

学習する対話型交通行動調査アプリの提案

後藤 啓人[†] 日下部 貴彦[‡] 柳原 正実[‡] 瀬尾 亨[‡] 朝倉 康夫[‡]

東京工業大学工学部土木・環境工学科[†] 東京工業大学大学院理工学研究科土木工学専攻[‡]

1 はじめに

GPS等を搭載した移動体観測機器の発展を背景として、1990年代後半より、プローブパーソン(PP)調査をはじめとした交通行動調査手法が開発されてきている。このような調査手法は、2013年に実施された熊本市圏パーソントリップ(PT)調査[1]で取り入れられるなど、交通計画に必要なデータ収集の方法として、都市圏レベルでの調査にも取り入れられつつある状況である。

従来のPT調査では、回答者は、紙に情報を記入することで、回答者が行った交通行動についての出発地・目的地・交通目的・交通手段等の情報を収集してきた。一方、移動体観測機器を用いたPP調査[2]では、回答者に移動体観測機器を携帯させ、移動軌跡を観測するとともに、Web上に実装した交通日誌に回答させることで、回答者の軌跡と行動の詳細な情報を得ることができるようになった。しかし、PP調査であっても、移動体通信機器では直接的に得られない出発地・目的地・交通目的・交通手段等のトリップ属性に関しては、依然として回答者自身が記入しなければならない。したがって、調査期間が長くなれば回答者には多大な時間と労力が要求され、従来の方法での問題点が完全に解決されたわけではない。

より長期間の観測を可能とするためには、回答者が入力する回数や項目数をできるだけ減らすことが必要である。このためには、交通行動に関する属性の自動的な補完が必要である。これまでも、GPSデータに含まれるトリップについて交通目的を補完[3]、加速度センサによる交通手段の推定[4]などが実施されている。しかし、これまでの研究では、補完や推定に用いるモデルは、事前に行われた別の調査等の先験的な情報が必要であった。したがって、長期間の調査を実施する場合には、期間中のモデルパラメータの変動等に追従することが難しくなる可能性もある。

Smartphone app for interactive activity-travel survey using on-line machine learning

[†]Hiroto GOTOH · Department of Civil and Environmental engineering, Tokyo Institute of Technology

[‡]Takahiko KUSAKABE, [‡]Masami YANAGIHARA, [‡]Toru SEO, [‡]Yasuo Asakura · Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

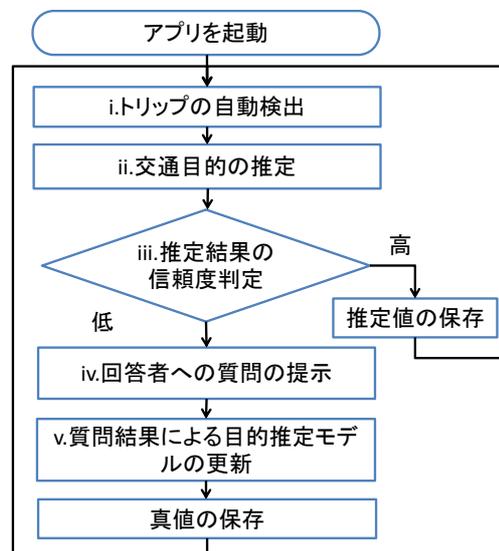


図1 調査システムのながれ

そこで、交通目的等の推定に必要なモデルに関しても行動調査期間中に更新することができれば、回答者の入力量を減少させると同時に、長期間の行動変化の観測にも適用可能となると考えられる。

本研究では、スマートフォンを利用した対話型交通行動調査アプリを提案する。オンラインでの行動推定手法と学習手法を実装するアプリを調査に適用することで回答者の入力量を減らすと同時に、未入力部分に関する行動推定精度の向上を意図している。

2 対話型交通行動調査アプリの開発

本研究の対話型交通行動調査アプリは、回答者の移動軌跡と交通目的を収集するものである。このアプリでは、アプリから質問が提示された時以外には回答者のアプリ操作が一切必要ないことを要件としている。

2.1 対話型交通行動調査アプリのフロー

このアプリの構成は、「i.トリップの自動検出」、「ii.交通目的の推定」、「iii.推定結果の精度判定」、「iv.低精度だった場合の回答者への質問の提示」、「v.質問結果による目的推定モデルの更新」である。図1は、i~vのながれを示したフロー図である。回答者は本アプリを常に起動しておく。そのうえでアプリによって生成される質問にその都度回答する。iでは、[2]による



図 2 アプリ画面

移動・滞在判別手法を応用してトリップの終了を検出する. ii では, i でトリップ終了が検出された場合に, 2.2 に示す推定モデルを用いて, 交通目的を推定する. iii では, 2.2 で定義する推定結果の信頼度の値に応じて iv に進むか否かを判断する. なお, 信頼度が低い場合には, iv では, 回答者に質問を提示し, v では, 回答結果を用いて 2.2 の推定モデルを更新する. v の学習でモデルパラメータを改善できれば, 以後の交通目的推定での信頼度が高くなり, 回答者への質問の提示頻度を減少させることができると想定している.

