

東京都区内を対象とした自動運転タクシー導入による都市鉄道需要の評価

萩原 啓太¹・岩倉 成志²・小田 千尋³・奥ノ坊 直樹⁴

¹ 学生会員 芝浦工業大学大学院理工学研究科社会基盤学専攻（〒135-8548 東京都江東区豊洲3-7-5）
E-mail: ah20074@shibaura-it.ac.jp (Corresponding Author)

² 正会員 芝浦工業大学 教授 工学部 土木工学課程(〒135-8548 東京都江東区豊洲3-7-5)
E-mail: iwakura@sic.shibaura-it.ac.jp

³ 非会員 社会システム株式会社 社会経済部（〒150-0013 東京都渋谷区恵比寿1-20-22）
E-mail: oda@crp.co.jp

⁴ 正会員 社会システム株式会社 社会経済部（〒150-0013 東京都渋谷区恵比寿1-20-22）
E-mail: n_okunobo@crp.co.jp

今後の社会実装が見込まれる自動運転タクシー（AT）は、運賃の低廉化や供給台数の増加による待ち時間の短縮を通じて、都市鉄道や路線バスといった既存の公共交通機関の需要に大きな影響を及ぼす可能性がある。そのため、ATの導入に伴う需要変動を的確に捉える精緻な需要予測モデルの構築が求められている。筆者らは、ATの運賃水準、車内でのマルチタスク性、乗車待ち時間といった要素を反映したSP調査を用いるとともに、平成30年東京都市圏PT調査および同時期のタクシープローブデータを用いたLOSを含むRPデータを構築した。これらのRP/SPデータに基づき、ATを選択肢に含む交通手段選択モデルを推定し、東京23区内を対象として、需要変動に伴うATの待ち時間を内生的に取り込んだ交通需要予測システムを開発した。これよりATの運賃設定や供給台数の変動が都市鉄道利用に及ぼす影響を定量的に分析した。

Key Words: RP/SP model, autonomous taxi, demand forecasting, waiting time, GPS data

1. はじめに

近年、米国や中国を中心に自動運転技術の実用化が進み、今後東京圏も自動運転タクシー（以下、AT：Autonomous Taxi）の導入が期待されている。ATはドライバー人件費の削減により従来のタクシーよりも安価な運賃を提供できるとされ、需要拡大が見込まれる。一方で、その普及は既存の公共交通、特に都市鉄道や路線バスの利用動向に大きな影響を及ぼす可能性がある。

ATの需要分析に関する既往研究を、サービス特性と需要の関係、時間価値、ATと公共交通との相互作用という観点から整理する。まず、サービス特性と需要の関係について、Krueger et al. (2016)¹⁾はオーストラリアでのSP調査を行い、Shared Autonomous Vehicles (SAV) の選好に待ち時間・移動時間・費用が大きく影響することを示した。林・岩倉 (2023)²⁾も東京都区部を対象にAT選好モデルを推定し、待ち時間と費用に対する感度の高さを示すとともに、マルチタスク要素が効用に有意に寄与することを明らかにした。加藤 (2020)³⁾はSP調査を通じ、

AT利用時に時間価値が約34%低下することを示し、従来研究で報告されている欧州諸国の30%前後の低下と同程度であることを確認した。林・岩倉 (2023)の分析結果も、加藤 (2020)の示した時間価値低下と整合的で、移動中のマルチタスク化が時間価値を低下させることを示唆している。

自動運転タクシー（AT）や自動運転モビリティ・オント・デマンド（AMoD）の導入が都市交通システム全体に与える影響についても、多くの研究が行われている。

まず、Basu et al. (2018)⁴⁾はシンガポールを参考にした仮想都市を対象に分析を行い、AMoD導入により交通需要が約2倍に増加することを示した。Bösch et al. (2018)⁵⁾はスイスのツーク州を対象にMATSIMシミュレーションを実施し、乗合無しの自動運転タクシー(aTaxi)は総旅行時間を4.1%削減する一方で走行距離が16%増加することを示し、利便性向上と交通量増加のトレードオフを指摘した。Oke et al. (2018)⁶⁾は北米都市を対象に都市類型別のAMoD導入シミュレーションを行い、公共交通が未発達な都市では公共交通需要が最大21%減少す

る一方、鉄道アクセスに限定して導入した場合は公共交通利用が 28~88%増加する可能性を示した。Oh et al. (2020)⁷⁾はシンガポールを対象としたエージェントベースシミュレーションにより、公共交通利用が最大約 25%減少し、AT 利用が急増するなど、都市全体の交通需要に大きな転換が生じるリスクを明らかにした。

