

# トリップチェーンを考慮した移動需要複製と複製データを用いた自動運転サービスの影響分析

上条 陽<sup>1</sup>・パラディ ジアンカルロス<sup>2</sup>・高見 淳史<sup>3</sup>・原田 昇<sup>4</sup>

<sup>1</sup>学生会員 東京大学大学院修士課程 工学系研究科都市工学専攻 (〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)  
E-mail:kamijo@ut.t.u-tokyo.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 東京大学大学院助教 工学系研究科都市工学専攻 (〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)  
E-mail:gtroncoso@ut.t.u-tokyo.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 東京大学大学院准教授 工学系研究科都市工学専攻 (〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)  
E-mail:takami@ut.t.u-tokyo.ac.jp

<sup>4</sup>正会員 東京大学大学院教授 工学系研究科都市工学専攻 (〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)  
E-mail:nhara@ut.t.u-tokyo.ac.jp

本研究では、相乗り型自動運転サービスが都市交通に与える影響について、サンプル率の異なる移動需要をインプットした場合の差異を分析した。具体的には、平成27・28年度群馬県パーソントリップ調査、平成27年国勢調査、住宅地図データベースである2016年度 Zmap TOWN II、2016年度法人版テレポイントデータを主に用いて現況移動需要の再現を行い、サンプル率2.28%とサンプル率100%のエージェント数でのエージェントベースシミュレーションを行った。その結果、サンプル率100%では、相乗りによるVKT削減、車両台数の削減効果が強まり、デメリットである空走距離が削減され、利便性についても待ち時間短縮が確認され、需要応答型交通手段の短所を抑える影響も明らかとなった。

**Key Words:** *population synthesis, destination choice model, agent-based simulation, ride sharing, autonomous vehicle*

## 1. はじめに

### (1) 研究の背景

近年、見知らぬ人が一緒に乗車して割り勘で運賃を払う相乗り型デマンド交通手段の検討や運用が国内外で行われており注目を浴びている。海外では、TNC (Transportation Network Company) による uberPool, Lyft Line, DiDi Express などが広く運用されており、国内においては、相乗りタクシーとして昨年より実証実験が行われ、政府によって相乗りタクシーに纏わる法律上の規定やルール整備が検討されている<sup>1)</sup>。

上記の TNC による相乗り型デマンド交通手段の影響は、相乗りでない運送と区別されずに分析されることが多い。道路混雑の悪化と平均旅行速度の低下が生じる<sup>2)</sup>、公共交通、徒歩、自転車からの転換を考慮すれば TNC の担うトリップの半分を uberPool や Lyft Line といった相乗りオプションを用いたところで走行台キロ (VKT: Vehicle-Kilometers Traveled) は増加する<sup>3)</sup>といったネガティブな影響がアメリカの大都市においては議論されている。

一方で、日本における相乗りタクシー、自家用有償旅客運送サービスの規制緩和は、地方において運転手不足が進む中、限られたタクシーを効率よく活用することや、既存の公共交通事業者によるサービス提供が困難な場合に自家用車による輸送を活用することといった狙いがある。そのような地方都市においては、道路が比較的空いており道路混雑が問題になりにくいという、元来マイカー頼りの生活を送っている人々が多く従来の自治体によって維持されたバスなどの交通手段の代替として摩擦が生じないケースも多いことが考えられる。

また、自動運転技術については、官民 ITS 構想・ロードマップ 2019<sup>4)</sup>にて2020年までにSAEレベル4のサービスの限定地域(過疎地等)での実現を期待すると示されたように、効率的な配車を実現するためのタクシー配車に関わるITインフラと合わせて開発が続けられている。中山間地域における自動運転サービス実証実験も日本各地で行われており、交通不便の解消という観点からの相乗りや自動運転へのアプローチが検討されている。

上条ら<sup>5)</sup>は前述の状況に該当する地方都市である群馬県北部を対象地域とし、自動運転車 (Autonomous Vehicle,

以下「AV」)が相乗り型デマンド交通手段を含む様々な形態で運用された場合の都市交通への影響を、エージェントベースシミュレーション・MATSIMを用いて分析した。しかし、シミュレーションはパーソントリップ(以下「PT」)調査の生データのためのサンプル率約2%で行われたものであった。移動需要の密度と時空間近接性によって相乗り型デマンド交通の経路やマッチングの効率性が変化することを鑑みると、現況移動需要を再現したデータでのシミュレーションが必要である。

エージェントベースシミュレーションのための現況移動需要の再現(人口複製)に関しては、スイス全域を対象としたBösch et al.<sup>6)</sup>、ポルトガルのリスボンを対象としたViegas et al.<sup>7)</sup>、フランスのパリを対象としたHörl et al.<sup>8)</sup>などの既往研究がある。これらの複製は各国・各地域のPT調査にあたるデータを元に行っている点は共通しているものの、他は異なるデータやモデルが用いられている。うちViegas et al.とHörl et al.ではトリップチェーンが考慮されていない点で整合性に乏しい。また、複製結果の検証は行われていないか不十分であり、サンプル率の違いによるシミュレーション結果への影響についても分析はされていない。

## (2) 研究の目的

以上の背景から、本研究では、各種データに基づく人

口複製を行うとともに、サンプル率の異なるインプットデータがAVによる相乗り型デマンド交通手段を対象とするエージェントベースシミュレーションの結果に与える影響を明らかにすることを目的とする。

具体的には、まず平成27・28年度群馬県PT調査、平成27年度国勢調査、住宅地図データベースである2016年度Zmap TOWN II、2016年度法人版テレポイントデータなどのデータを用いて人口複製を行う。その後、人口複製後の(サンプル率100%)移動データと、そこから約2%の小サンプルを抽出したデータとで、複数の相乗り型AV普及シナリオを対象にエージェントベースシミュレーションを実行し、シナリオとサンプル率の違いが結果にもたらす影響を明らかにする。なお、以降では相乗り型デマンド交通手段でかつAVである交通手段をライドシェアAVと呼ぶ。

