

建設工学専攻  
土木計画研究

ME18104 ひの たくみ 樋野 匠海  
指導教員 岩倉 成志

1. はじめに

近年、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、我が国の大都市は欧米各国とは交通環境が異なっており、ライドシェア型自動運転タクシー（以下、SAV）に対する期待は未来を的確に描いていない可能性がある。将来起こりうる問題として、人件費のコストがかからない SAV の料金は現在のタクシーと比べて大幅に下がる<sup>1)</sup>ことにより、近距離帯の交通需要が公共交通から SAV へ逸走することが考えられる。そこで、SAV 導入の効果を最大限引き出す交通・都市政策を検討するうえで、SAV を考慮した交通需要予測技術を準備しておく必要がある。本研究では、四段階推計においてもアクティビティモデルにおいても重要となる交通機関選択モデルの検討を行う。

2. 自動運転を組んだ交通機関選択モデルの要件

自動運転車（AV）や SAV を含む交通機関選択モデルは近年 SP(Stated Preference)データにより構築されている。<sup>2) 3) 4)</sup>モデルの例を表 1 に示す。自動運転を組んだモデルの説明要因として、移動時間、費用、待ち時間、アクセス・イグレス時間、同乗者が必要となることを整理した。特に SAV を対象とした交通機関モデルでは、価格弾力性評価と SAV の供給量で変動する乗車待ち時間の評価が可能であることが重要と考える。しかし、SP モデルは仮定の状況での選択のモデルのため、パラメータのバイアスが大きいため、実際の選択結果を用いる RP(Revealed Preference)モデルとコンバインさせ、パラメータ精度を向上させる必要であると考える。

よって本研究では、現在のタクシーの選択肢を組んだ RP モデルの構築をおこなう。タクシーの乗車人数によって異なる移動費用を把握すること、乗車待ち時間を乗車地点のタクシー供給量から把握することがモデルに必要となる。また、RP モデルの事例として山本等<sup>5)</sup>が挙げられる。しかし、このモデルはアクセス・イグレス時間や同乗者といった重要な説明変数が欠け、モデルの定数項が大きい。さらに、SAV の効用関数を交通手段としてのあり方が近いとはいえない自家用車のものを用いている点も問題である。

3. データ概要

本研究では、タクシープローブデータ、営業明細情報、H20 パーソントリップデータ（以下、H20PT）を用いる。

分析の対象エリアはタクシーの走行密度の高い都心5区（千代田区、中央区、港区、新宿区、渋谷区）を出発とするトリップを対象とする。

タクシープローブデータは日本交通(株)の2018年10

表 1 AV, SAV を含む交通機関選択モデル事例

SP or RP	Kolarva et al. (2018)	Gonçalo et al. (2018)	Peyman et al. (2019)	山本等 (2016)
選択肢	SP AV SAV 公共交通 自転車 徒歩	SP 車内で仕事可能な AV 車内でレジャー可能な AV 従来の自動車	SP 相乗りしない自動運転タクシー 従来の自動車 公共交通	RP 自家用車 鉄道 バス タクシー 自転車 徒歩
説明変数	所要時間 費用 待ち時間 アクセス・イグレス時間 シェアライド 運転免許の保有 公共交通の定期券の保有 移動目的	所要時間 費用 待ち時間 同乗者 追加の仕事 or 職務での時間の節約 年齢 雇用状況 日常的な公共交通の利用 車内で仕事が可能か カープーラーか AV で仕事をしたい AV の購入意欲	車内の移動時間 費用 待ち時間 徒歩時間 駐車場探索時間 普段の交通手段 AV への信頼 AV の性能への肯定 定的視点 環境への優しさ 公共交通への関心 運転への関心 年齢 性別 雇用状況	所要時間 費用 待ち時間 性別 年齢 職業

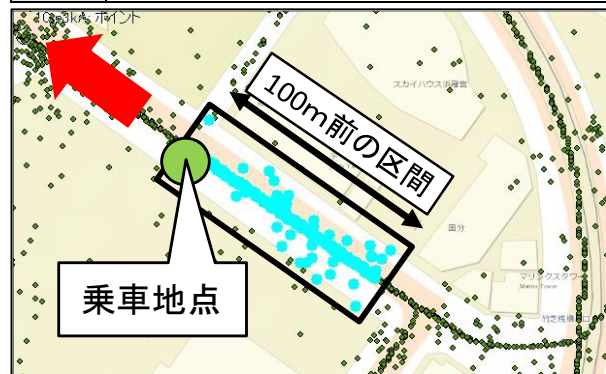


図 2 乗客がタクシーに乗車する区間

月の東京都区内の実車、空車、迎車別のタクシー4000台の走行経路データで、利用者の乗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空間密度が把握でき、乗車待ち時間の推定できる。

営業明細情報は日本交通(株)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。さらに、タクシープローブデータと紐づけることができ、タクシーの OD データも作成した。