Nahmias-Biran et al. (2021)⁸⁾もシンガポールを対象に AMoD 導入によるアクセシビリティ変化を分析し、都市全域導入シナリオでは平均待ち時間が 5.4 分に改善し低所得層で利便性が高まる一方、CBD 限定導入では平均待ち時間が 12.9 分に悪化し、地域格差が拡大する可能性を指摘した。Mori et al. (2022)⁹⁾は名古屋市を対象に Nested Logit モデルと Wardrop 均衡を統合した RP/SP モデルを推定し、AT の利用回数が約 11 倍に増加し、その約 30%が鉄道アクセスとして利用される一方で、鉄道利用はわずか 1.5%の減少であることを示した。Choi et al.

(2025)¹⁰⁾は韓国を対象に、AT を鉄道アクセスやラストマイル補完として導入することで地下鉄利用が約 6.7% 増加し、自家用車・タクシー利用が減少することを明らかにし、公共交通の補完的役割を評価した。

以上のレビューから、自動運転タクシーの導入は、待ち時間・料金・マルチタスク性といったサービス属性、公共交通との補完・競合関係、サービス形態（単独利用型か相乗り型か）に大きく依存することが示されている。特に、待ち時間は需要変動に強く影響し、利用者増による供給不足が新たな待ち時間悪化を招く可能性があるが、その因果構造を東京都市圏において需要予測で捉えた研究は限られている。

そこで本研究では、タクシープローブデータに基づいて待ち時間を作成することで、より精緻化された RP データに基づく交通機関選択モデルを構築する。さらに SP 調査によって料金水準やマルチタスク効果を考慮したデータを組み合わせ、AT を選択肢に含む交通機関選択モデルを構築することで、AT 導入による台数や費用の変動が都市鉄道需要に与える影響を定量的に分析することを目的とする。

2. モデルの概要とデータ整備

(1) モデルの概要

モデル構造として鉄道・バス・自動運転タクシー(AT) を代表交通機関モデルと鉄道経路選択モデルを構築し、歩行・自転車・バス・自動運転タクシー(AT) をアクセス手段、イグレス手段とした。タクシー需要のマーケットが大きい「業務目的トリップ」を対象として行った。業務目的トリップは、商談・打合せ・販売など PT のすべての業務目的の需要を対象とした。需要予測

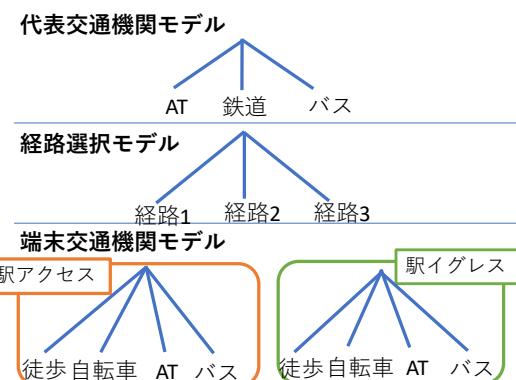


図1 モデル構造

にあたり、図1の構造による Nested Logit (NL) モデルを構築した。

(2) RP データ

a) 代表交通機関モデル用データ

H30 のパーソントリップ調査を活用して、業務目的のサンプルを、代表交通機関が鉄道・バス・タクシーのサンプル数に偏りがないように抽出した。抽出した各交通機関の個数は、鉄道が 373、路線バスが 45、タクシーが 207 であった。出発地から到着地までの利便性を表す指標として、各交通機関の所要時間、一人あたりの費用、公共交通の待ち時間（運行間隔/2）、端末交通機関モデルにより算出した駅アクセス・駅イグレスのログサム値を合成変数として用いる。

データの収集にはGoogleマップの乗換検索を用い、バスの経路についてはGoogleマップに表示されない場合、都営交通の乗換検索を使用して LOS を作成した。タクシーの待ち時間の作成に 2018/10/1 の日本交通タクシーのプローブデータと拡大係数調査（日本交通タクシーと全タクシー）を用いた。まず、1 時間帯ごとに空車タクシーを集計し、時間帯別の空車タクシー走行データを作成した。次に、H3OPT ジオコードを用いて出発地の緯度・経度を算出し、各出発地から 200m 以内で最も待ち時間が短くなる道路でタクシーを待つと仮定して日本交通タクシーでの路上乗車待ち時間を作成した。最後に、得られた時間帯別の日本交通タクシー台数に拡大係数を乗じることで、時刻帯別のタクシー供給量を推定し、それに基づいて駅周辺での平均待ち時間を算出した。日本交通タクシーおよび全社タクシーの空車拡大係数は、東京都内 36 箇所における空車タクシーの通過頻度を現地観測し算出した。観測地点は「都心地区」（例：虎ノ門、赤坂見附、新宿・四谷、日本橋）と「都心近郊」（例：亀戸、文京区、北区、墨田区）に分類し、各地点で記録された空車通過頻度を基に拡大係数を導出している。その結果、都心地区では平均 5.68、都心近郊では平均 3.08 の拡大係数が得られた。

