

自動運転配車サービスの導入が東京都中心部の移動形態に与える影響～マルチエージェント交通シミュレータ“MATSim”を用いて～

石橋 裕¹・秋山 英三²

¹筑波大学大学院 理工情報生命学術院システム情報工学研究群

E-mail: yutakabasi@akiyama-lab.net

²筑波大学システム情報系 (〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1)

E-mail:eizo@sk.tsukuba.ac.jp

“Shared Autonomous Vehicles Service” (SAVs) は人々の移動形態を変革させる可能性を秘めている。本研究では、東京都中心部への SAVs の導入が通勤者の交通形態に与える影響を、エージェントベース交通シミュレータである“MATSim”を用いて分析した。初めに同地区の人々の移動手段割合のデータとの誤差を 1.2%以下で再現し、SAVs の台数を変えた複数のケースについて交通動態を分析した。その結果、約 14～32%の人々が SAVs に移行すること、そして、特に鉄道または自転車を用いて中距離の (2.0km～8.0km) 移動をしていた人々が SAVs に移行する確率が高いということが分かった。また、過度な SAVs の導入は、環境負荷が小さく健康増進が図れる徒歩や自転車移動をしていた人々を SAVs に移行させる可能性が確認され、SAVs の総車両数を適切な量に制限することが重要である可能性が示唆された。

Key Words: Agent-based traffic simulation, MATSim, Shared autonomous vehicles service, Tokyo

1. はじめに

(1) 背景

近年の自動運転技術の目覚ましい進展により、無人走行が可能となる Autonomous Vehicle (AV) は都市の交通形態を大きく変化させる可能性を秘めている。現在、多くの AV の利用形態が提案されているが、最も期待されているものが Shared Autonomous Vehicles service (SAVs) である。SAVs とは特定のコミュニティに属する人や住民全体で完全自動運転車両を共有利用する考え方である。運転の自動化によって移動したい人は誰でも、どこからでも安価に移動することができる。

SAVs はいくつかの企業で既に提供が始まっている。Alphabet 傘下で自動運転車両の開発・提供を行う Waymo は 2018 年に世界初の SAVs “Waymo One” をアリゾナ州のオースティンで行い、現在ではカリフォルニア州のサンフランシスコでもサービスを提供している¹⁾。また、2020 年には中国企業の Baidu も長沙、重慶、北京で自動運転タクシーサービス「ApolloGo」の運用を開始し、2021 年にはそれらの商用サービスを開始している²⁾。今後サービス提供者側の SAVs の競争はより一層過熱し、

SAVs がより一層社会に浸透していくと考えられる。

日本では SAVs の提供はされていないが、多くの実証実験が官民共創で進んでいる。近年では、2020年に茨城県境町で自動運転バスを用いた定常運行³⁾が行われ、全国各地で実用化に向けた動きが活発になっている。また、法整備も着々と進んでおり、国会では2022年4月に道路交通法の改正案が成立⁴⁾し、レベル 4 の走行が年内に解禁される見込みがある。これらより、技術と制度の両面で日本における SAVs の社会実装が現実味を帯びている。

しかし、SAVs が人の移動と交通に与える影響は不確実性が高く、様々な議論がなされている。Naranayan et al.⁵⁾によると、多くの研究で SAVs は移動主体と交通環境に大きく影響を与えると予測されている。具体的には SAVs は「駐車場面積」、「道路容量」、「移動料金」、「移動安全性」、「交通分担率」の 5 つの要素に影響を与える。SAVs は駐車場面積の減少、安価な移動料金、安全性の向上をさせることができると述べられているが、SAVs が与える道路容量と交通分担率への影響は不明確である。SAVs の普及によって車間距離の減少による道路容量の増加が期待されるが⁶⁾、SAV の台数の増加による影響を加味すると、結果的に道路容量を減少させると

結論付けた研究⁷⁾もあり、都市構造によって道路容量への影響は大きく異なる。また、SAVs が利用されることで交通分担率が変化することは不可避であるが、SAVs がどの程度利用されるのかに関しては国の交通構造や文化によって様々であると考えられる。各地域でどの程度需要され人々の移動形態にどのような変化をもたらすのかを予測していくことは重要である。

SAVs のような新たな交通手段の登場による社会への複雑な影響を予測する 1 つの手法として agent-based simulation (ABM) がある。ABM は需要予測で利用されるシミュレーションアプローチの一つであり、他のアプローチと比較して時間的・空間的データの細分化が可能のため、複雑な需給関係を評価することができる。

ABM を用いた都市部の需要予測研究は各国で盛んに行われている。Vosooghi et al.⁸⁾はフランスのルーアンを対象に分析を行い、公共交通、自家用車、徒歩の利用者が SAVs に移行し、SAVs の需要は全体の 3.2~13.4%ほどになることを示した。公共交通、自家用車、徒歩の利用者が SAVs の利用に切り替わることは多くの文献で言及されているが、公共交通の需要が高い地域を対象にした研究は限られている。Kamel⁹⁾は世界的に駅密度の高いパリでシミュレーションを行い、自家用車と徒歩利用者が SAVs に移行し、SAVs の移動手段割合は 3.8~5.3%となり、公共交通利用から SAVs への移行確率が低いことを示唆した。Simon et al.¹⁰⁾は公共バスと地下鉄が発達したシンガポールを対象とした分析を行い、シンガポールではバスと MRT を複合的に利用した人々が SAVs に移行し、SAVs の需要は全体の 5.8~18.8%になることを示唆した。

これら 3 つの研究から、公共交通が整った都市であっても、どのような交通手段を利用していた人が SAVs に移行するのか、またどの程度 SAVs に移行するかは都市構造によって大きく異なることが示唆される。先行研究とは異なる性質を持つ都市の分析を行うことは重要である。特に、先行研究では東京都のような電車網が充実し、利用率の高い都市を対象とした研究は行われていない。国土交通省¹¹⁾によると、東京都は地下鉄の輸送人員数が世界の都市でも突出した都市であり、先行研究の分析地域と比較しても異なる特徴を持つ都市である。また、先行研究は一日を通じた移動形態の変化に着目した研究であるため、特に移動が激しい朝の時間帯に焦点を当てた分析はできていない。また SAVs が利用される地域の特徴まで分析を行った詳細な研究はできていない。

(2) 研究目的

以上の背景から、本研究では、電車網が充実し利用率の高い東京都において 1 人乗りの SAVs が導入された際の朝の出勤行動の変化を ABM を用いて分析することを目的とする。分析対象地区は東京都の中心地区（後述）

