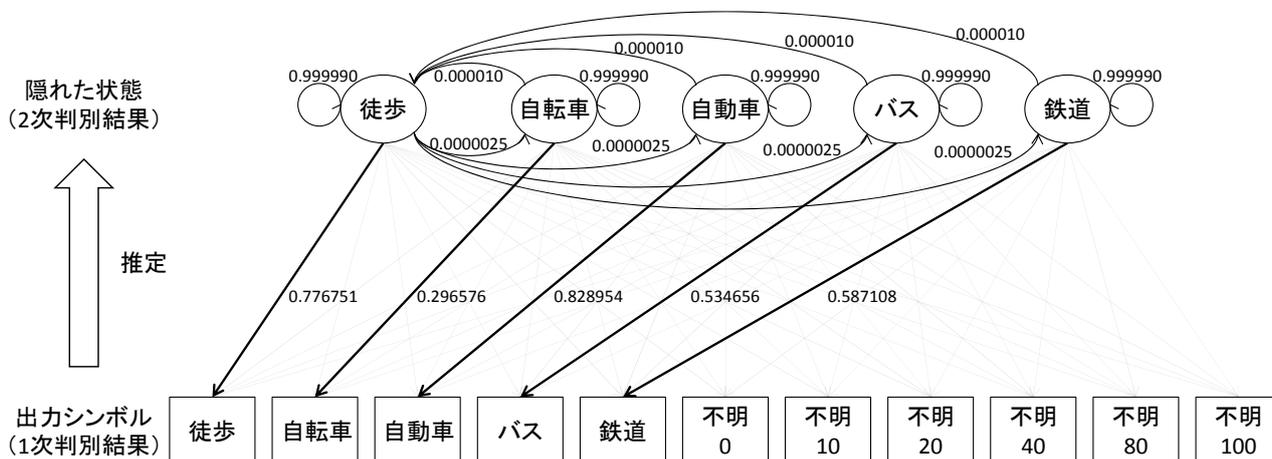


図-13 隠れマルコフモデルの構造 (※シンボル出力確率の詳細は割愛)

### (5) 移動手段判別結果と判別精度の検証

つくば市のスマホ PP 調査の移動履歴データを用いて提案した判別手法により移動手段判別を行った結果、被験者回答への的中率は表-12 のとおりとなった。ここで、鉄道・バスネットワークの対象範囲をつくば市及び隣接市町（つくば市を包含する 2 次メッシュ 12 個分の範囲）としていることから、対象範囲外のデータは的中率の集計対象から除外している。

移動手段合計の的中率は約 82%である。移動手段ごとの的中率は、バスが 6 割未満と低いものの、徒歩が 9 割程度、自転車、自動車、鉄道が 8 割程度の的中率となった。前述のとおり、被験者の回答には操作忘れ、操作ミス、操作のタイミングのずれなどにより実際とは異なる移動情報が含まれており、的中率は 100%とはならず、むしろ判別結果のほうがより正確な移動実態を示している可能性があることに留意が必要である。表-12 の的中率は、概ね実用に堪えうるものと考えられる。

本手法の特性として、自動車とバスを誤判別する傾向がある。特に、実際にはバスであったものが自動車と誤判別される割合が高い。隠れマルコフモデルでは自動車とバスの移動手段遷移を想定していないため、1 次判別におけるバスの判別精度を高めることが課題である。たとえば、バスの起終点としてバス停の位置を考慮に入れるなどの工夫が考えられる。

また、自転車は 1 次判別時点では、できるだけ確実に自転車を抽出するような閾値設定により不明を多く許容

しているものの、隠れマルコフモデルの適用後は 8 割程度の的中率となっている。

被験者によるアプリの操作忘れ、操作ミス、操作タイミングのずれの影響に関して、操作忘れと操作ミスの影響は不明である。操作のタイミングのずれについては、被験者回答では鉄道、バスであるが、判別結果は徒歩となっているものが、それぞれ 1 割弱みられる。これは、公共交通機関を降車し、しばらく徒歩で移動したのちにアプリを操作（鉄道・バスから徒歩に変更）をしたものが含まれていると想定される（たとえば、鉄道を降りて改札を出てからの操作など）。また、今回の調査では、鉄道やバスの乗り換えの際の徒歩の扱い（鉄道による移動の一環とするか、徒歩区間を記録するか）は被験者の判断に委ねられていたため、被験者回答の鉄道やバスが徒歩と判別されている可能性もある。