b) 鉄道経路選択モデル用データ

平成 27 年大都市交通センサスの業務トリップデータを用いて、駅選択が競合するサンプルを 500 サンプル抽出した。説明変数として、乗車時間、費用、待ち時間、乗り換え時間に加え、端末機関モデルで推定したパラメータを用いて構築した駅アクセスおよび駅イグレスのログサムを組み込んだ。

c) 端末交通機関モデル用データ

H27 大都市交通センサスの業務トリップにおいて徒歩・自転車・バス・タクシーを選択肢とし、駅アクセス・駅イグレスとともにLOSを作成した。駅アクセスでは 6293 サンプル、駅イグレスは 7042 サンプル抽出した。説明変数としては、徒歩／自転車の所要時間、タクシー・バスの費用、バス・タクシーの所要時間、および運行本数を用いた。

(3) SP データ

東京 23 区在住の楽天インサイト会員 1000 名を対象とした Web 調査である林・岩倉²⁾による SP 調査データを活用する。内訳は男女共に 500 人ずつ、20 代～60 代以上を 10 歳刻み 5 区分で 200 人ずつである。調査実施期間は 2022 年 3 月 18 日から 21 日、SP 調査のサンプル数は 1000 人 × 3 パターンの水準設定で業務トリップの計 3000 サンプルを使用した。

AT の定義として、無人の自動運転のタクシーとし、見知らずの他人との相乗りは無いものとした。また、利用者は高速 Wi-Fi でのリモート会議や高音質音源で音楽を聞くことができ、AT はセンサー(レーダー、カメラ、GPS)で交通状況を認識しながら最適なルートを自動で選択できることとした。

次に配車方法はスマートフォンのアプリより 24 時間配車ができ自分が利用したい場所(乗りたい場所・降りたい場所)を指定し、料金は電子マネーやクレジットカードで支払うことを想定とした。また安全性は現在のタクシーの事故リスクと同等という前提とした。

AT のマルチタスキングは車内ができる内容をカテゴリ化して 2 水準で組み込んだ。被験者がマルチタスキングをイメージしやすいよう掲載した画像を図-2 に示す。業務では、東京都心の会議場所から次の会議場所までを 1 人で移動する設定とした。いずれも、回答者が与えられたシチュエーションの出発地点から目的地点までを移動するとき、所要時間や運賃、待ち時間、アクセス・イグレスの徒歩時間などのサービスを提示し、最も望ましい交通手段の 1 つの交通機関を選択する形式とする。



図-2 調査票に掲載した AT の内装(業務トリップ)

3. モデル推定結果

(1) 代表交通機関モデル

表 1 に代表交通機関モデルのパラメータ推定結果を示す。モデルの推定に関しては Morikawa¹⁾による RP/SP の統合モデルを用いて推定を行った。RP モデル・SP モデル・RP/SP モデルともに t 値が概ね 10%有意水準で有意になっており、パラメータも妥当な値が推定できた。スケールパラメータも有意な値となり、そしてマルチタスク所要時間も有意となった。尤度比 0.2 以上はあり、交通機関選択モデルとしての一定の精度は出ている。

(2) 経路選択モデル

表 2 に経路選択モデルのパラメータ推定結果を示した。非集計ロジットモデルとして推定を行い、10%有意水準で t 値が概ね有意になっており、パラメータも妥当な値が推定できた。

(3) 端末交通機関モデル

表 3 に端末交通機関モデルのパラメータ推定結果を示した。Morikawa¹⁾による RP/SP 統合モデルを用いてパラメータ推定を行った。代表交通機関に関する仮定に基づき SP 調査を実施しているが、今後アクセス圏が拡大し、移動距離が拡大することを想定し、代表交通機関と同様の行動がとられると仮定した。これにより、タクシーとバスの所要時間および費用のパラメータを共有して推定を行った。 t 値はいずれも 10%有意水準で概ね有意であり、パラメータについても妥当な値が得られた。需要予測システムにおいては、駅端末交通機関としてタクシーの待ち時間を用いる。