とし、既存の通勤における移動需要の約 94.4%を占める徒歩、自転車、自家用車、電車を含めたシミュレーションを行う。本研究では、まず、対象地区における朝の通勤者の移動手段選択の現状を高い精度で再現できるシミュレータを構築した上で、SAVs の導入の影響に関して以下 3 つを明らかにすることが目的である。

- ・東京都中心地区の通勤移動において、SAVs の移動手段割合はどの程度になるか、また導入する SAV の総車両数は SAVs の移動手段割合にどのような影響を与えるか。
- ・どの移動手段から SAVs に移行するか。また SAVs を介した他の移動手段への移行が起こるか。
- ・SAVs への移行に地域差はあるか。またそれらの地域にはどのような特徴がみられるか。

具体的には、2017 年度の東京都市圏パーソントリップ調査 (PT 調査)¹²⁾の origin-destination 表(OD 表)を基にエージェントモデルを構築し、Open Street Map(OSM)のデータから東京都の道路情報を抽出する。最後にそれらを用いて交通シミュレーションソフトウェア“MATSim”¹³⁾でシミュレーションを行い、上記 3 点の評価を行う。本研究で用いる交通手段選択モデルのパラメータは PT 調査の結果を基に補正した。現実を再現したシナリオと SAVs を導入したシナリオを比較することで既存の移動手段から SAVs への利用者の移行を分析する。

2. 手法

(1) MATSim の概要

本研究のモデルは、マルチエージェント交通シミュレーションのオープンソフトウェアである MATSim を用いて構築した。加えて、東京都中心部における SAVs の導入の効果を検証するため、MATSim に SAVs を導入した Maciejewski et al.¹⁴⁾のモデルをベースとした。

MATSim のシステム概要を図 1 に示す。初めに、人（以下エージェント）、ネットワーク、SAVs について初期設定を行う。エージェントは交通シミュレーションを繰り返す中で自己最適化していくオブジェクトで、ネットワークはエージェントが移動するためのインフラストラクチャ全体である。次にエージェントは与えられたそれぞれのプランに従って交通シミュレーションが実施される。プランは 1 日の行動を表し、活動する場所、活動の種類、活動場所をつなぐ移動の出発時間、移動手段で構成される。移動は動的待ち行列モデルが用いられる。そのため、渋滞に代表されるエージェント同士の相互作用も表現される。交通シミュレーションが終わるとエージェントは実施したプランにより得られた効用を効用関数に従って算出する。最後に、実施したプランと過去に

実施したプランの結果をもとに、次のプランを選択し再度シミュレーションを行う。本研究はこの繰り返しを 200 回行う。



図-1 本研究における MATSim の繰り返し

表-1 プラン選択手法と内容

| 選択手法 | 内容 |
|------------|--|
| ロジットモデル選択 | 所有プランの中から効用の高いプランを確率的に選択。 |
| ランダム選択 | 所有プランを無作為に選択。 |
| 移動手段変更選択 | 所有プランを無作為に選択し移動手段を無作為に変化させたプランを作成し、そのプランを選択。 |
| 移動開始時間変更選択 | 所有プランを無作為に選択し移動開始を無作為に変化させたプランを作成し、そのプランを選択。 |

表 1 は本研究で用いた 4 つのプラン選択手法である。ロジットモデル選択とランダム選択は各エージェントが所有するプランからそれぞれの手法でプランを選択する。移動手段変更選択、移動開始時間変更選択は所有しているプランを基に新たなプランを作成し、そのプランを選択する。繰り返し回数が 160 回以下の場合、4 つの手法が確率的に選ばれ、160 回～190 回まではロジットモデル選択とランダム選択のみが選ばれ、最後の 10 回はロジットモデル選択のみが選ばれる。160 回以下の繰り返しは一定の確率で移動手段と移動開始時間を無作為に変化させることで最適なプランをエージェントに探索させる。残りの繰り返しは効用の高い手段が高い確率で選択されるようにすることで結果を収束させる。エージェントは初期で 8 個のプランを持ち、最大 10 個まで持つことができ、プランの所有数が 10 個を超えると、効用の低いプランが削除される。効用の高いプランのみが残っていくことで、エージェントは移動の最適化が行われる。

(2) ネットワーク生成

ネットワークはリンクとノードの集合で形成される。リンクの変数は接続ノード、長さ、制限速度、flow capacity (単位時間あたりのリンク間移動の最大車両数) である。シミュレーションの中ではエージェントはリンクを制限速度で常に走行する。エージェントがリンクの端点に着くと待ち行列の最後尾に追加される。エージェントは、待ち行列の先頭になり次のリンクへの進行が許

可されるまで端点に留まる。また、各リンクに入ることのできるエージェント数の上限はリンクの長さごとに決まっている。エージェントが移動したいリンクの数が上限の場合も次のリンクへ移動することができない。このようにして MATSim では車の渋滞を表現している。

本研究では、自家用車と SAVs が走行できる一般車両ネットワークと電車が走行する電車ネットワークを作成する。一般車両ネットワークのデータは、OSM から対象地域内の車両が走行可能な道路のみを抽出して作成し、リンク総数は 338652 個、ノード総数が 134112 個となった。リンクの各変数は OSM から取得できるリンク長、道路種類、車線数を用いて設定した。また、走行平均速度を現実の 18.8km/h¹¹⁾ と同様の状況にするために各リンクの flow capacity と制限速度を定数倍して調整した。

電車ネットワークは駅をノード、線路をリンクとするネットワークで、電車車両が走行することができる。初めに、国土交通省¹⁴⁾ から対象地域内の駅の位置情報を取得した。同じ駅名でも鉄道会社が異なることで位置情報が異なることがあるが、本研究では同じ駅名を持つ駅は同じ場所に位置するものと仮定した。次に、電車の乗換情報を提供する「駅探」¹⁵⁾ を用いて、対象地域を走行する平日の運行スケジュール情報を取得した。本研究は東京中心地区の朝の通勤の移動形態の変化を分析するため、運行スケジュールは始発から 10:30 までに出発するものを対象とし、新幹線などの通勤に利用される可能性が低い路線は除外した。最後に、駅の位置情報と運行スケジュールを基に Poletti et al.¹⁶⁾ を利用して電車ネットワークの作成を行った。各リンクの長さは駅間の直線距離とし、時間通りに電車が運行できるように制限速度を調整した。また電車には渋滞は起きないため、flow capacity は非常に大きな値に設定した。

