

ロボタクシー導入による都市鉄道需要推計 のための交通機関選択モデル

樋野 匠海¹・岩倉 成志²

¹学生会員 芝浦工業大学大学院 理工学研究科 (〒135-8548 東京都江東区豊洲3-7-5)

E-mail: me18104@shibaura-it.ac.jp

²正会員 芝浦工業大学 教授 工学部土木工学科 (〒135-8548 東京都江東区豊洲3-7-5)

E-mail: iwakura@sic.shibaura-it.ac.jp

自動車の自動運転の研究ステージの急速な進展を受けて、自動運転がもたらす新しい都市の可能性が欧米を中心に論じられている。しかし、我が国の大都市では、都市鉄道を中心に輸送効率が高く、結果的に移動費用も安い公共交通網が密に整備されており、欧米各国とは異なる交通環境の中で、ロボタクシーに対する既存の評価は未来を的確に描けていない可能性がある。将来起こりえる問題は、近距離帯でロボタクシーが交通需要の多くを引き受けた結果、公共交通事業の経営影響が悪化し、サービス水準低下が惹起することである。すなわち、公共交通事業の経営を見定めた上で、ロボタクシー導入の効果を最大限に引き出す総合的な交通政策と都市政策とを検討する需要予測技術を準備しておく必要がある。そこで、本研究では、ロボタクシー導入による都市鉄道需要推計のための交通機関選択モデルの構築を試みる。

Key Words : ロボタクシー, SAV, 交通機関選択モデル, RP モデル, 都市鉄道需要予測

1. はじめに

自動車の自動運転の研究ステージの急速な進展を受けて、自動運転がもたらす新しい都市の可能性が欧米を中心に論じられている。しかし、わが国の大都市は、都市鉄道や路線バスといった輸送効率が高く、結果的に移動費用が安い公共交通網が密に整備されており、欧米各国とは異なる交通環境の中で、既存のライドシェア型の自動運転タクシー（以下、ロボタクシー）に対する議論は未来を的確に描いていない可能性がある。

人件費のコストがかからないロボタクシーの料金は現在に比べて大幅に下がる可能性があり、将来起こり得る問題は、近距離帯でロボタクシーが交通需要の多くを引き受けた結果、公共交通事業の経営が悪化し、サービス水準の低下を惹起することである。すなわち、公共交通事業の経営を見定めた上で、ロボタクシー導入の効果を最大限に引き出す総合的な交通政策と都市政策を検討するための需要予測技術を準備しておく必要がある。

このため本研究では、東京都を対象にロボタクシー導入による都市鉄道需要推計にむけて、4段階推定法においてもアクティビティモデルにおいても鍵となると考える交通機関選択モデルの検討をおこなう。

ロボタクシーを含む交通機関選択モデルは、近年 SP

データによって構築され始めた。例えば、Kolarova et al.²⁾ や de Almeida Correia et al.³⁾らによって、Private Automated Vehicle (AVs)や Shared Autonomous Vehicle (SAVs)を選択肢に設定した SP データからロジットモデル系で交通機関選択モデルが構築されている。一方で Malokin et al.⁴⁾は、AVs や SAVs の特性が乗車中の仕事等のマルチタスクにあるとして、既存の交通機関のマルチタスクに対する態度変数も導入した RP データによる効用関数で評価し AVs の需要を分析する試みがおこなわれている。

既存研究をみると SAVs の需要評価をおこなう効用関数には乗車待ち時間と費用のパラメータは重要な変数⁵⁾である。パラメータの精度を向上させるためには RP モデルか RP+SP モデルが必要と筆者らは考えている。

よって本研究では、現在のタクシーを選択肢に組み込み、より正確な乗車待ち時間や費用変数を MNL に組み込んだ RP モデルを構築することとした。それは、乗車人数によって異なるタクシー移動費用を把握し、待ち時間は乗車地点のタクシー供給量を把握することとした。

このため、日本交通(株)と(株)日立製作所の協力を得て東京都区内の 4000 台の実空車情報付きのタクシープローブデータと 4 名のタクシー車両の 1 ヶ月間の個別 OD の料金と乗車人数データを入手し、待ち時間と移動費用の説明変数の精緻化をおこなった。

表-1 各交通機関の OD・LOS の設定

	タクシー	鉄道・バス
選択実績	OD:プローブデータ 所要時間: } 費用: } 営業明細情報 乗車人数: } 待ち時間:プローブデータより推計	OD:PT調査データ (小ゾーン) 所要時間: } 費用: } 待ち時間: } GoogleMAP 乗換回数: } アクセス時間: } イグレス時間: }
代替選択肢	OD:PT調査データ (小ゾーン) 所要時間: } 費用: } GoogleMAP アクセス時間: } 乗車人数:1人と仮定 待ち時間:プローブデータより推計	OD:プローブデータPT調査データ (小ゾーン) 所要時間: } 費用: } 待ち時間: } GoogleMAP 乗換回数: } アクセス時間: } イグレス時間: }