4. 需要予測システムの開発

(1) 対象地域の選定と前提条件

交通政策審議会答申第 198 号の検討で用いられた需要予測手法を元に、本研究で推定したパラメータを適用して、四段階推定法による交通機関分担と鉄道経路配分・端末交通機関配分を行った。対象地域としては東京 23 区を発着地とする OD を対象とするトリップを抽出した。対象トリップは業務トリップを対象とし、対象エリ

アのトリップのODデータは、H30のPT調査のトリップに拡大係数を乗じて作成した。また以下の設定を設けており、予測値を評価する上で、大きな課題と認識している。①道路・駅前広場の道路渋滞を考慮しない、②発生・分布交通量は現状とする。その影響で土地利用の変化、人口構造の変動、ATによって生じる旅行需要の誘発した新規需要を加味していない。

(2) 需要予測システムの構築

a) システム概要

需要予測システムとATの待ち時間推計を相互に連携させることで、計画基本ゾーン単位のATの需要と待ち時間を同時に整合させる統合モデルを構築した(図3)。待ち時間推計は、ゾーン別の供給台数と需要数を用いて待ち時間を算出し、その結果を需要予測システムへフィードバックする収束計算で、待ち時間の算出を行う。

ゾーン別の供給台数は、全供給台数をATの需要数に応じて配分した。現状の全供給台数に関して、平成30年度の営業区域別タクシー車両数(東京都および近隣4県)を全国ハイヤー・タクシー連合会の資料^{12)・13)}を用いた。また待ち時間収束の安定のため、初回で得られた台数を基準にした。

待ち時間と需要の推計は最大10回の反復を行い、各ステップで算出される需要OD間の絶対差の総和が1人未満になった時点で収束と判断し、最終的な収束結果とした。

b) 待ち時間算出方法と精度

本研究では、計画基本ゾーン γ における待ち時間 W_γ を、需要数と供給台数を用いた回帰モデルで推定した。具体的には、ゾーン γ の発生需要を、迎車・空車・実車を含む総車両数を D_γ 、空車の車両数を E_γ 、端末交通機関・代表交通機関を合わせた一日のタクシー利用者数を S_γ とおき、待ち時間は

$$E_\gamma = D_\gamma - a * S_\gamma \quad (1)$$

$$W_\gamma = b * \frac{1}{E_\gamma} + c * \frac{1}{E_\gamma^2} + d * \frac{1}{E_\gamma^3} \quad (2)$$

と表現する。回帰モデル利用する $E_\gamma \cdot D_\gamma \cdot W_\gamma$ は、日本交通のGPSデータから得られた配車台数・空車台数と2章で算出した日本交通タクシーと全社タクシー間の拡大係数を用いた。係数 a, b, c, d は、観測された($D_\gamma, S_\gamma, W_\gamma$)の組を用い、最小二乗法によって式(1),式(2)の回帰式を推定した。推定結果として回帰分析の結果、式(1)は $a=0.018$ 決定係数($R^2:0.850$)となり、式(2)は $b=307, c=5635, d=33730$ 決定係数($R^2: 0.826$)となり精度良い結果となつた。

(3) 需要予測システムの現況再現性

図3に、計画基本ゾーン単位における鉄道・バス・タ

表1 代表交通機関モデル推定結果

	RP		SP		RP/SP	
	パラメータ	t値	パラメータ	t値	パラメータ	t値
所要時間(分)	-0.036	-2.48	-0.033	-4.95	-0.029	-4.32
マルチタスク所要時間(分)			-0.022	-3.25	-0.02	-3.05
費用(100円)	-0.151	-9.83	-0.184	-9.01	-0.149	-10.3
待ち時間(分)	-0.071	-3.55	-0.04	-1.94	-0.056	-4.07
駅端末利便性	0.17	2.09			0.126	1.61
徒歩時間(分)			-0.028	-3.06	-0.022	-3.01
鉄道の定数項(RP)	-2.81	-3.75			-2.352	-3.31
バスの定数項(RP)	-1.346	-5.06			-1.476	-6.74
鉄道の定数項(SP)			0.541	5.19	0.317	4.07
バスの定数項(SP)			-1.156	-9.85	-0.996	-5.79
スケールパラメータ					1.159	6.95
サンプル数	625		3000		3625	
尤度比	0.313		0.226		0.236	
調整済み尤度比	0.302		0.223		0.233	
時間価値(円/分)	24.05		17.91		19.32	