## 2. 人口複製

### (1) 対象地域と地域分類

対象地域は群馬県北部の沼田市と利根郡周辺である。

図-1に示す4次メッシュの集合であり、面積は約933km<sup>2</sup>である。人口複製の一部のマッチングとトリップ分布の検証にあたって、対象地域内の市町村境と道路ネットワ

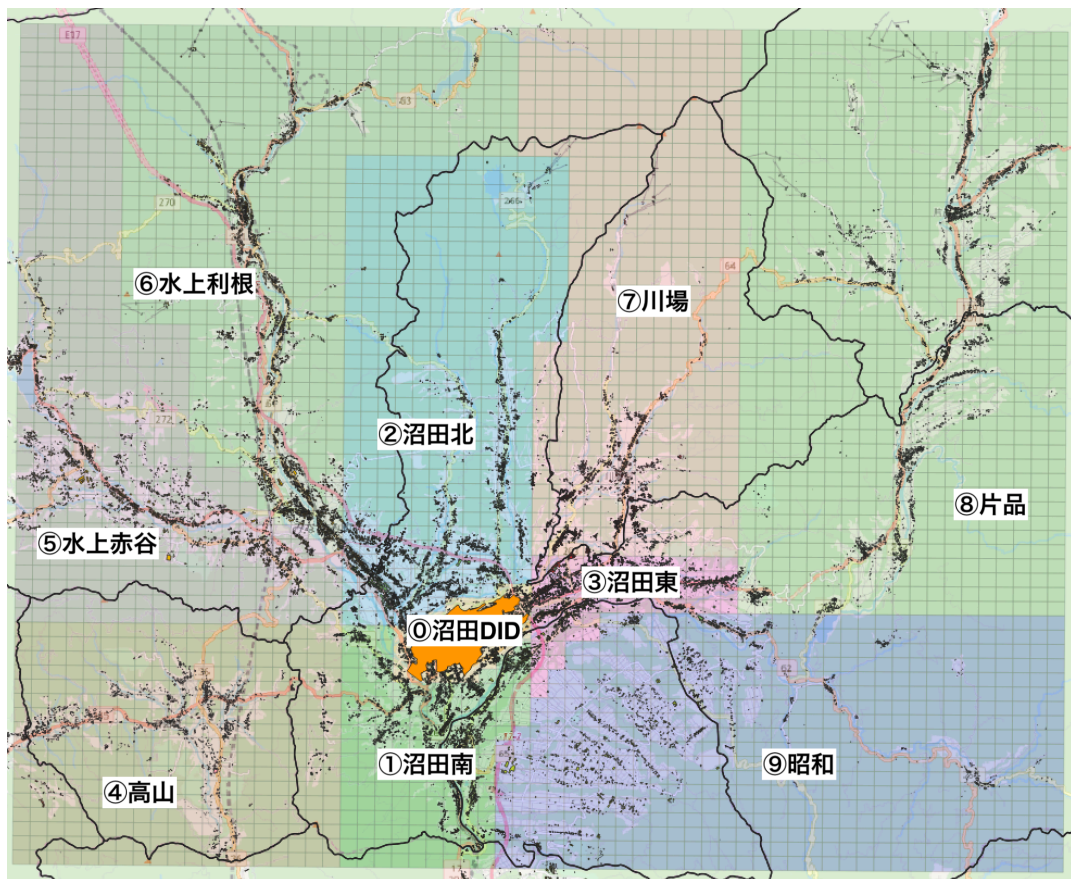


図-1 対象地域の地区分類

ークを考慮して図-1 の 10 地区に対象地域を分類した。図-1 のオレンジ色の範囲は人口集中地区である。なお、以下では地区①～③をまとめて沼田地域、その他の 6 地区をまとめて縁辺地域とも称する。

人口複製の流れは、(2)世帯の複製、(3)個人属性とアクティビティパターンの付与、(4)各目的地座標の設定に大別される。次節以降で順に説明する。

**(2) 世帯の複製**

世帯の複製においては、国勢調査による 500m メッシュ単位の世帯人員別一般世帯数と性・年齢階級別人口（年齢階級は 14 歳以下、15-64 歳、65 歳以上の 3 階級）を周辺分布とし、これらに合うよう複製した。各世帯人員の性・年齢階級は、PT データにおける対象地域内の世帯票の各世帯人員の性・年齢階級を用いて、世帯人員数の等しい世帯票データを無作為に割り付けた。なお、割り付け時にメッシュ内の性・年齢階級別人口と矛盾しないような制限をつけた。この時点で対象地域内の一般世帯人数は 83,120 人、一般世帯数は 32,219 世帯である。

4 次メッシュ内での世帯の居住座標は次のように与えた。まず、Zmap TOWN II の建物データのうち、事業所を除く一般建物が住宅に相当するとした。建築面積が 40㎡未満の建物を除いた棟数は 56,971 棟である。次に、平成 25 年住宅・土地統計調査における群馬県の 1 住宅当たり（平均）延べ面積が 109.89㎡であることから、各建物の建築面積と階数の積を 109.89㎡で割った商を、当該建物に入居可能な世帯数の枠とした。ただし、商が 0 であっても最低 1 枠は与えた。その結果、対象地域内に計 69,548 枠の世帯入居可能枠が生成された。その上で、4 次メッシュ内で各世帯に原則として重複なしで世帯入居枠をランダムに割り振った（ただし、一般世帯数が世帯入居枠を超えていた場合は重複を許した）。

また、世帯属性として自転車保有有無と自家用車保有有無を付与した。この際、PT データの対象地域内居住サンプルの実態に基づき、自転車保有と自家用車保有は独立かつランダムに与えた。なお、自家用車保有世帯の割合は 97.5%と非常に高かったことからこれを全域に適用し、自転車に関しては沼田地域か縁辺地域かで保有割合に差が見られた（それぞれ 71%、62%）ことから、この地域分類ごとの割合を適用した。

**(3) 個人属性とアクティビティパターンの付与**

群馬 PT の対象が 5 歳以上であることに準じ、各一般世帯の 5 歳以上の世帯構成員を 1 つのエージェントとする。しかし、4 次メッシュ人口データは 0~14 歳でまとめられており、0~4 歳人口のデータが入手できなかったため、沼田市の 14 歳以下人口に占める 4 歳以下人口の割合を用いて、14 歳以下のエージェントを減じた。