(3) エージェント生成

エージェントは、交通シミュレーションを繰り返し行い自身の出勤行動を最適化していく主体である。本研究は、朝の出勤移動に着目した研究であるため、全てのエージェントは朝の自宅での活動、出勤、職場での活動、帰宅、夜の自宅での活動という 1 連の行動をとる。そこでエージェントを生成するためには自宅の場所、職場の場所、出勤と帰宅の出発時間、初期保有するプランの集合を決める必要がある。

各エージェントの自宅と職場の場所は 2017 年の PT 調査¹²⁾ の OD 表の中で OD 表の中で移動目的が出勤であるデータを基に設定した。OD 表には地域ごとに移動を開始した人数と到着した人数が記載される。本データでは対象地域を 88 地区に分割したデータを利用した。OD 表に従って自宅の地域を確率的に決定し、職場は自宅の地域を条件とした条件付き確率で決定した。最後に私たち

は決定した各地域から無作為な一点を取り出し、それぞれを自宅と職場の場所とした。

またエージェントの出勤の出発時間は国土交通省¹⁷⁾を参考に平均が 8:00、分散が 240 (1 単位 10 秒かつ、～6:00、10:30～は除く) の正規分布に従って割り当てた。また、帰宅の出発時間は 18:00 で、退勤時の移動は効用に影響を与えない。

エージェントが持つ初期保有プランは 8 つで、それぞれのプランは移動手段のみが異なる。SAVs が導入されないシナリオでは徒歩、自転車、自家用車で移動するプランをそれぞれ 1 つずつ持ち、電車移動によるプランを 5 つ持つ。SAVs が導入されるシナリオでは電車移動によるプランが 4 つで、SAVs で移動するプランが追加される。電車移動は駅までの移動と駅からの移動 (アクセス・イグレス) が必要で、本研究では徒歩と SAVs が利用できるように設定した。つまりアクセス・イグレスを含めて考慮すると、電車移動は全 4 通りの移動経路があるため、SAVs を導入するシナリオでは電車移動によるプランを 4 つ導入した。また、初期保有プランの数が全シナリオで同じにするため、SAVs を導入しないシナリオでは電車移動によるプランを 5 つにした。

最後に、移動目的が出勤、かつ対象地区内を出発地、目的地とする OD 表のデータ総数は 2,082,410 であった。本研究では私たちはエージェントを全体の約 10% である 200,000 人生成し分析を行った。

(4) 効用関数

効用関数はエージェントが実行したプランを評価する関数である。本研究では多くの先行研究でも利用される Charypar-Nagel scoring function¹⁸⁾ を用いた。式は①で表され、プランの効用 S_{plan} は、活動 q による効用 $S_{act,q}$ と移動による不効用 $S_{trav,m(q)}$ の総和によって決定される。

活動が与える効用 $S_{act,q}$ は活動時間が長いほど効用が高くなる。逆に、11:00 以前に出社できていない場合、遅刻とみなし遅れた時間だけ不効用が与えられる。活動 1 時間当たりの効用は円換算で 1000、遅刻による 1 時間あたりの不効用は -1500 と仮定する。

移動による効用関数は式②で表され、移動手段別に 2 つの式に分けられる。1 つ目は徒歩、自転車、自家用車を利用した移動の際に適用され、移動の効用は定数項 $C_{m(q)}$ と移動距離 $dist_q$ によって決定される。電車と SAVs を利用した移動の不効用は料金 $P_{m(q)}$ と待ち時間 wt_q 、移動時間 t_q 、アクセス・イグレス移動による不効用 $S_{trav,ac(q)}$ 、 $S_{trav,eg(q)}$ によって値が決定される。本研究ではカリブレーションをすることで各パラメータの値を設定した。カリブレーションの方法は Axhausen et al.¹²⁾ を参考にし、SAVs を導入しないシナリオと現実の移動

手段割合の乖離が無くなるように各パラメータを調整した。また、徒歩が短距離、自転車が中距離、自家用車が中・長距離の移動の際に利用されると考えられるため式④、⑤を条件とし、電車は待ち時間より車内の時間の方が不効用が高いと考えられるため、車内時間は待ち時間の 2 倍の不効用を与えるものとしてパラメータを設定した。パラメータの詳細は 3.1 で説明する。

$$S_{plan} = \sum_{q=0}^{N-1} S_{act,q} + \sum_{q=0}^{N-1} S_{trav,m(q)} \quad (1)$$

$$S_{trav,m(q)} = \begin{cases} C_{m(q)} + \beta_{m(q),d} * dist_q \\ m(q) = Train, SAVs \\ S_{trav,ac(q)} + P_{m(q)} + \beta_{m(q),t} * t_q \\ + \beta_{m(q),wt} * wt_q + S_{trav,eg(q)} \\ m(q) = walk, bike, car \end{cases} \quad (2)$$

$$\beta_{walk} < \beta_{bicycle} < \beta_{car} \quad (3)$$

$$C_{walk} > C_{bicycle} > C_{car} \quad (4)$$

(5) SAVs

本研究の SAVs は一人乗りの無人走行タクシーサービスで、電車移動の際のアクセス・イグレスの移動と呼出し地から職場までの直接移動で利用される。エージェントは任意の呼出し地点まで徒歩で向かい、到着したら SAV を呼ぶ。SAV が到着したらエージェントは乗車し目的地まで向かう。SAVs は呼出しされると利用可能な車両の中から配車アルゴリズムに従って一台の車両が選ばれる。選ばれた車両は呼出し地点まで向かい、エージェントを乗車させ、目的地へと向かう。

SAV はどの道路でもエージェントを乗降できるものと仮定した。また、いくつかの先行研究で SAVs の導入による交通の円滑化の効果を取り入れているが、Mena et al.⁹⁾ で交通の円滑化の実感を得るには SAVs の一定の普及率が必要であることが言及されているため、普及率が不確定な本研究では円滑化の効果は取り入れない。

SAVs は未だ存在しない移動手段のためパラメータを推定することは難しい。そこで、多くの研究で述べられている利用料金の値下げの効果を取り入れた。利用料金は式⑥で示される。655m 以下の移動で発生する料金は一律 150 円とし、それ以降の料金は移動距離 1km につき 80 円が加算される。先行研究では SAVs の料金は 1km 当たり 30～50 円程度となっているため⁵⁾、本研究の価格設定は保守的な設定と言える。保守的である上記の設定でさえ、現在のタクシーより著しく料金は低い。東京都のタクシーは 1052m 以下の移動で発生する料金は一律 420 円でそれを超えると 233m ごとに 80 円かかる仕様になっている。加えて、乗車時間の増加に対して料金が追