表2 経路選択モデル推定結果

	パラメータ	t値
乗車時間(分)	-0.117	-7.2
費用(10円)	-0.050	-4.5
待ち時間(分)	-0.073	-1.7
乗り換え時間(分)	-0.264	-5.0
駅アクセスLS	0.310	3.0
駅イグレスLS	0.982	4.4
サンプル数	500	
尤度比	0.312	
調整済み尤度比	0.301	
時間価値(円/分)	23.24	

表3 端末交通機関モデル推定結果

	駅アクセス		駅イグレス	
	RP/SP		RP/SP	
	パラメータ	t値	パラメータ	t値
徒歩・自転車の所要時間(分)	-0.170	-29.8	-0.125	-25.1
タクシー・バスの所要時間(分)	-0.053	-4.4	-0.015	-2.5
タクシー・バスの費用(100円)	-0.174	-6.7	-0.066	-3.9
運行本数(1000本/日)	2.313	6.6	2.023	5.6
徒歩の定数項	5.558	39.6	5.598	31.2
自転車の定数項	1.966	16.2	-1.123	-3.9
タクシーの定数項	-1.225	-5.0	-0.082	-0.4
タクシーの待ち時間(分)(SP)	-0.083	-2.0	-0.028	-1.9
スケールパラメータ	0.766	5.3	2.329	3.2
サンプル数	10042		9293	
尤度比	0.539		0.684	
調整済み尤度比	0.538		0.683	
時間価値(タクシー・バス)	30.27		22.37	

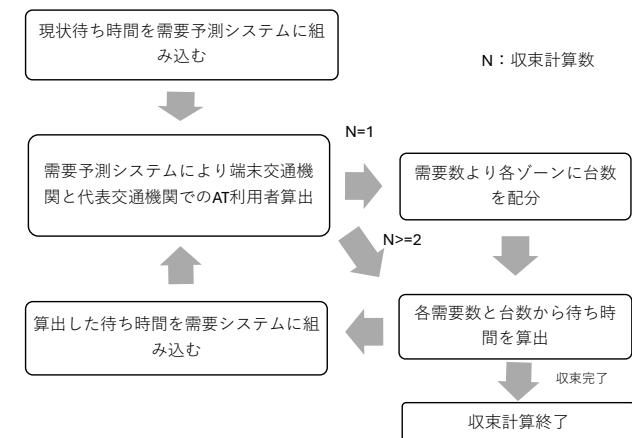


図3 需要予測システムのフロー図

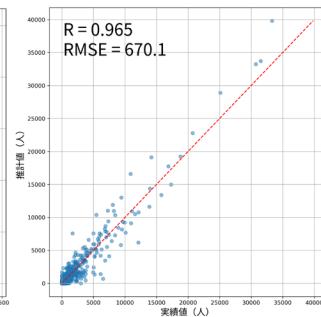
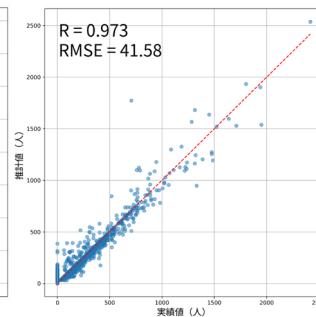
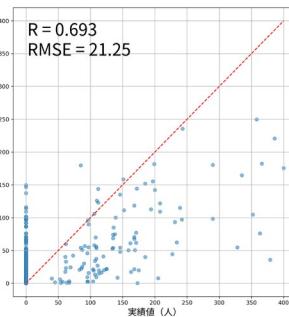
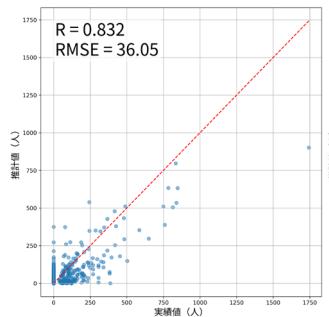


図4 実績値と推計値の比較（左よりタクシー、バス、鉄道、駅利用者数）

クシーのOD量（実績値および推計値）を示す。本モデルでは、東京都23区を対象に区単位（大ゾーン）で定数項の補正を行い、ゾーン特性の差異を反映させた。その結果、鉄道およびタクシーについては、実績値と推計値が概ね一致しており、需要を良好に再現できていることが確認された。