また、対象地域内に居住するサンプルの性・年齢階級、居住地が沼田地域か否か、世帯の自転車保有有無の 3 属性の分類をした上でそれぞれの非外出の割合に応じてエージェントを減じた。この時点で 5 歳以上外出口は 64,995 人となり、この人数のエージェントを用いたシミュレーションがサンプル率 100%のシミュレーションとなる。

各エージェントに対して、性・年齢階級、居住地が沼田地域か否か、世帯の自転車保有有無の一致する群馬 PT の 1 人分の生データをランダムにマッチングした。その際に割り振られた属性は、運転免許の有無、年齢、全トリップの OD 座標を除く情報（トリップとアクティビティ数、各トリップ目的、各トリップとアクティビティの開始時刻、各トリップ利用交通手段）である。

**(4) 各目的地座標の設定**

トリップの目的地は表-1 のように 5 分類に分けた。「買い物・レジャー目的地」と「その他目的地」は、トリップ数のバランスや平均トリップ長の傾向に差があったことを勘案して分けた。

表-1 目的地分類と PT 着目的の対応関係

PTにおける着目的カテゴリー区分	目的地分類
1. 勤務先へ（帰社を含む）	勤務先
2. 通学先へ（帰校を含む）	通学先
3. 自宅へ	自宅
4. 買物へ	買い物・レジャー目的地
5. 食事・社交・娯楽へ（日常生活圏内）	
6. 観光・行楽・レジャーへ	その他目的地
7. 通院	
8. その他の私用へ（塾・習い事など）	
9. 送迎	
10. 販売・配達・仕入・購入先へ	
11. 打合せ・会議・集金・往診へ	
12. 作業・修理へ	
13. 農林漁業作業へ	
14. その他の業務へ	

**a) 通学先**

まず、通学先目的地を割り振る。14 歳以下のエージェントの通学先は、年齢に基づいて小学校または中学校を自宅メッシュの属する学区に従って一意に定めた。

高校生と対象地域内に存在する短大・専門学校の学生の通学先については、PT 調査で観測されたトリップ数が少なかったため、それぞれ「自宅から n 番目に近い学

校に通っている学生が何割いるか」の分布（観測値）に応じて確率的に割り当てた。

**b) 通勤先**

勤務先については、まず、交通手段と目的地の同時選択を扱うネスティッドロジット（以下「NL」）モデルに基づき勤務先 4 次メッシュを確率的に定めた。

モデルの推定に先立って、多数のメッシュの中から目的地の選択肢集合を決定する必要がある。本研究においては、Ben-Akiva et al.<sup>9)</sup>が整理したサンプリング方法のうち、魅力度と距離抵抗を用いた重力モデルに基づく Importance Sampling を行った。具体的には、式(1)で与えられる値を重みとして、各メッシュのサンプリング確率を算出した。

$$\tilde{M}_i e^{-\alpha d_{in}} \tag{1}$$

ここに、 $\tilde{M}_i$ はメッシュ  $i$  の法人版テレポイントデータにおけるテレポイント数、 $\alpha$ は PT データにおける自宅座標と勤務先座標間の自動車推定所要時間の平均を  $\bar{d}$  とした際の  $2/\bar{d}$  である。 $d_{in}$ は自宅  $n$  の座標とメッシュ  $i$  内のテレポイント群の重心間の自動車推定所要時間である。

なお、本節における自動車推定所要時間は、Zmap TOWN II で一般建物の存在する 181 個の 2 倍メッシュ間の直線距離 1km あたり所要時間マトリックスを元に計算した。そのマトリックスは、各 2 倍メッシュ中心座標間の Google の Distance Matrix API における自動車所要時間をもとに作成した。以上に従い、 $\bar{d}$  の値は 757.6 秒と計算された。徒歩・自転車推定所要時間は、直線距離の 1.25 倍の距離をそれぞれ徒歩は時速 4.5km、自転車は時速 10km で移動するとし、MATSim シミュレーションにおける徒歩・自転車所要時間も同様に設定をした。

なお、サンプリングは重複ありのドロー数 20 回で行い、サンプリング確率と抽出回数、PT データにおける選択確率に基づく、サンプリング確率の偏りを補正する補正項を以降の目的地選択モデルにて適用する。

目的地選択を 500m メッシュ単位での選択にしたため、メッシュ内の全業種のテレポイント施設数の対数値を規模変数とし、このパラメータを 1 に固定した。質変数となる従業者数は平成 26 年経済センサスの 4 次メッシュ内全産業従業者数の値を用いた。所要時間については、自宅座標と各メッシュ内のテレポイント施設群の重心座標間の所要時間を用いた。

上位レベルを目的地選択、下位レベルを交通手段選択とした NL モデルを推定したところ、ログサム変数の係数値が 1 を有意に超過したため、上下を入れ替えて再推定した。推定結果を表-2 に示す。

なお、次項の「買い物・レジャー目的地」、「その他目的地」に関しても同様であるが、交通手段・目的地選

択モデルの人口複製時の利用としては、前項で割り付けられた利用交通手段を条件付けした上で、下位レベルの目的地選択部分を用いて、4 次メッシュを選択した。4 次メッシュ選択後にメッシュ内の施設群からランダムに 1 施設を選んで、目的地座標とした。

表-2 交通手段・勤務先メッシュ選択 NL モデルの推定結果

変数	係数	t 値
定数項 [自転車]	-1.67	-2.97
定数項 [徒歩]	1.10	1.47
所要時間 [自動車]	-4.41	-8.03
所要時間 [自転車]	-5.52	-2.86
所要時間 [徒歩]	-15.04	-2.95
ln(テレポイント施設数)	1	固定
ln(メッシュ内従業者数/テレポイント施設数)	1.04	17.99
ログサム変数	0.91	3.56
サンプル数	288	
尤度比	0.389	
自由度調整済み尤度比	0.384	

**c) 買い物・レジャー目的地、その他目的地**

「買い物・レジャー目的地」と「その他目的地」については、トリップチェーンを考慮した交通手段・目的地メッシュ選択の NL モデルを構築した。その際、各トリップを以下のルールに従って、各目的地に切り分けた。