表-12 移動手段判別の的中率

比率 (%)		移動手段の判別結果						合計
		徒歩	自転車	自動車	バス	鉄道		
被験者の回答	徒歩	87.4	4.2	3.9	2.1	2.4	100.0	
	自転車	10.1	76.1	11.7	1.9	0.2	100.0	
	自動車	3.5	1.0	82.8	12.4	0.4	100.0	
	バス	7.4	1.3	34.3	55.7	1.4	100.0	
	鉄道	7.7	0.1	10.9	2.9	78.4	100.0	

## 6. 調査手法の高度化に向けた考察

### (1) 開発手法の有用性について

本研究での開発手法により、多様なスマートフォンの多様な利用状況下で取得された移動履歴データであっても、複雑な分析技術を用いずに、概ね実用に堪える精度で移動手段を判別することが可能であることがわかった。このことは、被験者の回答情報によらずとも妥当性のある移動手段の情報が入手できることを裏付けるものである。本提案手法は、調査実施中の被験者によるアプリ操作を省略することで、プローブパーソン調査の高度化に資するものと考えられる。具体的には、移動手段の自動判別により、表-13 に示すような、これまで指摘されているスマホ PP 調査の問題点に対する解決策、緩和策ともなる。

スマホ PP 調査実施中の被験者によるアプリ操作を省略することで、被験者は手軽に調査に参加できる。調査実施主体は、トリップの概念などの調査内容やアプリに関する十分な操作説明が不要（オフラインでの被験者との接触が不要）となり調査実施のコストが圧縮できる。これらは、スマホ PP 調査の効率性や機動性をさらに高めるもので、都市圏パーソントリップ調査の補完や道路交通調査への展開も考えられる（表-14）。

表-13 移動手段の自動判別により改善される問題

段階	問題	改善内容
調査実施	アプリの操作忘れがみられる	移動中の操作が不要であるため、操作忘れを考慮しなくてよい
	バッテリーの電力消費量が大きい	移動中の操作が不要であるため、電力消費を若干抑制できる（解決策ではない）
調査運営	継続的な調査参加が難しい	被験者に対する負担が少なく、継続して調査を依頼しやすい
	インセンティブ付与の仕方が難しい	手軽に調査に参加できるため、インセンティブ付与が重要性は低くなる

表-14 開発手法の実用化による効果の例（活用シーン）

活用シーン	効果（可能となること）
パネル調査	地域の交通実態の継続的モニタリング（季節ごとなど）
イベント時の調査	特異な交通状況発生時のメカニズムの解明にむけたデータ収集、防災計画などにも活用
大規模調査の補完	都市圏パーソントリップ調査などを補完、一部代替（被験者負担の軽減、調査実施コストの抑制）
	季節変動、曜日変動などによる大規模調査を実施する特定の1日の位置づけ
人ベースの自動車交通実態調査	道路交通施策の事前事後評価、自動車OD調査の補完などへの展開

### (2) 今後に向けて

#### a) 移動手段判別手法の課題

本研究で提案した移動手段判別手法の判別精度向上への技術的な課題としては、まず、移動手段判別の特徴量の閾値やモデルパラメータの調整が必要である。

現在は被験者が入力した移動手段を実際の移動手段と仮定し、モデルパラメータを最適化しているが、アプリの操作忘れなどのヒューマンエラーが含まれたデータも実際の移動手段として取り扱っている。パラメータ設定に際して、これらのエラーを特定して取り除く、あるいは、尤もらしい移動手段に修正する方法の検討が必要であると考えられる。