一方、バスに関しては再現性が相対的に低い。主な因として、大ゾーン内の小ゾーン間で実際の運行系統が複雑に異なる点が挙げられる。本研究では、国土数値情報のバス路線データを用いてLOSを作成しているが、同一の大ゾーンOD内においても、小ゾーン（町丁目）間で異なる経路や運行頻度を含む場合がある。そのため、小ゾーンレベルで推計された需要を大ゾーン単位に集計する際に、実績値との乖離が生じやすくなつたと考えられる。

さらに、図4ではPT調査に基づく駅別利用者数（自駅乗降ベース）と、経路配分モデルから算出した駅別利用者数の再現性を確認した。その結果、多くの主要駅で両者の規模がおおむね一致しており、駅レベルでも需要分布を適切に捉えていることが確認された。ただし、PTデータ自体が駅別利用者数を高精度に保証するものではないため、モデルの妥当性については今後も継続的な検証が必要である。

5. 政策分析

（1）自動運転タクシーの政策シナリオ

AT需要の影響を、①運賃・供給台数を現状のままとした「Case0」と、②運賃を現状の50%に割引きし供給台数は現状のままとした「Case1」、③運賃を現状の50%に割引きし供給台数を現状の2倍に増加させた「Case2」の3ケースで比較検討した。なお、①「Case0」ではマルチタスク効果もアクセス圏の拡大も適用せず、②・③のみでマルチタスク効果とアクセス圏拡大を適用して分析を行った。

また、Case0においては、駅からのアクセス圏として、大都市交通センサスに基づく移動実績のある駅とゾーンの組み合わせを、駅アクセス圏および駅イグレス圏とし

表4 代表交通機関の各シナリオの総需要数（人）

	Case0	Case1	Case2
AutoTaxi	35438	78475	79890
Bus	15679	13953	13870
Rail	622772	581461	580129

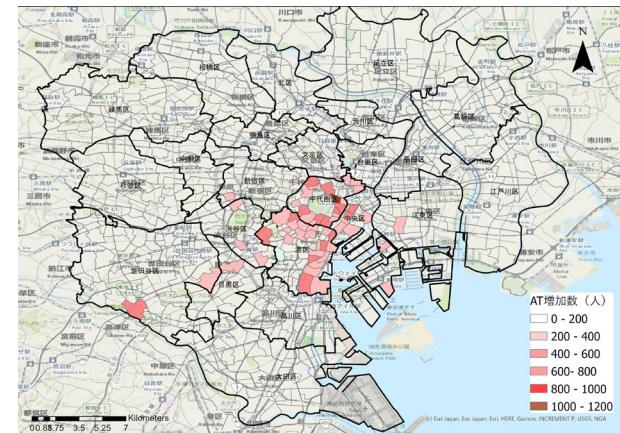


図5 代表交通機関としてのAT需要量の変化(Case0→Case1)で設定した。

アクセス圏は、既存のアクセス圏に加えて、利用者数の多い駅のうち各ゾーンから5km以内にある駅を移動実績のある駅を含めて追加で最大10駅組み込んだ。システム上、ゾーンから駅へのリンク数には最大10本の制約があるため、とくに都心部ではターミナル駅など需要の高い主要駅を優先し追加した。

（2）分析結果

a) 代表交通機関別の全体傾向

代表交通機関別に需要変化を分析した結果（表4）、ATの利用者数は導入前と比較して約2倍に増加した。一方で、車両台数を2倍にした場合（Case1→Case2）において、ATの総需要の変動は限定的であった。

代表交通機関におけるATの需要増加数をゾーン単位で比較した結果（図5）、世田谷区エリアでは代表交通機関としてATを選択する利用者が多く見られたのに対し、杉並区ではAT利用がほとんど確認されなかった。この差異の主な要因は、地域ごとに設定された定数項の大きさの違いにある。特に、タクシー実績値が0のODでは、モデル上でATの効用が極端に低く評価されるため、過小推計が発生していた。

のことから、定数項の設定が需要推定結果に強く影響を与えることが示された。特に、ATのような新規交通モードは、鉄道やバスに比べて既存の実績データが乏しく、交通シェアも小さいため、定数項が過小に設定されるリスクが高い。その結果、潜在的な需要を十分に評価できず、導入効果を過小評価する可能性がある。したがって、ATに対する定数項の補正が、今後の重要な課題である。

b) 駅選択行動の変化

自動運転タクシー導入時の鉄道需要の変化（表-5）を算出した結果、東京メトロ線・山手線・京浜東北線では他路線に比べて乗降者数が大きく減少することが確認された。これらの結果から、ATが提供するドア・ツー・ドア型のモビリティサービスが、短距離の都市内移動において駅間距離の短い鉄道路線を代替している可能性が示唆される。