加されるため、SAVs は破格のサービスであるといえる。

$$P_{SAV} = \begin{cases} 150 & \text{if } dist \leq 655 \\ 100 + 0.08 * dist & \text{if } dist > 655 \end{cases} \quad (5)$$

また、式③のパラメータ $\beta_{SAVs,t}$ 、 $\beta_{SAVs,wt}$ はどちらも 0 とした。シミュレーション上、利用者は呼出し地点に到着してから呼出しを行う。しかし、SAVs の呼出しは既存のライドシェアサービスのようにならなくても、どこからでも呼び出しができることで、実際には待ち時間を作らないように行動を調整できると考えられる。そのため、待ち時間は不効用を与えない設定にした。また、乗車中に関しても移動中の自由度が高い移動手段と考えられていることから不効用は与えられないものとした。

配車ルールは Dischoff, et al.¹⁴⁾ のアルゴリズムを利用した。このアルゴリズムでは最大可能待ち時間内に配車できる車両の中から、車両総稼働時間が最も短くなる車両が配車される。このアルゴリズムは配車の最適化を行うものではないが、低い計算コストで良好な結果ができる。最大可能待ち時間は 20 分とし、乗車の際は 60 秒、降車の際は 120 秒間停車しなければいけないと仮定した。

また、SAVs は呼出しのない車両の利用可能性と効率性を高めるために、需要の高い地域へ移動させるリバランス機能を持つ。対象地域を 1km² のセルで分割し、それぞれのセルごとに車両の需給を計算する。SAVs は需要に対して車両の供給が不足する地域に、供給過多の地域から呼出しのない車両を向かわせる。

(6) その他設定とシナリオ

図 2 は本研究の対象地域と電車網である。板橋区、練馬区、北区、を除く東京 23 区が対象で、5 つ以上の路線が集合する駅を主要駅として表示した。また表 2 は対象地域を PT 調査で推奨されている 5 地域で分けた際のエージェントの出発人数とエージェントの到着人数、駅密度を示す。エリア 4 とエリア 5 が居住地として多く利用され、ビジネス街が集積するエリア 1 に向かって多くのエージェントが移動することがわかる。また、電車網はエリア 1 を中心に放射状に伸びている形態が特徴である。

エージェントの移動手段は SAVs, 自家用車, 徒歩, 自転車, 電車の 5 つで、経路選択はダイクストラ法で移動の不効用が最小となるように経路を選択する。不効用の値は直近 5 回の交通シミュレーションで得られる平均値を用いて計算される。電車は電車ネットワークを走行し、エージェントが利用する路線と車両は Swiss federal railways¹⁹⁾ で用いられるアルゴリズムに従って選択する。徒歩と自転車は直線距離に 1.3 倍を乗じた距離をそれぞれ 4.5km/h, 10.89km/h で移動すると仮定した。徒歩と自転車は渋滞の影響を受けない移動手段のため、先行研究でも利用されている上記の簡略化を行った。

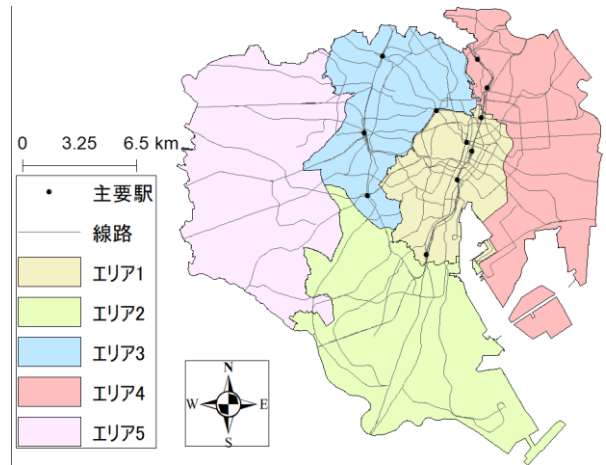


図-2 対象地区と電車網

表-2 地域別出発、到着人数

| 名称 | 出発人数 (人) | 到着人数 (人) | 駅密度 (個/k m ²) |
|-------|----------|----------|---------------------------|
| エリア 1 | 17,328 | 76,485 | 4.18 |
| エリア 2 | 47,380 | 30,379 | 0.97 |
| エリア 3 | 37,505 | 46,428 | 2.31 |
| エリア 4 | 37,5578 | 24,834 | 1.53 |
| エリア 5 | 56,615 | 20,702 | 0.83 |

最後に表 3 は本研究で実施する 5 つのシナリオである。s1 は SAVs を導入しないシナリオで、現実との比較を通じて行うカリブレーションのために実施する。s2~s5 は s1 で得られたパラメータを基に SAVs の導入数を変化させたシナリオである。SAV の初期配置はランダムに決定し、毎回の繰り返しごとに車両は初期配置に戻る。

表-3 実施シナリオと詳細

| シナリオ名 | 内容 |
|-------|---------------|
| s1 | 現実の再現 |
| s2 | SAVs5000 台導入 |
| s3 | SAVs10000 台導入 |
| s4 | SAVs15000 台導入 |
| s5 | SAVs20000 台導入 |

3. 結果

(1) SAVs 未導入シナリオで得られたパラメータ

本節ではカリブレーションを用いて得られた各パラメータの値について紹介する。表 4 はシナリオ s1 で得られた各パラメータの値である。自転車、自家用車利用における定数項は駐輪や駐車料金による不効用とその場所から目的地までの徒歩による不効用と考えられる。電車の料金は $P_{pt} = C_{pt} * Tr + \beta_{pt} * dist$ で表し、乗車回数 Tr と乗車距離 $dist$ (m) で構成される。電車の乗換が生じる度に C_{pt} が加算され、1km 当たり 15 円の料金が加算される。

表4 s1 で得られた各パラメータの値

| | 徒歩 | 自転車 | 自家用車 | 電車 |
|-----------|------|-------|--------|-------|
| C_q | 0 | -480 | -1680 | -130 |
| β_Q | -0.2 | -0.11 | -0.015 | -0.01 |
| wt_q | | | | -600 |
| t_q | | | | -1200 |

(2) SAVs 未導入シナリオの再現結果

本節では、シナリオ s1 におけるエージェントの移動状況が現実の移動状況をどの程度再現できているかを確認する。初めに PT 調査と s1 で得られた移動手段割合の比較を表 5 に示す。対象地区内では電車が最も利用され、割合は 70%を超える。次に自転車、徒歩が利用され、自家用車の利用が最も低い。s1 で得られた結果は現実の移動手段割合 (PT 調査) と比較してもかなり現実を再現したシミュレーションであるといえる。