図 2 に, 開発したアプリのユーザインターフェイスを示す. フローの i で滞在中であると推定した場合には, 図 2 (a) のように移動中と表示し, 移動中(トリップ開始)を検知した場合には, 図 2(b) のように移動中と表示する. 移動中から滞在中に変化した場合はトリップ終了であるので, i ~v に示したプロセスが実行され, iv で質問が生成されたときは図 2 (c) のように質問を表示する.

2.2 移動・滞在判別手法

トリップの開始と終了の判定には, [2] による移動・滞在判別手法を逐次的に用いる. 具体的には, 時間的に連続する 2 つのデータ間の距離が, 事前に与えた閾値内にある時, その間に移動はないとみなす. 逆に時間的に連続する 2 つのデータ間の距離が閾値を超える状態が 2 分以上連続した場合に移動が開始されたと判定する. 同様に移動終了の判定は, 移動中に連続する 2 点間の距離が閾値内である状態が 5 分間以上続いた場合に移動が終了したと判定される. この移動開始から移動終了までの回答者の行動を 1 つのトリップとして検出する.

2.3 交通目的の学習・推定モデル

交通目的の推定には, 単純ベイズ分類器 [5] を採用した. 交通目的は,

$$\hat{c} = \underset{c \in C}{\operatorname{argmax}} P(c) \prod_{k \in K} P(x_k | c) \quad (1)$$

で推定する. \hat{c} が推定された交通目的を表す. この推定値は事後確率が最大となる交通目的である. $P(c)$ は回答者の回答履歴から算出される事前確率である. 交通目的の発生確率, $P(x_k | c)$ は, 交通目的 c の場合の属性 k の発生確率である. なお, x_k は, トリップが属性 k をもつ場合 1, その他の場合 0 となる変数である. $C = \{\text{通勤・通学, 帰宅, 買い物・食事, 業務・帰社, その他}\}$, $K = \{\text{平日, 出発時刻, 旅行時間, 滞在時間, 出発地, 到着地}\}$ である. 平日は土日との区別をつけるダミー変数, 出発時刻は 8 つに分割した時間帯ダミー変数, 旅行時間は 4 つに分割した時間ダミー変数, 出発地・到着地は, 自宅かそれ以外かのダミー変数である.

トリップ属性 K であるときの推定結果の信頼度 $P(\hat{c} | K)$ は,

$$P(\hat{c} | K) = \frac{\prod_{k \in K} P(x_k | \hat{c}) P(\hat{c})}{\sum_{c \in C} \prod_{k \in K} P(x_k | c) P(c)} \quad (2)$$

である. 許容される誤判定率 P_{allow} を設定したときに推定結果の信頼度が

$$P(\hat{c} | K) < 1 - P_{\text{allow}} \quad (3)$$

となるときに質問を生成する. それ以外の時は質問を生成しない. 質問の回答結果が得られた場合, $P(x_k | c)$ 及び $P(c)$ を計算するための行動履歴を更新する.

3 おわりに

本研究ではスマートフォンを利用した対話型交通行動調査アプリ上で, 被験者の交通目的を推定する方法を提案した. 現段階での移動・滞在判別手法では, 例えば電車の乗り換えをトリップであると検出したり, 在宅中であるにもかかわらずトリップを検出したりする可能性がある. 今後, トリップ検出エラーの特性や交通目的推定の精度を確認する.

参考文献

- [1] 熊本都市圏パーソントリップ調査, 2012. <http://www.kumamoto-pt.jp/>, 2015/1/9 アクセス
- [2] Asakura, Y., and Hato, E., 2004. Tracking survey for individual travel behaviour using mobile communication instruments. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 12(3), 273-291.
- [3] Shen, L. and Stopher, P. R., 2013. A process for trip purpose imputation from Global Positioning System data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 36, 261-267.
- [4] Shafique, M. and Hato, E., 2014. Use of acceleration data for transportation mode prediction. *Transportation*, 42 (1), 163-188.
- [5] Rish, I., 2001. An empirical study of the naive Bayes classifier. *IJCAI 2001 workshop on empirical methods in artificial intelligence*, 3 (22), 41-46.