各駅の乗降者数の変化を算出した結果（表-6、表-7）より、池袋駅や目黒駅など、主要な乗り換え機能を有する駅でも一定の需要増加が見られた。有明周辺を発着地とする利用者が勝どき駅を経由するようになった結果、同駅の乗降者数が増加した。これに伴い、最寄駅である国際展示場駅の乗降者数は減少した。従来アクセス性が低く、ゆりかもめのような臨海部を周遊する路線や、東京駅方面へ遠回りとなる経路を取らざるを得ない地域であるため、ATによる直行的なアクセス手段の提供が駅選択行動に大きく影響したと考えられる。一方で、課題としてアクセス圏の範囲の検討が必要である。これは本研究で駅アクセス圏を半径5km以内に限定した結果、例えば5kmを超えるATのアクセス（例：有明—東京駅間）を十分に反映できていない。今後は、ATによるアクセス圏設定の見直しを通じて、実際の移動可能性をより適切に反映させることが課題となる。

6. まとめと今後の課題

以下に知見を示す。

- 1) 現状の台数でATの運賃を現行の50%に割引すると、ATの需要が都心地区で約2倍増加した。
 - 2) AT導入により、鉄道需要は特に東京メトロ線で減少し、ATが短距離の都市内移動を代替する傾向が示唆された。一方で、池袋・目黒などの主要乗換駅で需要が増加することも示された。
 - 3) 勝どき駅で駅利用者数が増加し、従来アクセス性が低かった地域において、ATによる長距離で端末移動が駅選択行動を大きく変化させたと考えられる。
- 以上より、ATの普及は鉄道との関係において「補完」と「競合」の両側面を持つことが示唆される。速達性の

表-5 各路線の乗降者数（人）の変化（減少数top10）

名称	乗降者数 Case0	乗降者数 Case2	差分	増減率
山手線	152737	142439	-10298	-7%
メトロ銀座線	69341	61495	-7846	-11%
メトロ日比谷線	57381	50850	-6531	-11%
メトロ丸ノ内線	77803	71653	-6150	-8%
京浜東北線	92760	87172	-5588	-6%
メトロ千代田線	40772	35702	-5070	-12%
メトロ半蔵門線	35800	31534	-4266	-12%
メトロ東西線	46173	42478	-3695	-8%
都営浅草線	29207	25554	-3653	-13%
都営三田線	24167	21339	-2828	-12%

表-6 各駅の乗降者数（人）の変化（増加数top10）

駅名	乗降者数 Case0	乗降者数 Case2	差分	増減率
勝どき	1400	2279	879	63%
綾瀬	2478	3228	750	30%
池袋	14962	15698	736	5%
目黒	10335	10654	319	3%
高円寺	1598	1852	254	16%
武蔵小杉	5029	5190	161	3%
市川	1287	1436	149	12%
吉祥寺	3386	3501	115	3%
葛西	1112	1223	111	10%
豊洲	11890	11984	94	1%

表-7 各駅の乗降者数（人）の変化（減少数top10）

駅名	乗降者数 Case0	乗降者数 Case2	差分	増減率
東京	33695	30374	-3321	-10%
品川	22771	20098	-2673	-12%
田町	19108	16524	-2584	-14%
大手町	19235	16881	-2354	-12%
新橋	28883	26594	-2289	-8%
国際展示場	7672	5601	-2071	-27%
渋谷	33228	31296	-1932	-6%
霞ヶ関	16586	14671	-1915	-12%
飯田橋	17734	16181	-1553	-9%
浜松町	14357	12891	-1466	-10%

ある鉄道とは補完的に機能する一方、近距離鉄道とは競合しうる存在であると考えられる。

今後の課題として、以下に示す。

- 1) 定数項の修正方法について、現状の実績ODに基づいて定数項を調整しているため、現状のタクシー需要は高精度に再現できるものの、定数項が支配的になりAT導入や割引・アクセス圏拡大などによって新たに喚起される潜在需要を十分に反映できず、将来の需要変化を過小評価するリスクがある。
- 2) 今後は自動運転タクシーに加えて、自動運転バスの導入も見込まれるため、複数の自動運転モードを統合した需要予測モデルの構築が必要である。
- 3) 現在のモデルでは道路渋滞の影響を考慮しておらず、需要増加によりタクシ一台数が増える関係となっているが、実際にはタクシーが都心部に集中することで交通混雑が発生し、かえってサービス水準が低下する可能性がある。
- 4) 駅から到着地へのトリップにおいては、駅でのタクシー待機列による待ち時間が発生する可能性がある。特に、ATの利用者が集中する主要駅では、乗車待ちによる待ち時間の増大が想定される。