1. トリップの目的地が初めて訪れた地点ならば、そのトリップはその目的地に属する。
2. 一度訪れた地点、または自宅・通勤先・通学先が目的地となっているトリップは、
  - (ア) OD 地点がどちらも一致するトリップを前に行っていれば、そのトリップと同じ地点に属する。
  - (イ) (ア)以外であれば、出発地に属する。

以上のルールに従って切り分けた一例が図-2 である。

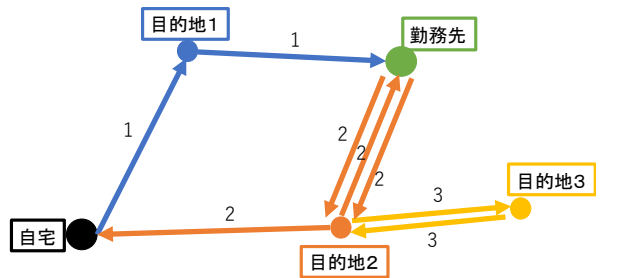


図-2 トリップの切り分け例

各目的地に属したトリップの所要時間を目的地選択モ

デルにて考慮しながら、逐次的に、Importance Sampling による目的地選択肢集合の生成と目的地選択を行い、確率的に目的地集合を決定する。前項の重力モデルを用いたサンプリング方法を、自宅座標の代わりに出発地座標を用い、テレポイント施設は業種コードを参照して目的に該当する施設にフィルタリングする変更を加えて行った。なお、 $\bar{d}$ として用いる OD 間の自動車推定所要時間の PT データ平均は、買い物・レジャー目的地が 549.1 秒、その他目的地が 602.6 秒であった。

前項の NL モデルから、所要時間として各目的地に属するトリップの所要時間の和を用い、「買い物・レジャー目的地」モデルにおいては全産業従業者数の代わりに平成 26 年商業統計調査の 4 次メッシュ内小売業計従業者数を質変数として用いる変更を行い、上位レベルを交通手段選択、下位レベルを目的地選択とする NL モデルを推定した。推定結果を表-3 と表-4 に示す。

表-3 交通手段・「買い物・レジャー目的地」メッシュ選択 NL モデルの推定結果

変数	係数	t 値
定数項 [自転車]	-0.082	-0.12
定数項 [徒歩]	2.02	-3.13
所要時間 [自動車]	-4.97	-7.64
所要時間 [自転車・徒歩]	-6.69	-2.71
ln(テレポイント施設数)	1	固定
ln(メッシュ内小売業計従業者数/テレポイント施設数)	0.69	11.44
ログサム変数	0.69	2.16
サンプル数	154	
尤度比	0.321	
自由度調整済み尤度比	0.312	

表-4 交通手段・「その他目的地」メッシュ選択 NL モデルの推定結果

変数	係数	t 値
定数項 [自転車]	-2.58	-5.22
定数項 [徒歩]	-4.87	-4.80
所要時間 [自動車]	-4.31	-5.31
所要時間 [自転車・徒歩]	-1.45	-2.55
ln(テレポイント施設数)	1	固定
ln(メッシュ内従業者数/テレポイント施設数)	0.83	12.13
ログサム変数	0.19	0.37
サンプル数	197	
尤度比	0.417	
自由度調整済み尤度比	0.410	

「その他目的地」モデルのログサム変数が有意でないことから、下位レベルの選択要因に含まれる所要時間が上位レベルの交通手段選択には効いておらず、定数項により定まる一定確率で交通手段が選択されるという結果になっている。以上のモデルによって 4 次メッシュを選択後に、メッシュ内の該当業種の施設をランダムに抽出して目的地座標として、そこを起点に次の目的地選択肢集合を生成、目的地選択を行い、逐次的に全ての目的地を決定した。

(5) 人口複製の検証

人口複製後の 64,995 人のトリップと、対象地域内で 1 日の行動が完結し、トリップ目的に欠損のない PT データサンプルを PT データ付属のトリップ拡大係数で拡大したトリップ集合とを比較する。

まず、平均トリップ長を表-5 に示す。サンプル数の限られていた通学先（専門学校など）のずれが最も大きく、次いで帰宅トリップで複製データの方が約 300m 長くなっている。トリップチェーンを加味した目的地選択モデルを構築したが、目的地選択肢集合のサンプリング時には OD 間推定自動車所要時間のみが距離抵抗として考慮されていることに原因があると考えられる。

表-5 着目的別のトリップ長分布

目的地分類	複製データの平均トリップ長(m)	PT データの平均トリップ長(m)
勤務先	4669.0	4856.2
通学先(小学校)	1440.1	1508.1
通学先(中学校)	1603.7	1420.0
通学先(高校)	6132.7	6311.3
通学先(専門学校など)	10231.8	8598.8
自宅	4024.0	3728.5
買い物・レジャー目的地	2665.6	2719.4
その他目的地	3422.8	3413.8
全目的	3839.4	3727.6

続いて、図-1 の 10 地区間のトリップ分布を比較する。PT データサンプルについては対象地域内外トリップを行うサンプルを除いているが、そのデータの抜け落ち方がランダムであると仮定して、付属のトリップ拡大係数で拡大後に、総トリップ数が人口複製データのそれと一致するように更に一律に拡大した。全目的・通勤目的について分布トリップ数をプロットしたのがそれぞれ図-3、図-4 である。両図ともに右上端のプロットが地域①の内々トリップである。全目的に比べ通勤目的で当てはまりが劣るが、本研究の分析目的には支障のないレベルと

考え、その点に留意しながら分析を進める。

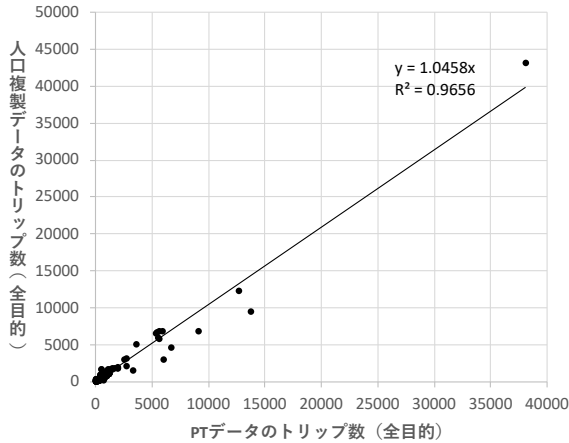


図-3 分布トリップ数の検証 (全目的)