表-5 PT 調査と s1 の移動手段割合 (%)

| | 電車 | 徒歩 | 自転車 | 自家用車 |
|-------|-------|-------|-------|------|
| PT 調査 | 72.53 | 11.34 | 12.11 | 4.03 |
| s1 | 72.49 | 12.50 | 11.29 | 3.72 |

次に私たちは対象地区を図 2 と同様の 5 地域に分け、それぞれの地域ごとの移動手段割合を分析した。図 3 が PT 調査と s1 で得られた各移動手段割合を 5 つの地域で分割し比較したものである。出発地域、到着地域別に移動手段割合を計算した。横軸を s1 で得られた移動手段割合、縦軸を PT 調査で得られた移動手段割合でプロットし、 $Y=X$ に近いほど再現率が高いといえる。図 3 から PT 調査と s1 で得られた値の差分の平均値は出発する地域で分ける方法では 2.6%、到着する地域で分ける方法では 1.7%となった。対象地区を 5 つの地域に分けても PT 調査で得られる結果の再現ができていることから、各パラメータの整合性が示された。加えて、s1 で得られた自家用車の平均速度は 19.8km/h となったため、東京都区部の平均速度である 18.8km/h と同等の道路状況の再現もできているといえる。

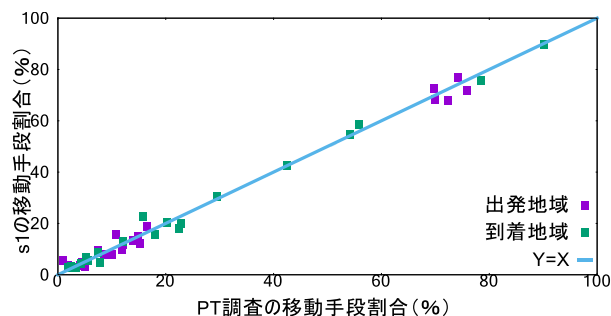


図-3 地域別 PT 調査と s1 の移動手段割合の比較

また、図 4 は移動距離別の移動手段割合である。2000m 以下の短距離移動は徒歩が多く利用され、2000~6000m 程度の中距離移動は自転車と電車が利用され、それ以降は電車と自家用車が利用された。移動距離別の移動手段割合は実データとの比較はできないが、徒歩が短距離移動で利用され、中距離は自転車と電車、長距離は電車と自家用車が利用されているという結果は現実から大きく外れない結果であるといえる。

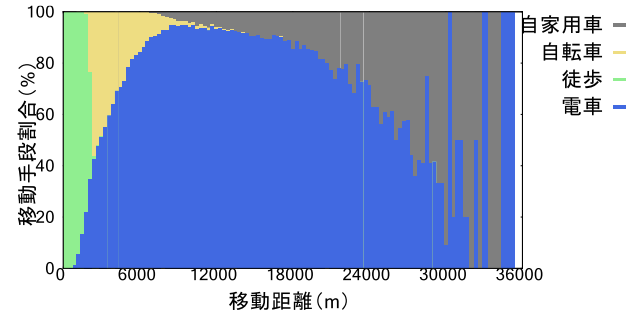


図-4 s1 における移動距離別移動手段割合 (%)

次に s1 における電車利用者のアクセス・イグレスの距離を分析した。アクセスの平均距離は 872m, イグレスの平均距離は 723m となった。総務省の調査²⁰⁾ から自宅から最寄り駅の駅舎出入口までの平均距離が 671m と算出され、差分は 201m となった。しかし、駅舎出入口から駅のホームまでの距離を考慮すると、s1 で得られたアクセスの平均距離は妥当であると考えられる。シナリオ s1 で得られたイグレスの平均距離は実データとの比較はできないが、職場は駅周辺の高層ビルに集積していることが多いことを考慮すると、現実より遠いように感じる。これは職場の選択が選択された地域の中から無作為の点を職場とする方法であったため誤差が生じたと考えられる。しかし、電車のアクセス・イグレスについてもある程度の再現ができていたといえる結果である。

(3) SAVs 導入による移動手段割合の変化と SAVs 利用

本節では SAVs が導入された時の移動手段割合の変化を紹介する。図 5 は s1~s5 における移動手段割合を示す。なお、電車移動のアクセス・イグレスに SAVs を利用した移動は電車移動にカウントされる。

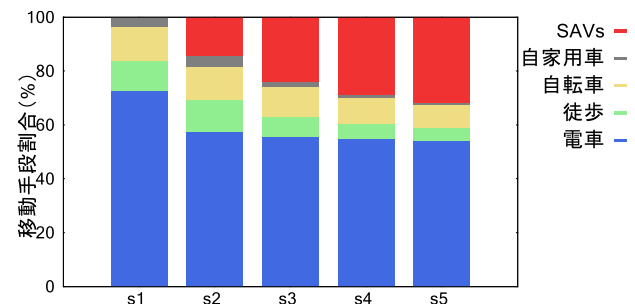


図-5 シナリオ別移動手段割合 (%)

図 5 から、導入する SAVs の総車両数が増加するほど SAVs の移動手段割合が増加する。ただし、移動手段割合の増加率は車両数の増加に従って低減する。本研究では掲載していないが、SAVs の総車両数が 25000 台のシミュレーションでは、SAVs の需要は約 33.4%であったため、SAVs の移動手段割合は 30 数%で頭打ちになると考えられる。

また、SAVs の総車両数が 5000 台までは車両数の増加に対して電車利用者の割合のみが減少するが、10000 台以上の車両数になると自家用車、徒歩、自転車利用割合が大きく減少する。これは SAVs の車両数を過度に増やすと自転車や徒歩の需要を奪ってしまうことを示す。自転車と徒歩は環境負荷の面と健康増進の観点から見ると優れた移動手段である。更に、東京都²¹⁾は自転車の活用を促進させるために空間整備などへ予算を投入している。SAV の台数制限が持続可能な移動環境の構築を破壊しないために必要になる可能性がある。また、「車両数が増加しても電車利用の減少は限定的である」という結果は都市部を対象とした先行研究で得られた「他の移動手段に比べて公共交通の需要割合が大幅に減少する」という結果とは異なる本研究特有の結果である。

SAVs の利用のされ方は導入する SAVs の総車両数によって異なる。表 6 は SAVs の総呼出し回数とアクセス・イグレスとして呼出しされた回数を示している。SAVs の車両数の違いに関係なく、全体の 30%程度がアクセス・イグレスとして利用される。ただし、台数が少ない s2, s3 のではイグレスの呼び出しが多く、s4, s5 のではアクセスの呼出しが多くなる。これは車両数が十分でない時は降車が多いエリア 1 のような中心地域に車両が相対的に集まる。車両が増えることでエリア 1 付近での需要に応えることができるため、イグレスの利用が促進される。逆に総車両数が多くなると、郊外地域にも車両を配分でき、アクセス需要に応えることができるようになるため、アクセスを目的とした利用が増加する。