- 5) 駅アクセス圏を半径5 km以内に限定したため、例えば有明—東京駅間などの5km以上の長距離アクセスが反映されていない可能性がある。ATの特性を踏まえたアクセス圏設定を行うことが求められる。

REFERENCES

- 1) Rico Krueger , Taha H. Rashidi , John M. Rose : Preferences for shared autonomous vehicles, Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Vol69, pp.343-355(2016)
- 2) 林政秀, 岩倉成志:自動運転タクシーの受容性に着目した選好モデルの考察, 土木学会論文集, Vol.79, No20, 2023
- 3) 加藤浩徳:我が国における自動運転車利用時の時間価値に関する基礎研究, 自動車交通研究, pp.18-19, 2020. [Kato, H.: Value of travel time savings for autonomous driving in Japan, Jidousya Kotsu Kenkyu, pp.18-19, 2020.]
- 4) Rounaq Basu, Andrea Araldo, Arun Prakash Akkinepally, Bat Hen Nahmias Biran, Kalaki Basak, Ravi Seshadri, Neeraj Deshmukh, Nishant Kumar, Carlos Lima Azevedo, and Moshe Ben-Akiva : Automated Mobility-on-Demand vs. Mass Transit, Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, May 4, 2018, Volume 2672, Issue 8.
- 5) Bösch, Patrick M.; Ciari, Francesco; Axhausen, Kay W, Transport Policy Optimization with Autonomous Vehicles, Transportation Research Record 2672
- 6) Jimi B. Oke, Arun Prakash Akkinepally , Siyu Chen , Yifei Xie,Evaluating the systemic effects of automated mobility-on-demand services via large-scale agent-based simulation of auto-dependent prototype cities,Transportation Research Part A: Policy and Practice,Volume 113, July 2018, Pages 125-136
- 7) Simon Oh, Ravi Seshadri, Carlos Lima Azevedo, Nishant Kumar, Kakali Basak, Moshe Ben-Akiva : Assessing the impacts of automated mobility-on-demand through agent based simulation: A study of Singapore, Transportation Research Part A: Policy and Practice,Vol. 138, pp.367-388,2020
- 8) Bat hen Nahmias Biran ,Jimi B. Oke,Nishant Kumar,Carlos Lima Azevedo,Moshe Ben Akiva:Evaluating the impacts of shared automated mobility on-demand services: an activity-based accessibility approach,Transportation, 48 (2021), pp. 1613-1638.
- 9) Kentaro Mori , Tomio Miwa , Ryosuke Abe , Taka yuki Morikawa : Equilibrium analysis of trip demand for autonomous taxi services in Nagoya, Japan, Transportation Research Part A: Policy and Practice,Vol.166, pp.476 498, 2022.
- 10) Minje Choi, Serin Min, Jungmin Kim , Sion Kim , Juhyeon Kwak , Seungjae Lee : Autonomous vehicle integration with public transit for congestion mitigation and energy efficiency,Sustainable Energy Technologies and Assessments,Volume 82, October 2025
- 11) Moshe Ben-Akiva, Takayuki Morikawa: Estimation of switching models from revealed preferences and stated intentions, Transportation Research Part A: General, Vol 24, Issue 6, pp 485-495, 1990
- 12) 一般社団法人全国ハイヤー・タクシー連合会, 2018, 都道府県別事業者数及び車両数, 全国ハイヤー・タクシー連合会ホームページ, (2025年6月19日取得, http://www.taxi-japan.or.jp/pdf/toukei_chousa/30y3m31dsyaryousuujigyousyasuu.pdf)
- 13) 全国ハイヤー・タクシー連合会, 2018, 東京のタクシー2018, 全国ハイヤー・タクシー連合会ホームページ, (2025年6月19日取得, <https://www.taxi-tokyo.or.jp/assets/pdf/datalibrary/hakusyo2018all.pdf>)

Evaluating the Impact of Autonomous Taxis Services on Urban Railway Demand in Central Tokyo

Keita HAGIWARA, Seiji IWAKURA, Chihiro ODA and Naoki OKUNOBO