2. 分析手法

(1) 使用データ

表 1 に示すようにタクシープローブデータ、営業明細情報、H20年パーソントリップ調査データを用いる。

タクシープローブデータは日本交通の 2018 年 10 月 1 日から 10 月 31 日まで東京都区内の実車空車迎車別のタクシー4000台の走行軌跡データで、利用者の乗車位置と降車位置が詳細に特定でき、かつ乗車位置における空車の時間密度が把握できるため、これを乗客の待ち時間の推定に用いる。

営業明細情報は日本交通に所属する 4 名のドライバーの 1 か月の営業明細であり、個別 OD の料金と乗車人数が取得できる。また、「車番」により、タクシープローブデータと紐づけることができ、これらを基にタクシーの実トリップの OD データを作成した。

H20 年パーソントリップ調査は鉄道、バスの実トリップの OD データ作成に用いる。PT 調査のトリップデータの発着は小ゾーン単位であるため、本研究では発着地を小ゾーンの空間中心とした。なお、タクシープローブデータの取得年次はH30PTの調査時期と整合させている。本研究では小ゾーン単位で扱うが、ジオコーディングされた発着地情報が得られれば、より精度の高いモデリングをおこなうことができる。

(2) 対象エリア

タクシーの走行密度が高い都心 5 区（千代田区、中央区、港区、新宿区、渋谷区）を出発するトリップを対象とする。図 1 に 2018 年 10 月 1 日の空車タクシーの空間密度分布を示した。

(3) 各交通機関のLOSデータの設定

表 1 に各交通機関の OD と LOS の設定を示す。タクシ

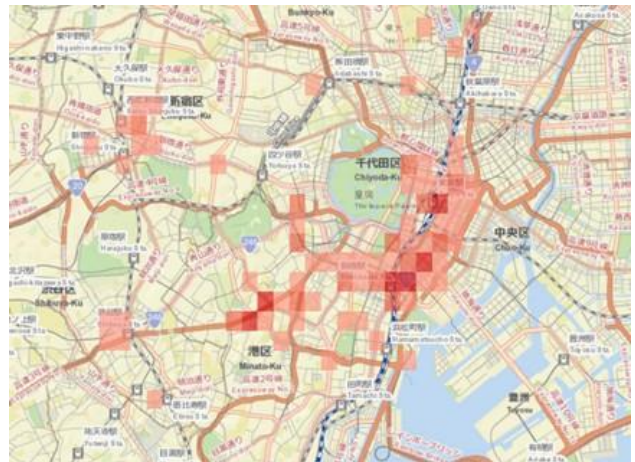


図-1 2018/10/1 の空車のタクシーの密度分布

ーの選択実績はタクシープローブデータを適用し、タクシーが代替選択肢の場合は、鉄道、バス利用者の移動時刻データをもとに Google の経路検索データの所要時間と費用データで作成した。タクシーの待ち時間は、全選択肢（タクシー、鉄道、路線バス）とも次節の方法で推計した。

(4) タクシーの待ち時間の推定手法

タクシーは実績の空車到着分布に従い、利用者はランダム到着すると仮定して、乗客の平均待ち時間の推計を行った。図 2 は、ある空車タクシーが実車となる区間を表している。●は乗客がタクシーに乗車した地点、⇒はその後のタクシーの移動方向を表している。また、四角で囲まれた区間は乗客が乗車した箇所の 100m 手前区間であり、本研究では、この区間内を走行し、かつ平日同時刻の空車タクシープローブデータを抽出し、被験者の乗車地点での待ち時間を推定した。

待ち時間の推定に用いた式は参考文献 6) から式(1)とし、 $g(x)$ は乗客が入るタクシーの到着間隔の長さの確率密度関数(図3に例示)、 $E\{X\}$ はタクシーの平均到着間

