

■受領No.1336

ライドシェア型ロボタクシーの市場評価に基づく 公共交通事業への影響分析

代表研究者

岩倉 成志

芝浦工業大学工学部土木工学科 教授・博士 (工学)



1. 研究目的

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、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）に対する評価は未来を的確に描いていない可能性がある。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悪化し、サービス水準の低下が惹起することであり、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材料を準備しておく必要がある。このため、本申請ではロボタクシーの市場性を定量的に分析するための交通需要予測技術を検討し、公共交通事業への経営のリスク評価を行うことを目的とする。その上で、ロボタクシーと公共交通事業とをうまくコーディネートするために施策研究の課題を検討する。また、民間経営に依存し、公共交通網が卓越するわが国の交通市場を念頭に、ロボタクシーを考慮した交通需要予測手法の技術要件を整理することは技術的意義としても大きいと考える。

2. 研究内容

今年度は中間年として、ロボタクシーの需要推計を行うための交通機関選択モデルの構築を試みた。

2.1 東京都圏 PT 調査による基礎分析

H20年東京都圏PT調査のデータを用いてタクシーの利用実態を解明する。対象エリアは東京都23区、埼玉県、神奈川県、千葉県とする。タクシーのデータは23区に発生・集中をもつタクシーのアンリンクトリップ、他の交通機関のデータは23区に発生・集中のある鉄道・バス・乗用車・徒歩の代表交通手段のトリップとする。

2.1.1 所要時間に着目したタクシーの利用実態

PTデータから移動距離の情報は取得できない。そこで、交通機関の所要時間に着目し、距離帯におけるタクシーの利用実態及び他の交通機関との競争環境を分析する。図1はタクシーの所要時間別の利用割合を移動目的毎に表し、タクシーの利用は20分以下が約8割である。移動目的別にみても所要時間が長いほど利用が減少する傾向に違いはみられない。また、図2は交通機関毎の所要時間別の利用割合を表し、他の交通機関と比較してもタクシーの所要時間は短い傾向を示している。要因として、280m毎に90円（運賃改定前）という他の交通機関と比較して費用が高いことが考えられるが、今後検討を進める。

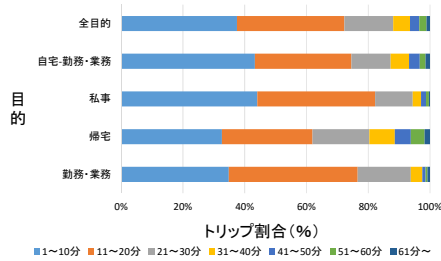


図1 移動目的毎のタクシーの所要時間別利用特性

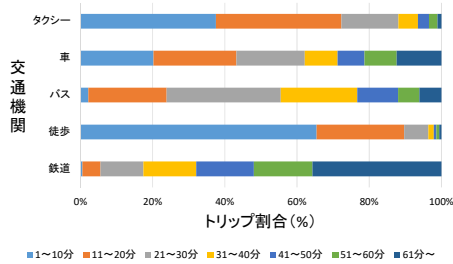


図2 交通機関毎の所要時間別利用特性

2.2 時間帯別のタクシー需要の解明

図3は移動目的別にタクシーの時間帯毎の利用者数を表し、タクシーは8時から24時まで20000人前後で安定的に利用されている。図4はタクシーを含めた交通機関の全目的の利用割合を時間帯別に表し、他交通機関と比較してもタクシーの需要が時間帯で大きな変動がなく、この安定性はタクシー事業の参入の魅力を表していると考えられる。

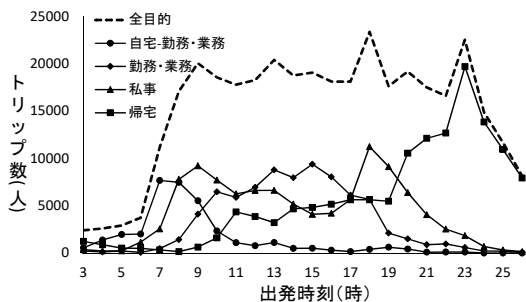


図3 移動目的別のタクシーの時間帯利用分布

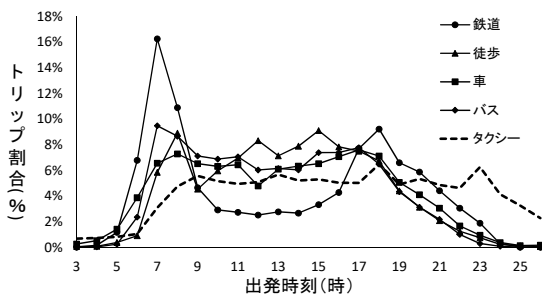


図4 交通機関毎の時間帯別利用特性

2.3 ロボタクシーの交通需要モデル開発

2.3.1 データ概要

日本交通と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名のタクシードライバーの1ヶ月間の個別ODの料金と乗車人数データを購入した。対象はタクシーの走行密度が高い都心5区を出発するトリップとする。図5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。タクシープローブデータと営業明細情報は日本交通の2018年10月1日から10月31日までの平日の実空車別のタクシー4000台の移動軌跡データで、利用者の乗車位置と降車位置が詳細に特定できる。また、4名の乗務員の営業明細情報から正確な運賃と乗車人数が分かり、タクシープローブデータを結びつけることができる。