H20PT はバス・鉄道の実トリップの OD データ作成に用いる。トリップデータの発着地は小ゾーンの空間重心と設定した。

4. タクシーの待ち時間の推計

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す。●はタクシーの乗車地点、➡はタクシーの移動方向を表している。また、□で囲まれた区間は乗客が乗車した箇所の 100m 手前であり、本研究ではこの区間を走行し、かつ平日同時刻帯の空車のタクシーを抽出し、被験者の乗車地点での待ち時間を推定した。

表 2 パラメータ推定結果

	model1	model2	model3
モデルの特徴	乗車人数が不明 待ち時間が不明	タクシーの乗車人数を反映 待ち時間が不明	タクシーの乗車人数を取得 タクシー待ち時間を推計
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(回)	-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)
定数項 taxi	-0.0015(-0.047)	0.86(0.27)	0.35(0.78)
定数項 rail	-0.99(-4.27)	-1.02(-4.44)	-1.15(-4.91)
$\rho^2$	0.167	0.201	0.207

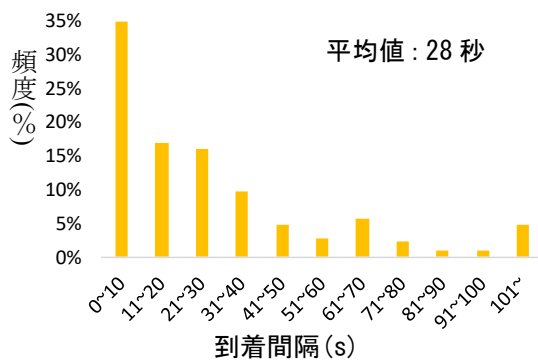


図 3 タクシー到着分布

待ち時間の推定に用いた式は文献 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隔、 $V(X)$ はタクシーの到着間隔の分散からなる。また、東京都の実際のタクシーの車両数とシェアを合わせるため、待ち時間を10.1で除して算出した。

$$E\{W\} = \frac{1}{10.1} \int_0^{\infty} g(x) dx = \frac{1}{10.1} \times \frac{V(X) + \{E\{X\}\}^2}{2E\{X\}} \quad (1)$$

## 5. 交通機関選択モデルの構築

### 5.1. モデルの設定

MNL を用いて、交通機関選択モデルを構築する。選択肢はタクシー、鉄道、バスであり、サンプル数を各100、計300とした。効用関数は式(2)~(4)に示す。

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

$$V_{train} = \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_4 W_{pt} + \beta_5 AC + \beta_6 EG + \beta_7 TR + c_2 \quad (3)$$

$$V_{bus} = \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_4 W_{pt} + \beta_5 AC + \beta_6 EG + \beta_7 TR \quad (4)$$

$T$ :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

また、本研究では、3パターンモデルのパラメータを推定する。model1はH2OPTのみを用いたときと同様の条件となる同乗者数と待ち時間が不明な場合である。model2はタクシーの乗車人数を反映し、移動費用の正確性を向上させた場合である。model3はmodel2に推計

したタクシーの待ち時間を説明変数として組込んだ場合である。

### 5.2. パラメータ推定結果

パラメータ推定結果を表2に示す。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、モデル精度の向上した。今後 SAV 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モデル精度が改善する点は重要な示唆を与えているといえる。

model2とmodel3を比較すると、わずかに尤度比の向上がみられた。推定したタクシーの待ち時間のパラメータが有意水準1%を満たしており、精度の高い説明要因を組み込むことでモデル精度が向上したことがわかる。

一方で、モデル精度の向上につれて、定数項が大きくなった。また、イグレス時間が棄却され、ゾーン中心の設定に課題があることが判明した。

## 6. まとめ

本研究では、RPデータでSAVの需要予測のための交通機関選択モデルの検討をおこなった。移動費用と待ち時間の精緻化することによりモデル精度の向上がみられた。一方で、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を担ったが、本研究ではモデル精度が向上したにも関わらず定数項が大きくなってしまった。今後、モデルの改善のため、モデル構造やゾーン中心・LOSの設定方法を再考し、再度パラメータ推定を行う。

## 参考文献

- 1) The Boston Consulting Group : The Remagined Car, 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) Correia, G.H.D.A. · Looff, E. · Cranenburgh, S. van · Snelder, M. · Arem, B. van : 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, pp359 - 382, 2018
- 4) Peyman Ashkrof, Goncalo Homem de Almeida Correia, Oded Cats, and Bart van Arem: Impact of Automated Vehicles on Travel Mode Preference for Different Trip Purposes and Distances, Transportation Research Record 2019, Vol. 2673(5) pp607-616, 2019
- 5) 山本 真之, 梶 大介, 服部 佑哉, 山本 俊行, 玉田 正樹, 藤垣 洋平: 自動運転シェアカーに関する 将来需要予測とシミュレーション分析, DENSO TECHNICAL REVIEW Vol.21, 2016
- 6) 高橋幸雄, 森村英典: 混雑と待ち, 朝倉書店, 2001