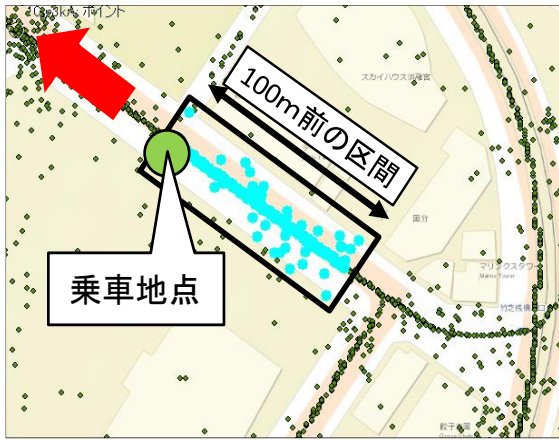


図-2 乗客がタクシーに乗車する区間

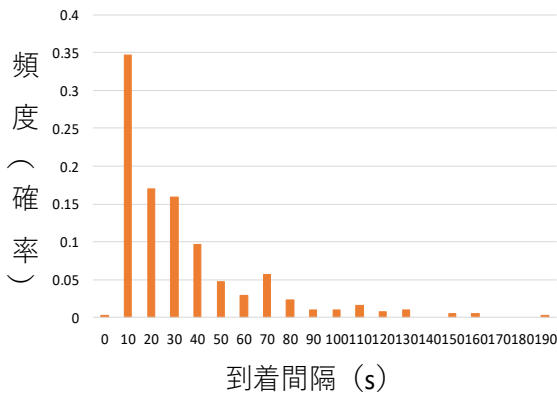


図-3 ある地点でのタクシー到着分布

隔, $V(X)$ はタクシーの到着間隔の分散となる. なお, 式(1)から推計した乗客の待ち時間は日本交通株の4000台のタクシーのみであるため, 東京都に存在する44430台のタクシー車両数に基づき, 待ち時間を1/10.1として算出した.

$$E\{W\} = \int_0^{\infty} \frac{x}{2} g(x) dx = \frac{V(X) + \{E\{X\}\}^2}{2E\{X\}} \quad (1)$$

(5) 移動費用算出のためのタクシーの乗車人数

4名のドライバーの1か月間の営業明細情報から得られた乗車人数の分布を図4に示す. 複数人乗車が多いと思われたが, 1名での乗車が70%を占めていることがわかった.

3. 交通機関選択モデルの構築

(1)効用関数の設定

MNLを用いて, 交通機関選択モデルを構築する. 選択枝はタクシー, 鉄道, バスであり, サンプル数はそれぞれ100とした. 効用関数を(2a)~(2c)に示す.

また, 条件を変えた3パターンのモデルのパラメータを推定する. 一般的なPT調査と同様にmodel1は同乗者数

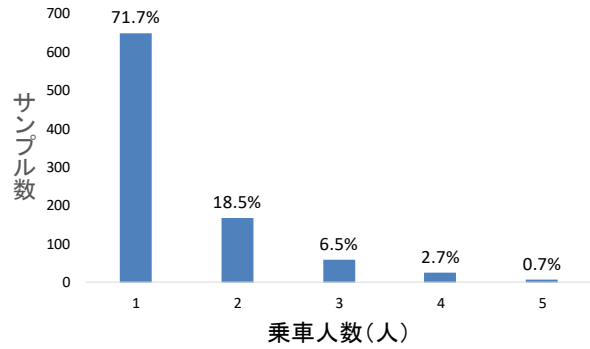


図-4 タクシーの乗車人数の割合

と待ち時間が不明な場合とする. model2はタクシーの乗車人数を反映して移動費用の正確性を向上させ, 待ち時間が不明な場合とする. model3はタクシーの乗車人数を反映させた移動費用を設定し, かつ被験者のタクシーの待ち時間を推計して変数として組み込んだ場合である. 各選択枝の効用関数を次式に示す.

$$V_{taxi} = \beta_1 T + \beta_2 \left(\frac{C}{N}\right) + \beta_3 W_{taxi} + \beta_5 AC + c_1 \quad (2a)$$

$$V_{train} = \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_4 W_{pt} + \beta_5 AC + \beta_6 EG + \beta_7 TR + c_2 \quad (2b)$$

$$V_{bus} = \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_4 W_{pt} + \beta_5 AC + \beta_6 EG + \beta_7 TR \quad (2c)$$

T :所要時間, C :費用, N :乗車人数, W_{taxi} :タクシーの待ち時間, W_{pt} :鉄道, バスの待ち時間, TR :乗換回数, AC :アクセス時間, EG :イグレス時間

(2)パラメータの推定結果

表2がパラメータの推定結果である. model1とmodel2を比較すると, 尤度比の改善がみられ, タクシーの乗車人数を考慮した費用を用いることで, モデルの精度が向上することがわかる. 今後, ロボタクシー普及によって相乗りが増加することを考慮すれば, 乗車人数を説明変数として組み込むことで精度が改善する点は重要な示唆を与えていると言えよう.

model2とmodel3を比較すると, わずかに尤度比の向上がみられた. 推定されたタクシーの待ち時間のパラメータは有意水準1%を満たしていることがわかる. 精度の高い説明要因を組み込んだことでモデル精度が向上したと考えられる. 一方で, 所要時間のパラメータの感度が小さくなり, 費用パラメータとの比で考えれば改悪された感が否めない.