また、1次判別フローにおいて、公共交通の手段遷移地点としてターミナルの場所を設定して判別基準に含めることも判別精度向上策として考えられる。

#### b) 調査実施上の課題

調査実施上の課題としては、GPS が使用できない地下区間の移動手段の判別が難しいこと、移動目的は1日の移動履歴データのみから精度よく自動判別することはほぼ不可能であることが挙げられる。地下区間においては、加速度データなど他のセンサデータを積極活用する方法やスマートフォン内蔵の非接触 IC カード（FeliCa など）の履歴データを組み合わせて判別する方法が考えられる。移動目的については、事前・事後に被験者から情報を提供してもらうことが基本になるが、継続的な調査により個人の行動パターンから目的を推察することも考えられる。ただし、非接触 IC カードの履歴情報や、個人の行動パターンといったパーソナルデータの扱いには細心の注意を要する。

#### c) 調査全般の課題

調査全般の課題として、上述のパーソナルデータの扱いが挙げられる。移動の起終点判別により、被験者の自宅や通勤・通学先などが把握できる。適切なマスキングなどデータ処理上のルールが求められる。これまでの調査では、調査参加を動機付けるためのインセンティブ付与が問題になっているが、今後のスマホ PP 調査では、移動履歴データ提供に対する謝礼が問題になるであろう。

さらに、今回試験的（実証的）に適用した移動手段判別手法は汎用化を意図しており、これを確立し、マニュアル化するしていくことも課題である。スマホ PP 調査の汎用性を高めることで、交通実態調査の効率的な実施に資するものと考えられる。

#### d) アプリの改善による調査実施手法の高度化案

本稿で提案した移動手段判別手法は、個人の1日の動きを一体的にとらえる（ストーリーを損なわない）ことに重点を置いてマップマッチングや隠れマルコフモデルを利用しているため、リアルタイム性が乏しい。

アプリの改善として、移動手段の自動判別機能の実装

だけではなく、たとえば、移動手段の変化を自動判別し、ダイアリーを自動更新する機能、判別した手段や、移動の目的を被験者に対話的に確認する機能の実装などが考えられる。これらの機能は、必ずしもリアルタイムである必要はない。一例として、アプリの起動操作のみを行って“その他の操作は行わずに”1日行動してもらい、夜間にサーバー側でトリップ起終点や移動手段の自動判別を行った結果を、翌朝、前日の行動記録として被験者に配信する方法が考えられる。行動の内容を被験者本人に確認・修正してもらうことでデータの信頼性や価値を高められることに加え、日々のCO<sub>2</sub>排出量、消費カロリー、歩数などの情報を提供することにより、調査継続インセンティブとしての効果や適切な行動への変容を促す効果が期待できる。このような機能が実装できれば、被験者はアプリを起動するだけで、極めて手軽に調査に参加できることになる。

また、データ解析上の利点として、既往のアンケート調査では個人に判断が依存し、回答に含まれているかが曖昧であった立ち寄り等の行動によるトリップ数のばらつきが均質化される点が挙げられる。自動判別により一定の基準でトリップが定義されることから、地域や時点に影響されることなく行動の差異を比較可能となる点、立ち寄りや駅での待機等の細かな滞留を取得するかを分析に応じて定義し比較が可能な点は、非常に大きな利点であると考えられる。これらの分析技術の確立も、スマホPP調査の高度化にとって重要であると考えられる。

## 7. おわりに

本稿では、既存のモデルも組み込みながら、スマホPP調査で収集されるデータの特性を考慮した移動手段判別手法を提案した。つくば市で実施したスマホPP調査の収集データを適用し、その有用性が確認できた。併せて、提案手法の技術的な課題とスマホPP調査の今後について考察した。

スマホPP調査は発展途上である。効率的かつ継続的な個人の交通実態調査への期待に応えるべく、技術開発を進める必要がある。今後、さらなるスマホPP調査を実施し、個人の交通行動の把握に関する知見の集積を図るとともに、ここで明らかになった課題に対応すべく、引き続き検討していく。