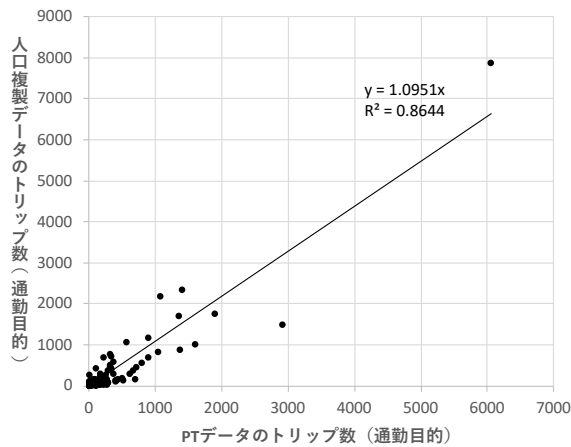


図-4 分布トリップ数の検証 (通勤目的)

### 3. シミュレーション諸条件の概要

#### (1) シミュレーターMATSimの使い方

##### a) 進化的アルゴリズム

MATSimでは、図-5に示されたループの中で、各エージェントが同時に交通流を形成しながら、その交通流における各エージェントのスケジュール（1日の活動・トリップパターンや交通手段などが含まれる）の効用が測定される。ループ下部のスケジュール調整において、3割のエージェントに対して進化的アルゴリズムによる突然変異で利用交通手段の異なる新たなスケジュールが生成される。残りの7割のエージェントは過去に実行したスケジュールの効用に基づいてロジットモデルで次回スケジュールを選択する。

突然変異における交通手段の変更は以下の設定を用いた。自宅から自宅に戻ってくるまでのツアーを自宅ツアー、その他のツアーを自宅外ツアーと定義し、ツアーごとに交通手段を選択することとした。その際、自宅外ツアーで自家用車または自転車を選択する場合には、それを内包する自宅ツアーで当該交通手段を選択していなければならないという制限を設けている。

このループを140回繰り返したのち、続く60回のループではスケジュール調整において突然変異が起らず、全エージェントがスケジュールの効用に基づいてロジットモデルで次回スケジュールを選択する。よって後半の60回のループで各エージェントの保持するスケジュール群は固定され、そのスケジュール群と効用は定常分布に収束する<sup>10)</sup>。

なお、シミュレーションの運用にあたってはスケジュール群の効用の収束を早めるため、後半のループ60回では、MSA (Method of Successive Averages) による収束が行われる<sup>11)</sup>。

##### b) 交通手段選択モデルと効用の測定

対象地域内のPTデータから、現況の自動車、徒歩、自転車の選択を説明する多項ロジットモデルを構築した。なお、自動車を選択肢に持つエージェントは、免許を保有しかつ世帯で自動車を保有しているエージェントとし、自転車を選択肢に持つエージェントは世帯で自転車を保有しているエージェントとした。

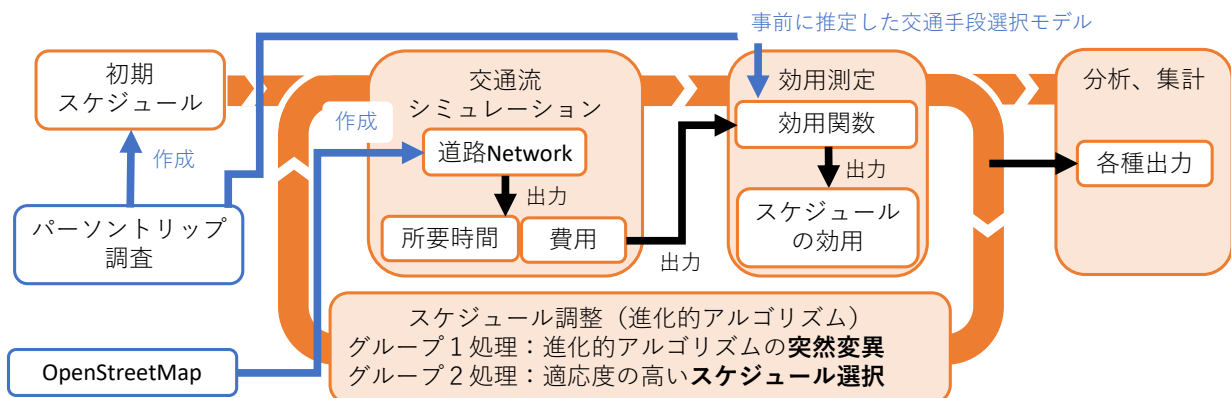


図-5 MATSimのループ

徒歩と自家用車の移動距離と所要時間は OD 点から Google の Distance Matrix API を用いて計算した。自転車については徒歩と同じ移動距離を時速 10km/h で移動するとして所要時間を計算した。

モデル推定結果を表-6に示す。本研究ではこのパラメータに基づき、MATSim の推奨する効用関数の処理に準拠して算出した<sup>1)</sup>、アクティビティ基準の効用関数(表-7)を適用する。なお、既存の自動車に比べ AV は移動時間にも一部の活動が可能であると考え、活動時間の半分の効用が得られると仮定した。

表-6 交通手段選択モデルの推定結果

変数	係数	t 値
定数項 [自転車]	-2.90	-17.15
定数項 [徒歩]	-0.661	-5.38
所要時間 [自動車]	-9.82	-3.35
所要時間 [自転車]	-9.16	-49.46
所要時間 [徒歩]	-8.59	-125.30
費用 [自動車]	-0.0209	-2.16
尤度比	0.737	
自由度調整済み尤度比	0.735	

