

アクティビティシミュレータと携帯電話基地局 データを用いた個人単位の行動推計 ～コロナ禍における適用可能性の検証～

石井 良治¹・佐々木 邦明²・福田 大輔³・Gao Yuhan¹・小宮山 茜⁴

¹正会員 一般財団法人計量計画研究所（〒162-0845 東京都新宿区市谷本村町 2-9）

E-mail: rishii@ibs.or.jp, ygao@ibs.or.jp

²正会員 早稲田大学教授 創造理工学部社会環境工学科（〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1）

E-mail: sasaki.k@waseda.jp

³正会員 東京大学教授 大学院工学系研究科社会基盤学専攻（〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1）

E-mail: fukuda@civil.t.u-tokyo.ac.jp

⁴正会員 パシフィックコンサルタンツ株式会社（〒101-8462 東京都千代田区神田錦町 3-22）

E-mail: akane.komiyama@tk.pacific.co.jp

個人の行動データは、これまでパーソントリップ調査等で取得され、様々な都市交通施策の検討に活用されてきた。しかし、パーソントリップ調査は10年に1回程度の実施であり、新モビリティ導入や料金施策等の短期的に効果が発現する施策のモニタリング等への活用には難しいという課題がある。一方で、時々刻々と人の流動を表現できる交通関連ビッグデータが都市交通施策の検討やモニタリングで活用されるケースも増えているが、属性付きの個人の行動までは把握できないという課題がある。

そこで本研究では、アクティビティベースドモデル（東京都市圏 ACT）により個人単位の行動を推計し、交通関連ビッグデータの携帯電話基地局データに合わせるように補正することで、最新の状況に合わせた個人単位の行動データを推計する手法の検討を行う。その際、人の行動パターンが大きく変化しているコロナ禍での携帯電話基地局データに合わせる推計を行うことで、手法の適用可能性と留意点を整理することを旨とする。

Key Words: activity-based model, micro simulation, mobile spatial statistics, IPF method

1. はじめに

近年、都市交通施策を巡る状況は変化してきており、人口減少や高齢化による交通需要の変化や財政状況の逼迫、公共交通の担い手の減少等の問題が発生する中で、既存のインフラを利活用しながら、コミュニティサイクル、カーシェアリング、オンデマンド交通等の新たなモビリティサービスと連携し、いかに持続可能な交通サービスを構築していくかが重要となっている。インフラの利活用においては、時間帯別料金等の交通需要マネジメント、個人への情報提供によるモビリティマネジメント等、より特定の時間帯や個人にフォーカスした施策が増加すると考えられる。これらの施策を検討する際には、詳細な属性毎の個人の行動を把握し、どのような個人に対して

どのように働きかけるのかを検討することが重要となる。一方で、このような施策は、施策実施から効果発現までのサイクルが、インフラ整備等と比較して短く、短期的なタイムスパンでモニタリングできることが望ましい。また一方で、スマートシティに代表されるように、リアルタイムで取得されているデータから都市サービスを生み出す動きもある。都市交通の分野でも、例えば災害発生時の帰宅困難者数の状況をリアルタイムに把握し、適切な情報提供や避難誘導に役立てるといった活用が考えられるため、個人の行動データをリアルタイムで把握するニーズは高いと考えられる。

個人の行動を捉える代表的なデータとして、これまでパーソントリップ調査データが活用されてきた。パーソントリップ調査では、各個人の属性と1日の移動を把握

しており、個人の行動のメカニズムを理解することができると、前述したような施策検討に役立てることができる。一方で、パーソントリップ調査は大都市圏で 10 年に 1 回程度の実施であり、地方都市圏ではさらに長い調査間隔となっている。そのため、短期で効果が発現する施策のモニタリングやリアルタイムな人の行動把握に活用することは難しいという課題がある。

また、個人単位の行動を推計する手法として、非集計行動モデルが発展してきた。近年では、東京都市圏においてパーソントリップ調査データを用いたアクティビティベースドモデル（東京都市圏 ACT¹⁾）が構築され、実務における都市交通施策検討に活用されている。アクティビティベースドモデルを適用することで、個人単位の行動を推計することが可能となるため、このような推計データを施策検討に役立てることも有用と考えられる。ただし、推計されたデータは調査時点の行動を基にしている点、モデルで表現する上で捨象している情報（地域性等）がある点から、アクティビティベースドモデルのみから短期的なモニタリング等に活用することは難しいという課題がある。

一方で、近年は都市交通関連でもビッグデータの活用が進んでおり、例えばモバイル空間統計のように時々刻々と人の流動を表現できるデータが、都市交通施策の検討でも活用されている。これらの交通関連ビッグデータは、人の流動の量的な変化等をモニタリングするのに適しているが、属性付きの個人の行動までを把握することはできないという課題がある。

以上のような状況をふまえ、本研究ではアクティビティベースドモデルと交通関連ビッグデータの携帯電話基地局データを組み合わせることにより、最新の状況に合わせた個人単位の行動データを推計する手法の検討を行う。その際、人の行動パターンが大きく変化しているコロナ禍における携帯電話基地局データに合わせるよう推計を行うことで、手法の適用可能性と留意点を整理することを目指す。