表-6 SAVs 呼出し総回数と内訳

| | s2 | s3 | s4 | s5 |
|-----------|-------|-------|-------|-------|
| 総呼出し(回) | 41703 | 68696 | 82931 | 91317 |
| アクセス利用(回) | 3394 | 8937 | 13469 | 15656 |
| イグレス利用(回) | 9338 | 11218 | 11420 | 11912 |

SAVs の導入はアクセス・イグレス移動の範囲にも影響を与える。s5 のアクセスにおける SAVs の利用の平均移動距離は 2281m、イグレスにおける SAVs の利用時は 2285m であった。これは 3-2 で述べた徒歩のアクセス・イグレスの平均移動距離の 2.61 倍、3.16 倍である。この結果は SAVs を利用することで徒歩より広範囲の駅を考慮した移動が行われるようになることを示している。

(4) SAVs 導入による移動手段の移行

本節では SAVs の導入による各エージェントの移動手段の移行結果について確認する。表 7, 8 は s2 と s5 の SAVs 導入による移動手段ごとの移行割合である。私たちは s1 で得られた各エージェントの移動手段と s2, s5 におけるエージェントの移動手段を用いて移行を算出した。また、表 9 はシナリオ別の SAVs の平均待ち時間と呼出し拒否率を示している。呼出し拒否率は全 200 回の交通シミュレーションにおける平均値である。

表-7 s2 における移動手段の移行割合 (%)

| | 電車 | 徒歩 | 自転車 | 自家用車 | SAVs |
|------|------|------|------|------|------|
| 電車 | 76.9 | 0.9 | 5.2 | 2.8 | 14.2 |
| 徒歩 | 0.4 | 93.2 | 0.8 | 0.0 | 5.6 |
| 自転車 | 3.1 | 1.3 | 68.8 | 0.2 | 26.7 |
| 自家用車 | 33.3 | 0.0 | 4.5 | 49.0 | 13.3 |

表-8 s5 における移動手段の移行割合 (%)

| | 電車 | 徒歩 | 自転車 | 自家用車 | SAVs |
|------|------|------|------|------|------|
| 電車 | 71.9 | 0.4 | 2.1 | 0.3 | 25.2 |
| 徒歩 | 0.2 | 66.0 | 0.3 | 0.0 | 33.5 |
| 自転車 | 2.2 | 0.7 | 24.9 | 0.0 | 72.2 |
| 自家用車 | 46.3 | 0.0 | 4.8 | 14.8 | 34.0 |

表-9 シナリオ別 SAVs 平均待ち時間と拒否率

| | s2 | s3 | s4 | s5 |
|------------|------|-----|-----|-----|
| 平均待ち時間(秒) | 537 | 425 | 334 | 269 |
| 呼出し拒否率 (%) | 10.1 | 4.2 | 2.2 | 1.4 |

表 7, 8 から自転車利用者が SAVs に移行しやすいことがわかる。車両数が 20000 台であるシナリオ s5 の時は自転車利用者の 72%が SAVs に移行する。徒歩利用者も車両数の増加に比例して SAVs への移行が進む。この現象は台数の増加による待ち時間の減少と、呼出しの拒否率が下がったことで起きる。待ち時間はシナリオ s2 では約 9 分の待ち時間がかかるが、シナリオ s5 では約 4 分半となり利便性の高まる。また、車両数の増加により、呼出し拒否率は 10.1%から 1.4%にまで減少した。拒否率の低下により SAVs を利用するプランが高い確率でエージェントの保有プランに残るようになり、結果として SAVs への移行を促進していると考えられる。

一方、電車利用者から SAVs への移行率は限定的である。車両数が少ない s2 では 14.19% が SAVs に移行し自転車に次いで移行率が高い。しかし車両数の多い s5 では移行率は 25.21% と他の移動手段よりも移行率が低い。このことから電車利用から SAVs への移行は総車両数の影響を受けづらいと言える。

また、自家用車を利用して移動していた人々は SAVs と電車による移動の 2 種類に分かれて移行した。SAVs の利用によって駐車料金が不必要になるため、自家用車を利用して 34% が SAVs に移行した。またアクセス・イグレスを SAVs にすることで効率的な電車利用が可能になり、s5 では 46.34% が電車へ移行した。

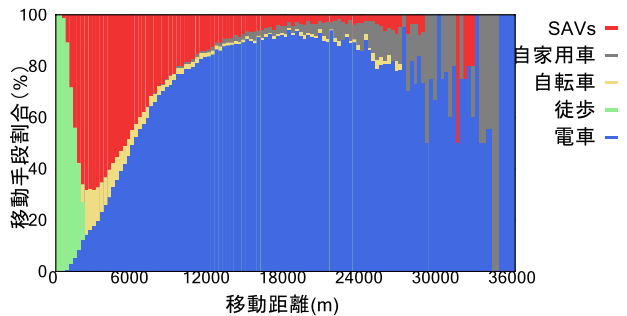


図-6 s5における移動距離別移動手段割合 (%)

次に移動距離と SAVs への移行の関係について確認する。図 6 は s5 における移動距離別の移動手段割合である。自転車の需要が高い 2000~8000m を中心として SAVs が利用されている。車両数の増加に従い以下 4 つの移動を行っていたエージェントが SAVs に移行する。
 ①移動距離の長い徒歩、②自転車利用、③移動距離の短い電車利用、④移動距離の短い自家用車利用。逆に、車両数の増加に従い、自家用車による長距離移動をしていた人々が電車移動に移行した。これは自家用車利用者がアクセス・イグレスを SAVs で移動することで電車利用に移行した結果である。

(5) SAVs 導入による移動手段の移行

本節では SAVs の需要と地域性の関係を紹介する。図 7, 図 8 はシナリオ s5 において対象地区を 5 地域に分けた際の、「各地域から出発するエージェント」と「各地域へ到着するエージェント」の移動手段割合である。地域の分け方は図 2 と同様のものとし、それぞれのグラフの左横に SAVs を導入しないシナリオ s1 の移動手段割合を挿入し、s5 と比較できる形で示した。

初めに移動手段割合の変化をエージェントの出発地別で分けた際の結果を確認する。図 7 より、出発地域別の SAVs の移動手段割合は 29~41% で、鉄道が密集しているエリア 1 の SAVs 利用割合が高い。利用割合が高くなる 1 つの要因として SAVs の待ち時間が短いことが挙げ