原因としては, 所要時間と待ち時間の相関が大きいデータの影響を受けたと考えられ, 今度サンプリングの精査をおこなう必要がある. なお, タクシーの待ち時間設定は妥当と考えられるものの, 鉄道・バスの待ち時間設定は, 被験者の出発時刻をもとにGoogle MAPの到着時間と鉄道・バスの発車時間との差分から算出しており, 通常の待ち時間設定方法とは異なる与え方をしている間

表-2 パラメータ推定結果

条件	・同乗者が不明 (1人と設定) ・待ち時間が不明	・タクシーの乗車人数を取得 ・待ち時間が不明	・タクシーの乗車人数を取得 ・タクシーの待ち時間を推計
	model1	model2	model3
定数項taxi	-0.015 (-0.047)	0.086 (0.27)	0.35 (0.78)
定数項rail	-0.99 (-4.27)	-1.02 (-4.44)	-1.15 (-4.91)
所要時間 (分)	-0.019 (-2.27)	-0.019 (-2.41)	-0.013 (-1.93)
費用 (円)	-0.0010 (-6.24)	-0.0013 (-6.76)	-0.0013 (-7.02)
待ち時間taxi (分)	-	-	-0.52 (-1.83)
待ち時間rail,bus (分)	-	-	-0.05 (-1.94)
乗換回数	-1.23 (-3.99)	-1.37 (-4.31)	-1.44 (-4.58)
アクセス時間 (分)	-0.085 (-2.68)	-0.09 (-2.77)	-0.10 (-3.12)
イグレス時間 (分)	0.013 (0.50)	0.01 (0.21)	0.0033 (0.12)
ρ^2	0.167	0.201	0.207
サンプル数	タクシー	100	100
	鉄道	100	100
	バス	100	100

題が影響している可能性がある。

全体を通じて、モデル精度の向上につれて、定数項が大きくなった。この結果は、想定していたものではなく、より定数項の挙動の理解を深める必要がある。また、イグレス時間の符号が反対となった。要因として、小ゾーン中心の設定方法に課題が残されていることや、データのクリーニングが不十分であったことなどが考えられる。

4. おわりに

ロボタクシー導入による都市鉄道需要推計のための交通機関選択モデルの予備的な検討をおこなった。タクシーの運賃について、乗車人数を考慮することでモデル精度が改善することができた。タクシープローブデータより推定したタクシー待ち時間のパラメータが有意となった。

筆者らの当初のねらいは、RPモデルのみでロボタクシーの交通機関選択モデルを構築することにあった。そのためには、需要感度を鈍らせるモデルの定数項を限りなく小さくすることが必要だが、移動費用とタクシー待ち時間の正確性を増し、有意なパラメータを推定することできたにも関わらず、定数項は大きくなってしまった。定数項の推定特性についてさらなる検討が必要である。

謝辞

本研究は公益財団法人日立財団の倉田奨励金の研究助成を得て実施している。日本交通(株)と(株)日立製作所にはタクシープローブデータに営業明細情報を紐づけていただいた。一般財団法人計量計画研究所の牧村和彦氏にはプローブデータを紹介いただいた。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- 1) The Boston Consulting Group: 自動運転車、ロボタクシー、および都市モビリティの革命,2017
- 2) Kolarova, V., Steck, F., Cyganski, R. and Trommer, S.: Estimation of the value of time for automated driving using revealed and stated preference methods. Transportation research procedia, 31, pp.35-46, 2018.
- 3) de Almeida Correia et al.: On the impact of vehicle automation on the value of travel time while performing work and leisure activities in a car: Theoretical insights and results from a stated preference survey. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 119, pp.359-382, 2019.
- 4) Malokin A., G. Circella, P.L. Mokhtarian: How do activities conducted while commuting influence mode choice? Using revealed preference models to inform public transportation advantage and autonomous vehicle scenarios Transp. Res. Part A: Policy Pract., 124 pp. 82-114, 2019.
- 5) C. Lima Azevedo et al.: Microsimulation of Demand and Supply of Autonomous Mobility On-Demand, Transp. Res. Board 95th Annu. Meet., no. 16-5455, 2016.
- 6) 高橋幸雄, 森村英典: 混雑と待ち, 朝倉書店, 2001

(2019.?? ??受付)