H20PT調査データを利用して、鉄道と路線バスの非集計モデル用のODデータを得た。各交通機関のLOSデータは、タクシーの選択実績は、営業明細情報のデータを適用し、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。ロボタクシーの需要推計の要所となるタクシーの待ち時間は、全選択肢(タクシー、鉄道、路線バス)とも次項の方法で推計した。

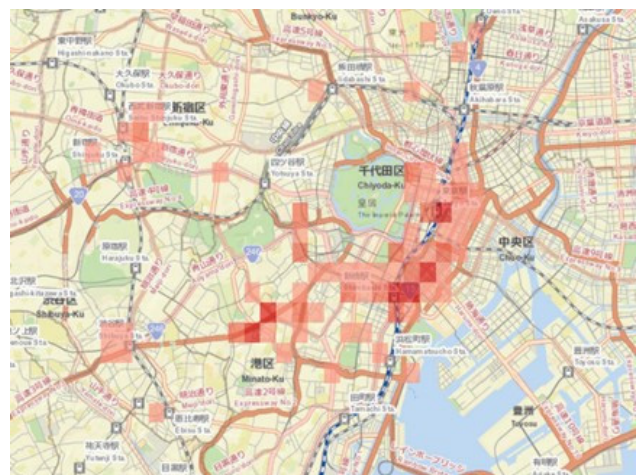


図5 2018/10/1の空車のタクシーの密度分布

2.3.2 タクシー待ち時間の推計

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6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、矢印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前手前であり、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、非集計モデル作成用の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以下となり、 $g(x)$ は乗車地点でのタクシーの到着間隔の長さの確率密度関数、 $E\{X\}$ 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である。さらに、以下の式から推計した乗客の待ち時間は4000台のタクシーのみで、東京都は現在44430台のタクシーが存在しており、待ち時間を1/10.1として算出する。

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

2.3.3 交通機関選択モデル

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、サンプル数はそれぞれ31、47、46である。説明変数はアクセス時間とイグレス時間、所要時間、費用、待ち時間、乗り換え回数で、以下の効用関数とする。パラメータの推定結果を表1に示す。尤度比は一定の精度を確保している。アクセス時間とイグレス時間のパラメータは有意とならなかったが、鉄道、バスの選択実績にPT調査を利用しており、起終点をゾーン中心としており実態と乖離している影響が考えられる。

$$V_{taxi} = \beta_1 T + \beta_2 \left(\frac{C}{N}\right) + \beta_3 W + c_1$$

$$V_{train} = \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_3 W + \beta_4 AC + \beta_5 EG + \beta_6 TR + c_2$$

$$V_{bus} = \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_3 W + \beta_4 AC + \beta_5 EG + \beta_6 TR$$

3. まとめ

本稿ではロボタクシーの交通機関選択モデルの構築を試みた。PT調査データのみモデルと比べれば、モデル精度、パラメータ感度は著しく改善した。今後の課題として、サンプル数の少なさや、選択実績データやLOS作成の年次の整合がとれていない。また、現状利用シェアが極めて少ないタクシーの定数項をロボタクシー需要予測の際にリバイスする方法の検討といった課題があり、2019年度はこの課題に対処する研究を進める。



図6 乗客がタクシーに乗車する区間

表1 パラメータ推定結果

説明変数	パラメータ	t値
$\beta_1 T$ (所要時間: 分)	-0.0482	-2.74 **
$\beta_2 C$ (費用: 円)	-0.00195	-4.70 **
$\beta_3 W$ (待ち時間: 分)	-0.0644	-2.30 **
$\beta_4 TR$ (乗換回数)	-0.973	-2.09 **
定数項 (タクシー)	1.05	1.97 **
定数項 (鉄道)	-1.62	-4.08 **
サンプル数	124	
初期尤度	-122.04	
最終尤度	-84.72	
修正済み尤度比	0.257	
タクシーの中率	45.2% 14/31	
鉄道的中率	76.6% 36/47	
バスの中率	80.4% 37/46	

**5%有意