られる。図 9 はシナリオ s5 における 1k m² で分割した地域ごとの平均待ち時間を示している。エリア 1 は出勤して来る人々が多いため SAVs の車両が集まり、結果として待ち時間が短くなる。よってエリア 1 から出発する人々は待ち時間が少なく SAVs を利用できるため需要が高くなったと考えられる。

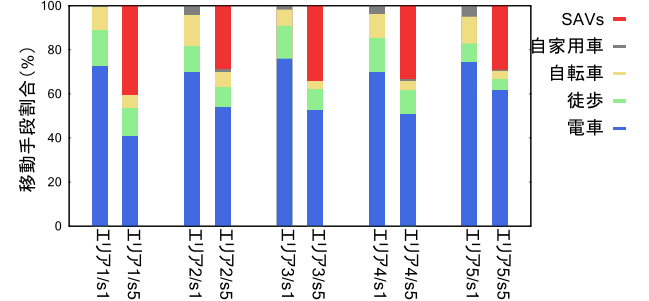


図-7 出発地別の s1 と s5 の移動手段割合の比較

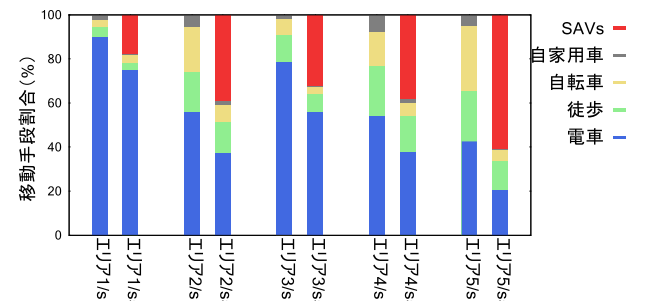


図-8 到着地別の s1 と s5 の移動手段割合の比較

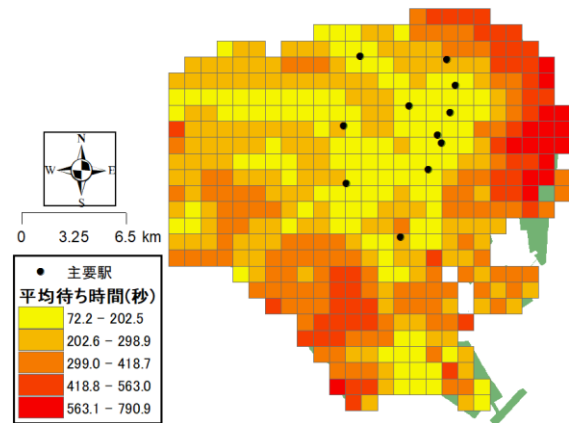


図-9 シナリオ 5 における地域別平均待ち時間

エリア 1 には車両が自然発生的に集まるため、エリア 1 への車両数を制限することは効率的な SAVs の運用に寄与する可能性がこの結果から考えられる。車両の制限が SAVs の運用に寄与すると考えられる理由は 2 つある。1 つは渋滞の発生を減らせる点である。SAVs は限られた車両数でエリア 1 の需要に対応するため、車両が過度に集中した状況よりは渋滞を減らして運行できると考えられる。もう 1 つは周辺地域のサービスの質を向上させることができることである。エリア 1 への車両が規制され

ることで、他地域に車両が分散する。そうすることで周辺地域の待ち時間が短縮でき、より多くの人々が利用できるようになる。

エリア 5 で SAVs が利用される理由は電車網の密度が低く、一方向性の線路しかないためである。エリア 5 の駅密度は 0.83 個/ $k m^2$ と平均より低く、東西に延びる線路が多く南北に延びる線路が少ない。このため、電車を利用し南北を移動するエージェントはハブとなるエリア 3 の駅で乗換をして移動するしか方法がない。そのため、電車より直線的に移動できる SAVs が利用されるようになったと考えられる。これは多方向から多くの路線が集まるハブ駅が集中しているエリア 1 とエリア 3 における SAVs への移行が低いことからわかる。また、エリア 5 は自転車と徒歩による移動割合が元々高かったため、他地域より多くの人々が SAVs に移行していることも 1 つの要因と考えられる。

4. 結論と今後の課題

本研究は電車利用が盛んな東京中心部において SAVs の導入が与える出勤時の移動形態の変化についてエージェントベースシミュレーションを用いて分析し、以下 3 つの結果を得た。

- SAVs の総車両数に対して SAVs の需要は大きくなるが、総車両数が増加するにつれて増加率は低減する。SAVs の総車両数を 5000 台導入で 14%、20000 台の導入で 32% の人々が SAVs を移動手段にする。
- 自転車利用者、または 2000~8000m 程度を移動する人々が SAVs に移行する割合が高い。一方、自家用車を利用していた人々は、短距離移動ならば SAVs、長距離移動であれば電車に移行する。また SAVs の台数を過度に増やすと自転車、徒歩の需要を奪ってしまう。
- 多くの人々が集まる中心地域から出発する人々は SAVs へ移行しやすく、中心部を目的地とする人々は SAVs へ移行しない。また、単一方向の路線が多い地域かつ、駅密度の低い地域を目的地とする人々は SAVs へ移行する。

本地域を対象とした SAV の需要予測研究は本研究が初めてであり、私たちは今後の SAVs 導入による社会への影響を定量的に研究した研究の 1 つとして利用されることを期待したい。また、私たちは電車利用が盛んな地区において、SAVs 利用が高い地域と低い地域の特徴について初めて言及している。加えて、都市部において電車の利用割合の減少が限定的で徒歩、自転車の利用割合が大きく減少する現象は本地域が初めてであるため、今後は本現象のメカニズムの解明が必要となる。さらに、SAVs の総車両数を制限することの必要性が示唆された。

総車両数の過度に増やすと、環境負荷が低く健康増進を促すことができる移動手段である徒歩と自転車の利用を著しく減少させる。今後は東京都における都市計画に沿った交通分担率を考え、それに伴った規制の可否について議論することが重要である。

最後に本研究の限界と今後の課題について整理する。

第一に移動手段選択モデルの推定を行えていないことが挙げられる。本研究ではカリブレーションを用いたパラメータ設定を行った。カリブレーションによって再現性の高さを示したが、恣意的な判断が生じるため、パラメータの客観性に欠ける。また、それぞれの移動手段割合が現実と一致していることは各パラメータの関係が相対的に一致している可能性が高いことを示しているだけで、パラメータの値が絶対的に合致していることを示していない。そのため、今後の研究では客観性を保証した需要予測を行うために、詳細な PT 調査を用いた移動手段選択モデルの推定を行うことが必要である。

第二に 1 日を通した分析を行えていないことが挙げられる。今回は出勤時のみの行動を再現したため、部分的な研究に留まった。1 日を通した分析を行うことで、時間帯別、利用者別の SAVs の影響を知り、より都市交通への全体的な評価ができるようになると思われる。

謝辞: 本研究は、科学技術融合振興財団 (FOST) 2021 年度補助金助成「自動運転車両による配車サービスの普及が与える東京中心部の都市交通形態への影響の分析～マルチエージェント型交通シミュレータ“MATSim”を用いて～」(研究代表者: 石橋 裕) の成果によるものである。また、本研究は JSPS 科研費 21H00694, 20H01478 の助成を受けたものです。This work was supported by JSPS KAKENHI 21H00694, 20H01478.