2. 既往研究の整理と本研究の位置づけ

交通行動シミュレーションと観測データを統合する手法として、データ同化に関する研究が近年多数行われている。澤田らによる一連の研究^{2),3),4),5)}では、Bowman Ben-Akiva 型のアクティビティベースドモデルと、観測データとしてのモバイル空間統計の滞留人口を用いて、パーソナルフィルターによりデータ同化を行うことで、推

計精度の向上を検証している。また、布施ら⁶⁾は個人の一日の生活行動の軌跡を時間軸上で再現するシミュレーションである PCATS⁷⁾を使用して、東京都市圏三区を対象にした個人の行動の再現を行っている。

また、廣瀬ら⁸⁾は PCATS を使用して、新型コロナウイルス感染症拡大後の緊急事態宣言下におけるモバイル空間統計と整合するように、在宅勤務率を個人に割り当てることで、東京区部を対象にリモートワークの地理的な分布状況の把握を実現している。

本研究では、Bowman Ben-Akiva 型をベースとして構築された東京都市圏 ACT を活用し、携帯電話基地局データのモバイル空間統計へ合わせるように補正を行うことで、東京都市圏という広域での個人の行動推計を行うとともに、コロナ禍における行動再現を通じて、推計手法の適用可能性の検証を行う。

3. 個人単位の行動の推計方法

(1) アクティビティベースドモデルの概要

個人単位の行動推計のために、東京都市圏交通計画協議会が提供する東京都市圏 ACT（以下、T-ACT）を活用する。T-ACT は Bowman Ben-Akiva 型をベースとしたアクティビティベースドモデルであり、ツアーと立ち寄りの概念を用いて、一日の全体スケジュールを踏まえながら個人の意思決定メカニズムをモデル化している。

具体的には、ツアーが先に決定された上で、残りの時間内で立ち寄りが発生するように意思決定がモデル化されている。ツアーは発生回数、活動継続時間、活動開始時刻、目的地、主要交通手段の 5 つの段階のモデルから構成され、立ち寄りも発生回数、活動継続時間、目的地の 3 つの段階から構成される。また、ツアーの主要交通



図-1 東京都市圏 ACT (T-ACT) のモデル構造の概要

手段は自宅を出発してから帰宅するまでの主な交通手段の選択であるため、最終的にトリップ単位での交通手段を割り当てるトリップ交通手段選択モデルを適用している(図-1^{11,9),10})。目的としては通勤、通学、業務、送迎、買物、私事の6つの目的を考慮し、目的毎にモデル化が行われている。

予め各種属性(居住地、性別、年齢、就業形態、勤務先・通学先、世帯構成、年収、免許保有、自由に使える自動車)が付与された個人データに対して、上記のアクティビティベースモデルを適用することで、様々な個人属性が付与された行動データを推計可能なシミュレーションとなっている。推計された行動データは、各個人の1日の一連のトリップが格納されたデータ(所謂、パーソントリップ調査のマスターデータに近いデータ)となっており、各トリップの出発地、到着地、出発時刻、到着時刻、目的、交通手段等の情報が付与されているデータとなる。

(2) シミュレーション結果の補正方法

前述したアクティビティベースモデルのシミュレーション結果を観測データに合わせるように補正することで、観測データと整合した個人単位の行動データを推計する。補正の方法として IPF 法 (Iterative Proportional Fitting)¹¹を用いる。IPF 法は、標本データから複数属性の同時分布が得られており、さらに観測データから周辺分布が得られている場合に、複数の属性間のオッズ比を保持したまま、周辺分布に一致するように同時分布を推計する手法である。

IPF 法の計算方法は図-2 に示すようなかたちとなる。例えば滞留人口と性年齢別夜間人口の周辺分布に合わせる場合、個人単位の行動データから性年齢別夜間人口や滞留人口を集計した上で、周辺分布との比率を用いて拡大係数(各サンプルの重み)を修正する。これを収束するまで繰り返すことで、拡大係数の補正を行う。

IPF 法は古くから人口推計の手法等で用いられている手法であるが、行動データから集計できる断面であれば、どのような周辺分布とも合わせることが可能であり、汎用性のある手法である。例えば、特定の鉄道駅利用者数が取得されている場合、そのような断面と滞留人口に同時に合わせることも可能である。このような実務における拡張性の高さも勘案し、本研究では IPF 法を採用することとした。