## 参考文献

- 1) 石田東生：危機にある大規模交通調査，交通工学，Vol.46, No.2, pp.1-2
- 2) 朝倉康夫，羽藤英二，大藤武彦，田名部淳：PHSに

- による位置情報を用いた交通行動調査手法，土木学会論文集，No.653/IV-48, pp.95-104, 2000.
- 3) 有村幹治，高野精久：人の交通行動を対象としたPHS交通調査システムの開発，運輸政策研究，Vol.5, No.3, 2002 Autumn, pp.13-19, 2002.
- 4) 目黒浩一郎，鈴木啓史：GPS携帯電話を活用した新たなソリューションの開発，三菱総合研究所所報，No.48, pp.72-91, 2007.
- 5) 羽藤英二，小島英史，森三千浩，鈴木明宏：行動文脈ロガーの開発と評価，土木計画学研究・講演集，Vol.30, 2004.
- 6) 円山琢也：スマホ・アプリ配布型大規模交通調査の可能性，交通工学，Vol.48, No.1, pp.4-7, 2013.
- 7) 中野達也，山本彰，小林寛，橋本雄太，高宮進：スマートフォンを活用した自転車通行実態調査に関する研究，土木計画学研究・講演集，Vol.47, 2013
- 8) 山崎恭彦，橋本浩良，高宮進，矢部努，今井龍一，塚田幸広，山王一郎，石田東生：スマートフォンアプリを活用した交通行動調査手法に関する基礎的研究～つくば市におけるプローブパーソン調査を通して～，土木計画学研究・講演集，Vol.49, 2014
- 9) 前司敏昭，堀口良太，赤羽弘和，小宮粹史：GPS携帯端末による交通モード自動判定法の開発，第4回ITSシンポジウム2005論文集，2005.
- 10) 山崎亜希子，五味田啓：加速度センサ等を用いた移動状態判定方式の検討，情報処理学会全国大会講演論文集第70回平成20年(3), pp.39-40, 2008.
- 11) 上原聡介，市野将嗣，吉井英樹，鶴丸和宏，甲藤二郎，小松尚久：携帯端末のセンサ情報を用いた人物移動状態の識別に関する検討，電子情報通信学会技術研究報告. LOIS, ライフインテリジェンスとオフィス情報システム 112(379), pp.103-108, 2013.
- 12) 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，情報処理学会研究報告. UBI, [ユビキタスコンピューティングシステム] 2014-UBI-41(43), pp.1-7, 2014.
- 13) Reddy, S., Mum, M., Burke, J., Estrin, D., Hansen, M., & Srivastava, M. : Using Mobile Phones to Determine Transportation Modes, ACM Transportation on Sensor Networks, Vol.6, No.2, Article 13. 2010.
- 14) Bolbol, A., Cheng, T., Tsapakis, I., Haworth, J. : Inferring hybrid transportation modes from sparse GPS data using a moving window SVM classification, Computers, Environment and Urban Systems, Vol.36, Issue 6, pp.526-537, 2012.
- 15) 羽藤英二，大村朋之，三谷卓摩：位置-加速度記録を用いた活動パターンと移動負荷の計測に関する研究，土木計画学研究・講演集，Vol.45, 2012.
- 16) 米山昌弘：加速度波形のパワースペクトルを用いた歩行者の歩行特性簡易算定法，土木学会論文集 A1 (構造・地震工学)，Vol.67, No.3, pp.539-544, 2011.
- 17) 嵯峨山茂樹：応用音響学 Viterbi アルゴリズム，東京大学工学部計数工学科/物理工学科 講義資料，<http://hil.t.u-tokyo.ac.jp/~sagayama/applied-acoustics/2004/F2-ViterbiAlgorithm.pdf>，(入手 2014.6)

TRANSPORTATION MODE IDENTIFICATION FOR IMPROVING PROBE  
PERSON SURVEY BY SMARTPHONE

Toshikazu MATSUSHIMA, Hiroyoshi HASHIMOTO and Susumu TAKAMIYA