表-7 シミュレーションに用いた効用関数のパラメータ

変数	係数
定数項 [自転車]	-2.90
定数項 [徒歩]	-0.661
所要時間 [自動車]	0
所要時間 [自転車]	0.662
所要時間 [徒歩]	1.23
費用 [自動車]	-0.0209
所要時間 [AV]	4.91
活動時間	9.82

なお、ライドシェア AV の配車待ち時間は AV の所要時間に合算した。本研究におけるシミュレーション中の効用測定は全て表-7の効用関数に基づき、設定可能なライドシェア AV 基準待ち時間の超過などの様々なペナルティについては本研究では一切使用していない。

### c) その他の要素

経路選択については、MATSim における初期設定である平滑化係数 0.05 とした Exponential Moving Average を用いた動的均衡配分で不効用が最小となる経路を選択する。

シミュレーションにおける交通手段利用可否については、現況の自動車を用いたシナリオでは、世帯で自家用車を所有しているか否か免許を持つエージェントに限り、進化的アルゴリズムの突然変異で自動車選択を可能とし

た。自転車については、世帯で所有しているエージェントに限り選択可能とした。

シミュレーション入力するエージェントは、複製したサンプル率 100%のエージェント (64,995 人) と、そこから 2.28%抽出したエージェント (1,482 人; PT データのみから生成可能なサンプル数と同数) である。

対象地域の道路ネットワークデータは、OpenStreetMap から作成した。サンプル率 2.28%の小サンプルを扱うシナリオについては、道路容量に 2.28%を乗じることで、道路混雑の状況を擬似的に再現した。なお、本研究で自動運転車を扱うシミュレーションは、既存の自動車が道路上を走行しないため、交通が円滑化されると仮定し、自動運転車の乗用車換算係数を 0.8 台と仮定した。

本研究におけるライドシェア AV は OD を DoorToDoor で運行する。ライドシェア AV 車両の乗車定員は 8 名と設定した。料金に関しては OD の直線距離 1km 当たり 40 円と仮定した。また、ライドシェア AV の乗降時間はそれぞれ 30 秒かかり、ライドシェア AV の所要時間に合算されるとした。

### (2) MATSimに加えたシミュレーションの諸条件

本研究は MATSim のバージョン 11.0(Spring 2019)をもとに、一部設定や機能を加えてシミュレーションを行った。

まず上条<sup>5)</sup>にて提案された、ライドシェア AV の配車優先順位の定め方を、車両と乗客の所要時間の重みを変えることで変動させ、相乗りマッチング頻度を制御する設定を本研究でも用いた。

また、MATSim はシミュレーション中に OD とトリップの開始時刻を固定しており、突然変異において交通手段が変わって所要時間が変化した場合もトリップの開始時刻は変化しない。勤務先へのトリップや通学先へのトリップに関しては現実とそぐわないが、勤務先からの帰宅などには適していると捉えられる。これに対し、本研究では人口複製で複製されたエージェントのスケジュールについて、自宅座標に応じて出発時刻が変動するのが適切であると考え、所要時間に応じてトリップ開始時刻を可変とした。

具体的な処理としては、各エージェントが各トリップ各交通手段の所要時間を図-6のループの中で記録しており、同交通手段の前回所要時間を参照して、アクティビティ開始時刻の 5 分前に到着する推定トリップ開始時刻を用いることにした。なお、運用上 MSA による収束が行われ、スケジュールの効用値、各交通手段の移動需要は定常分布に収束するため、分析上の問題は無い。

### (3) シナリオの設定

本研究では、“現況再現シナリオ”，ライドシェア AV を用い、相乗りマッチング頻度を 3 段階に制御した

高・中・低頻度“相乗りシナリオ”の計 4 シナリオを軸に、それぞれ小サンプルを用いるケースとサンプル率 100%の複製データを用いるケースの 2 ケース、計 8 つのシミュレーション結果を示す。なお、高・中・低頻度の相乗りマッチング頻度の制御パラメーターについては、それぞれ上条ら<sup>9)</sup>のシナリオにおける“乗合台数削減シナリオ”，“乗合シナリオ”，“ユーザー優先シナリオ”と同様のパラメーターを用いた。ライドシェア AV を用いる“相乗りシナリオ”は広くライドシェア AV 利用が普及し自家用車を完全に代替した想定で、交通手段を徒歩、自転車、ライドシェア AV の 3 手段に限定した。

ライドシェア AV の運用台数と初期配置について、本研究は 4 次メッシュ内の居住エージェント数に基づいて台数が割り当てられ、その 4 次メッシュの中心点に最も近いリンクに配置されるとした。

具体的には、サンプル率 100% (64,995 人) のシミュレーションにおいては、4 次メッシュ内に 10 人以上居住で 1 台、その後 25 人ごとに 1 台を追加し、トータルで 2,680 台を配置した。サンプル率 2.28% (1,482 人) のシミュレーションにおいては、4 人以上居住で 1 台、その後 10 人ごとに 1 台を追加し、トータルで 131 台配置した。この台数は、事前にシミュレーションを試運転した結果から両者のサービス水準と車両の過不足がおおよそ同程度の水準となるように定めた。

## 4. シミュレーション結果

### (1) 現況再現性の評価

現況再現シナリオにて用いられる 3 つの交通手段のみで構成された分担率について、各サンプル率の現況再現シナリオのシミュレーション結果と表-6 の交通手段選択モデル推定に用いた対象地域の PT データ集計値を表-8 にて比較する。

表-8 交通手段分担率の比較

	サンプル率 2.28%	サンプル率 100%	対象地域 PT 調査集計
徒歩	10.4%	10.7%	14.6%
自転車	2.8%	3.2%	2.4%
自家用車	86.8%	86.1%	83.0%

対象地域 PT 調査集計に比べ、いずれの現況再現シナリオにおいても、徒歩の分担率が低く、自家用車、自転車の分担率が高くなった。原因としては、現実の交通流に対してシミュレーションにおける交通流は通過交通や物流などを排除しているため、道路混雑の影響が弱く自