REFERENCES

- 1) Waymo : Waymo one, <https://waymo.com/waymo-one/> (最終アクセス 2022 年 7 月)
- 2) 百度 : Apollo-自動運転, 智能汽车, 智能交通解决方案, <https://www.apollo.auto/> (最終アクセス 2022 年 9 月)
- 3) 境町観光協会 : 自動運転バス【NAVYA ARMA】, <https://www.sakaimachi.jp/jidou-about.html>, (最終アクセス 2022 年 9 月)
- 4) 参議院 : 道路交通法の一部を改正する法律案, <https://www.sangiin.go.jp/japanese/joho1/kou-sei/gian/208/meisai/m208080208052.htm>, (最終アクセス 2022 年 9 月)
- 5) Narayanan, Santhanakrishnan, Emmanouil Chaniotakis, and Constantinos Antoniou. "Shared autonomous vehicle services: A comprehensive review." *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 111 (2020): 255-293.
- 6) Tientrakool, Patcharinee, Ya-Chi Ho, and Nich-olas F.

- Maxemchuk. "Highway capacity bene-fits from using vehicle-to-vehicle communication and sensors for collision avoidance." 2011 IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Fall). IEEE, 2011.
- 7) Mena-Oreja, Jesús, Javier Gozalvez, and Miguel Sepulcre. "Effect of the configuration of platooning maneuvers on the traffic flow under mixed traffic scenarios." 2018 IEEE Vehicular Networking Conference (VNC). IEEE, 2018.
 - 8) Vosooghi, Reza, et al. "Robo-Taxi service fleet sizing: assessing the impact of user trust and willingness-to-use." *Transportation* 46.6 (2019): 1997-2015.
 - 9) Kamel, Joseph, et al. "Exploring the impact of user preferences on shared autonomous vehicle modal split: A multi-agent simulation approach." *Transportation Research Procedia* 37 (2019): 115-122.
 - 10) Oh, Simon, et al. "Assessing the impacts of automated mobility-on-demand through agent-based simulation: A study of Singapore." *Transportation Research Part A: Policy and Practice* 138 (2020): 367-388.
 - 11) 東京の総合的な交通政策のあり方検討会：世界一の都市にふさわしい利用者本位の交通体系を目指して, https://www.toshiseibi.metro.tokyo.lg.jp/kiban/kotsu_seisaku/pdf/matome-honpen.pdf?1501 (最終アクセス 2022 年 5 月)
 - 12) 東京都市圏交通計画協議会：第 6 回東京都市圏パーソントリップ調査 https://www.tokyo-pt.jp/data/01_02 (2021 年 7 月)
 - 13) W Axhausen, Kay, Andreas Horni, and Kai Nagel. *The multi-agent transport simulation MATSim*. Ubiquity Press, 2016.
 - 14) Bischoff, Joschka, Michal Maciejewski, and Kai Nagel. "City-wide shared taxis: A simulation study in Berlin." 2017 IEEE 20th international conference on intelligent transportation systems (ITSC). IEEE, 2017.
 - 15) 駅探：乗り換え案内・時刻表, <https://ekitan.com/> (最終アクセス 2021 年 7 月)
 - 16) Poletti, Flavio, et al. "Public transit route mapping for large-scale multimodal networks." *ISPRS International Journal of Geo-Information* 6.9 (2017): 268.
 - 17) 国土交通省：就業開始時間と通勤行動の関連性についての分析, <https://www.mlit.go.jp/common/001001540.pdf> (最終アクセス 2021 年 9 月)
 - 18) Nagel, K, Kickhofer, B, Horni, A and Charypar, D. 2016. A Closer Look at Scoring. In: Horni, A, Nagel, K and Axhausen, K W. (eds.) *The Multi-Agent Transport Simulation MATSim*, Pp. 23–34. London: Ubiquity Press. DOI: <http://dx.doi.org/10.5334/baw.3>. License: CC-BY 4.0
 - 19) Métrailler, D. and Lieberherr, J. (2018). Adding realism and efficiency to public transportation in MATSim. page 22.
 - 20) 総務省：住宅・土地統計調査平成 30 年住宅・土地統計調査住宅の構造等に関する集計全国・都道府県・市区町村, <https://www.e-stat.go.jp/dbview?sid=0003407851> (最終アクセス 2022 年 9 月)
 - 21) 東京都：東京都予算案の概要令和 4 年 2 月 https://www.zaimu.metro.tokyo.lg.jp/syukei1/zaisei/20220128_reiwa4nendo_tokyo-toyosanangaiyou/4yosanangaiyou.pdf (最終アクセス 2022 年 8 月)

Impact of the Shared autonomous vehicle using MATSim on transportation in central Tokyo

Yutaka ISHIBASHI and Eizo Akiyama

A "shared autonomous vehicle service" (SAV) has the potential to have a transformative impact on future urban transportation. In this study, we analyze the qualitative and quantitative effects of the introduction of SAVs to commuters traveling in a central Tokyo district with a well-developed rail network using the agent-based transportation simulator "MATSim". We initially built a simulator that reproduced data on the modal splits in the area, with a margin of error of less than 1.2%. Then we used this simulator to analyze the influence of urban transportation for the case with SAVs. The results demonstrated that approximately 14%–32% of the population would shift to SAVs, and those who traveled 2.0 to 8.0 km by train or bicycle were likely to shift to SAVs. The results also confirmed that if the total number of SAVs is increased too much, it is possible that people who used to walk or cycle, that is, those using modes of transportation that have a smaller environmental impact and improve health, will shift to SAVs. This suggests that it is important to limit the total number of SAVs to an appropriate amount from the perspective of environmental and health."