動車の利便性が高くなったこと、人口複製時の目的地選択肢集合の生成時に自動車や自転車の利用可否を考慮しておらず、平均トリップ所要時間を距離抵抗として用いたため、特に縁辺部から施設の多い中心部に向かう傾向が見られ、その分徒歩が分担する短距離トリップが減少し、自動車利用不可のエージェントが自転車利用に流れたことが考えられる。表-5 から平均トリップ長が 100m ほど増加していることも一因に挙げられる。以上からライドシェア AV の結果を分析する際には、ライドシェア AV について少々過大に需要が推計されている恐れがあることを踏まえる必要がある。

### (2) ライドシェア AV シナリオの評価

各シナリオの影響を、a) 全体の車両走行距離 (VKT)、b) 利用者にとっての利便性、c) 車両あたり輸送人員の意味での効率性の 3 つの観点から評価する。ただし、本稿では分析時間の都合上、一部のシナリオについて暫定的出力を示しており、信頼性の低い値が含まれている。発表時には全てのシナリオについて最終的な出力結果を示し、合わせて詳細分析を加える予定である。

#### a) 総走行台キロ

現況シナリオとマッチング頻度の異なるライドシェア AV シナリオ 3 つのサンプル率 2.28%、サンプル率 100% における各種 VKT を図-6 に示した。図中の“同じトリップを仮に自家用車で移動した際の VKT”とは、ライドシェア AV 利用トリップに関して、各エージェントが相乗りをせずに仮に各々が自家用車で移動した際の経路に基づく VKT である。

サンプル率 2.28% の場合、中頻度・低頻度シナリオにおいては、相乗りによる VKT 減少分を空車 VKT が上回り、自家用車によって分担された場合よりも VKT が増加した。一方、サンプル率 100% の場合は、いずれの頻度のシナリオにおいても相乗りによる VKT 削減量が増加しており、それに加えて空車 VKT も大きく減少している。そのため中頻度相乗りシナリオにおいても、自家用車分担時に比べて約 4 割の VKT が削減されている。すなわち、サンプル率は相乗りによる VKT 削減と配車による空走距離削減に大きな影響を及ぼすことが明らかになった。移動需要が高まることで利用者の発着が時空間的に近接した効率の良い相乗りマッチングが行われやすくなっていること、車両密度が上がることに加えて相乗り頻度が高まり絶え間なく運送を続けることがそれぞれの要因となっていると考えられる。

#### b) 相乗りによる遠回りりと平均待ち時間

現況再現以外の 3 シナリオについて、乗合による 1 トリップ当たり平均乗車距離増加率、平均待ち時間、ライドシェア AV の分担率を表-9 に示す。なお、ここでいう平均乗車距離増加率は全てのライドシェア AV の分担し



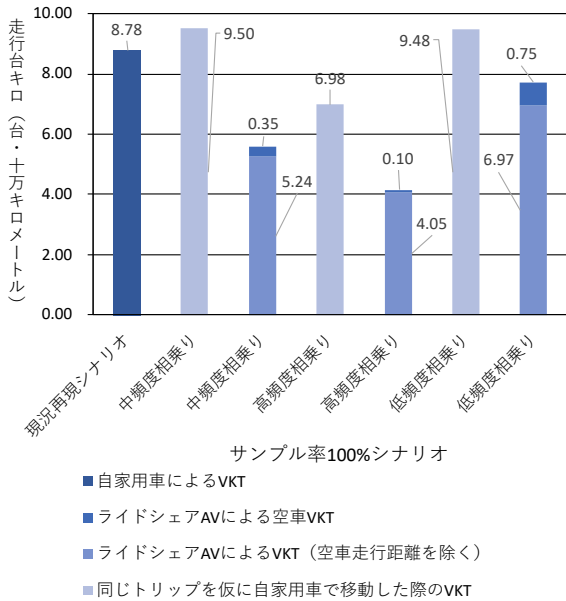
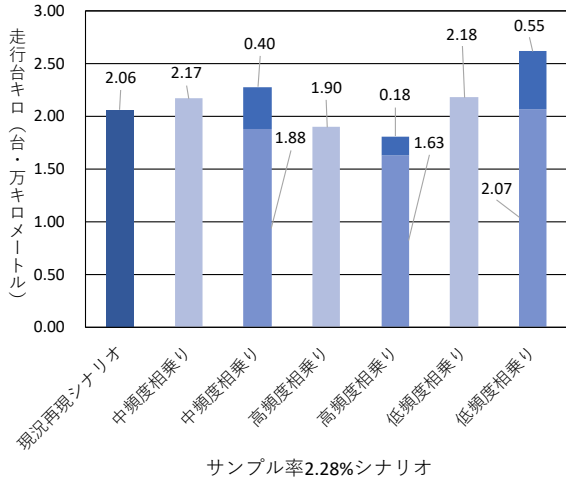


図-6 VKTの比較

表-9 相乗りによる遠回りと平均待ち時間の比較

シナリオ	1 トリップあたり平均乗車距離増加率	平均待ち時間(秒)	ライドシェアAVの分担率
中頻度相乗り (2.28%)	14.0%	258	94.6%
高頻度相乗り (2.28%)	64.0%	729	75.0%
低頻度相乗り (2.28%)	8.1%	275	94.5%
中頻度相乗り (100%)	19.6%	164	96.2%
高頻度相乗り (100%)	105.5%	1142	81.3%
低頻度相乗り (100%)	12.8%	174	95.9%

たトリップが相乗りせず走行した場合の推定平均乗車距離と比べた、実際にシミュレーション上でライドシェアAVを用いた各トリップの平均乗車距離の増加率であり、相乗りによる遠回りがどのくらい生じたかを示している。

制約も設けず VKT が最小となるように配車される極端なシナリオである高頻度シナリオでは、サンプル率 100%になると平均待ち時間が約 19 分で、相乗りによる遠回りを 105.5%もするという非常に利便性の悪い結果となっている。VKT 最小化のために、乗客を迎えに行く最中に他の乗客を迎えに行ってしまうなど、極端なマッチング制御が結果として表れている。低頻度・中頻度シナリオに関しては、サンプル率 100%では2.28%に比べて遠回りは若干増えるが、平均待ち時間が短縮され、一方で分担率がほぼ変わらないことが明らかになった。

c) 1台の車両が分担するトリップ数

全シナリオの1日あたり1台の車両が分担する平均人トリップ数を表-10に示す。

表-10 車両が分担したトリップ数の比較

シナリオ	車両1台による平均人トリップ数/日
現況再現シナリオ (2.28%)	2.7
中頻度相乗りシナリオ (2.28%)	29.3
高頻度相乗りシナリオ (2.28%)	23.2
低頻度相乗りシナリオ (2.28%)	29.3
現況再現シナリオ (100%)	2.7
中頻度相乗りシナリオ (100%)	63.6
高頻度相乗りシナリオ (100%)	38.2
低頻度相乗りシナリオ (100%)	63.4

ライドシェア AV の場合、サンプル率 2.28%のシナリオにおいては1台あたり25トリップほどであったところが、サンプル率 100%のシナリオにおいては1台でいづれもより多くのトリップを分担している。なお、高頻度シナリオにおいて人トリップ数が低くなっているのは、多くの乗客を拾おうとして利便性が悪化し、ライドシェア AV 需要が減少したことに原因がある。

5. 結論と今後の課題

本研究では、目的地選択モデルを構築し、トリップチェーンを考慮しながら確率的に目的地を決定する人口複製を行った。複製データを現況のトリップ長や OD 分布と比較し、特に平均トリップ長については、帰宅トリップを除き当てはまりが良いことを確認できた。

また、複製データからサンプル率の異なるインプット

データを生成し、それをもとにライドシェア AV を用いたシミュレーションを行った。その結果、サンプル率が 100% となると、相乗りが与える好影響である VKT 削減、車両台数の削減効果が強まると同時に、需要応答型交通手段のデメリットである空走距離が削減され、利便性についても待ち時間短縮が確認され、短所を抑える影響も明らかとなった。

今後の課題としては、第一に、3 章の人口複製に用いたそれぞれの目的地選択モデルの交通手段使用可否は車両所有の世帯属性を用いたものであり、本来自宅ベースのツアーで統一されているのが尤もらしく、特にサブアクティビティに該当するケースの多い、買い物・レジャー目的地、その他目的地は、ツアー単位で通勤通学と同様の交通手段を利用することを制約付けることが望ましい。よって、各目的地を逐次的に選択するのではなく、自宅ベースツアー、自宅外ツアーなどのツアー単位で目的地集合を逐次的に選択するモデルの構築が今後の課題である。

第二に、人や場合によって相乗りにはそれに伴う抵抗感が存在するが、これを効用関数に組み込むことができていない。ライドシェア AV の効用を待ち時間や料金を含めて評価したり、相乗りに対する抵抗感を把握したりするための SP 調査を設計・実施し、シミュレーションに組み込むことも課題である。また、合わせて DoorToDoor による運送のみならず、乗客がある程度集まってから停留所間を動的に路線を決定して運送する停留所間運送によるライドシェア AV の効用推定と実装も今後の課題である。

第三に、不確実性の高い AV や相乗りを扱う研究であることから、より多様・網羅的な仮定の下でのシナリオ評価を行い、要因毎の感度分析、要因間のトレードオフ関係の同定、安定した影響を及ぼす要因の抽出などを行うことで信頼性の高い結果を探索する必要がある。

謝辞：平成 27・28 年度群馬県パーソントリップ調査のデータを提供していただいた群馬県県土整備部都市計画課と 2016 年度 Zmap TOWN II, 2016 年度法人版テレポイ

ントデータを提供していただいた東大 CSIS に深く謝意を表します。また、使用した OpenStreetMap の地図データは OpenStreetMap への協力者の著作物であり、<https://www.openstreetmap.org> から入手したものです。

#### 参考文献

- 1) 日本経済新聞：「相乗りタクシー解禁へ 処理に応じて割り勘清算」, <https://www.nikkei.com/article/DGXMZ042162570X00C19A3MM8000/>, 2019 年 3 月 7 日掲載。(閲覧：2019 年 10 月 2 日)
- 2) San Francisco County Transportation Authority : “TNCs and Congestion.”, 2018.
- 3) SHALLER Consulting : “The New Automobility: Lyft, Uber and the Future of American Cities”, pp.17-20, 2018.
- 4) 高度情報通信ネットワーク社会推進戦略本部, 官民データ活用推進戦略会議：官民 ITS 構想・ロードマップ 2019, pp.11-23, 2019.
- 5) 上条陽, 羅力晨, トロンコソ パラディ ジャンカルロス, 高見淳史, 原田昇：エージェントベースシミュレーションを用いた自動運転車普及シナリオの評価, 交通工学論文集(特集号), 第 5 巻第 2 号, pp.A\_142~A\_151, 2019.
- 6) Bösch, P. M., Müller, K. and Ciari, F.: The IVT 2015 baseline scenario, 16th Swiss Transport Research Conference, 2016.
- 7) Viegas, J. M. and Martínez, L. M.: Generating the universe of urban trips from a mobility survey sample with minimum recourse to behavioural assumptions, *Proc. of the 12th World Conference on Transport Research*, 2010.
- 8) Sebastian, H., Balac, M. and Axhausen, K. W.: Dynamic demand estimation for an AMoD system in Paris, *Intelligent Vehicles Symposium*, (Iv), 2019.
- 9) Ben-Akiva, M. and Lerman, S.: Discrete-Choice Analysis: Theory and Applications to Travel Demand, pp. 253–275, MIT Press, 1985.
- 10) Flo' tterö'd, G.: MATSim as a Monte-Carlo Engine, The Multi-Agent Transport Simulation MATSim, pp.327-335, 2016.
- 11) Nagel, K, Kickho'fer, B, Horni, A and Charypar, D.: A Closer Look at Scoring, The Multi-Agent Transport Simulation MATSim, pp.23-33, 2016.

(2019.10.4 受付)

## POPULATION-LEVEL IMPACT ANALYSIS OF CONNECTED AUTONOMOUS VEHICLE SERVICES USING A SYNTHETIC POPULATION CONSIDERING TRIP CHAINS

Yo KAMIJO, Giancarlos TRONCOSO PARADY, Kiyoshi TAKAMI  
and Noboru HARATA