(3) コロナ禍の行動の把握方法

本研究では、コロナ禍の行動を把握するため、コロナ

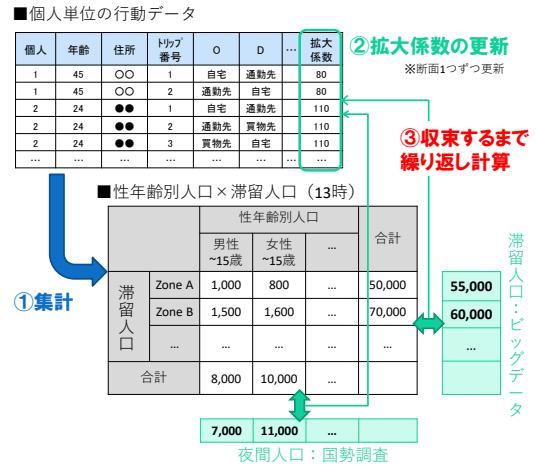


図-2 IPF法の計算方法

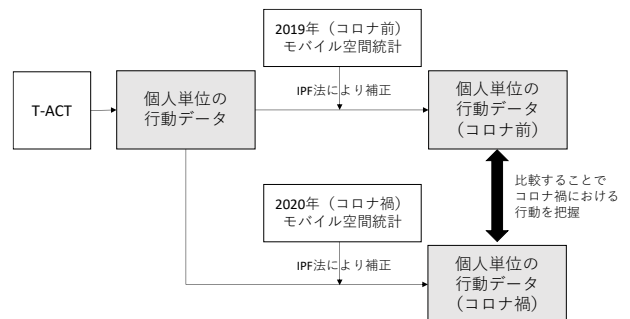


図-3 コロナ禍の行動の把握方法

感染拡大前後の2時点のモバイル空間統計を用いて、IPF法により2時点の補正された個人単位の行動データを推計する(図-3)。推計された2時点の個人単位の行動データを比較することで、コロナ禍の行動の把握を行う。例えば、通勤トリップ数の比較によりテレワーク率の推計等を試みる。

4. 利用する観測データ

(1) 利用するモバイル空間統計の概要

観測データとして、株式会社ドコモ・インサイトマーケティングが提供する、モバイル空間統計の人口分布統計を用いる。モバイル空間統計とは、ドコモの携帯電話基地局ネットワークの仕組みを使用して作成される人口の統計情報である。データは日本全国の1時間ごとのメッシュ別人口分布を24時間365日把握することが可能である。得られるデータの個人属性は性別・年代・居住地であり、人口分布、人口推移、人口構成等の人口統計を推計することができる。また、十分なサンプル数が確保できる年齢層「15~79歳の男女」が対象となっている。

今回用いるモバイル空間統計の人口分布統計は、500m メッシュの 1 時間ごとのメッシュ別居住地別人口分布（居住地は市区町村単位）である。新型コロナウイルスの感染拡大前後の 2 時点の人口分布統計に合わせるようにシミュレーション結果を補正するため、コロナ感染拡大前として 2019 年 10 月 28 日、コロナ感染拡大後として 2020 年 10 月 26 日のデータを利用する。

(2) モバイル空間統計の基礎的特性

本研究では、コロナ感染拡大前後の 2 時点のモバイル空間統計の人口分布統計に合わせるように人の動きを推計する。ここでは、2 時点の人口分布統計の基礎的な特性を比較分析を行う。人口分布統計は 500m メッシュ単位で提供されているため、面積按分により計画基本ゾーンに割り当て、計画基本ゾーン別の滞留人口を算出した。

図-4 及び図-5 はコロナ感染拡大前後の 1 時（夜間）と 13 時（昼間）の滞留人口を比較したものである。「コロナ禍(2020.10)/コロナ前(2019.10)」で変化率を算出し、ゾーン毎の変化率を可視化している。図-4 より、夜中 1 時は全域的に滞留人口の変化はほとんど見られず、概ね ±5% 以内に収まっていることが確認できる。一方で、図-5 を確認すると、昼間 13 時の滞留人口は東京都心で減少しており、25-35% 減少している地域も見られる。一方で、東京都心の周辺地域では増加していることが確認できる。これはコロナ感染拡大前は東京都心で勤務していた人が、コロナ感染拡大後に在宅勤務等になり、自宅周辺に滞在した人が増加したことによる影響と考えられる。

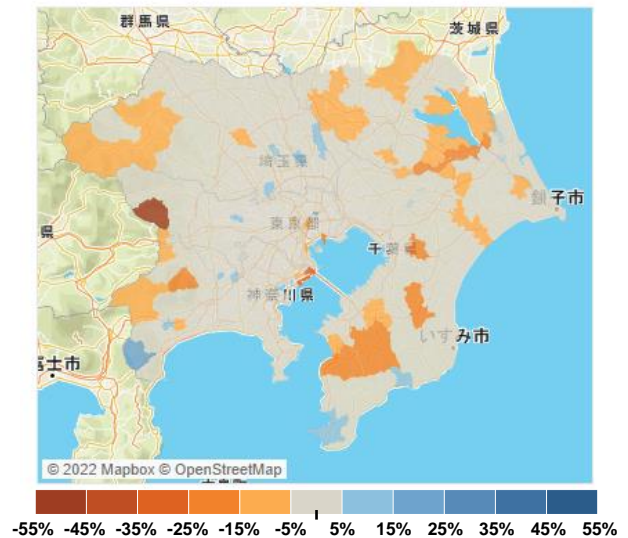
このように、モバイル空間統計の人口分布統計はコロナ禍の状況が表現されているデータであり、この観測値に合わせるようにシミュレーション結果を補正することで、コロナ感染拡大前後の詳細な人の行動を分析できるようにする。

5. 個人単位の行動の推計結果

(1) IPF 法の適用方法

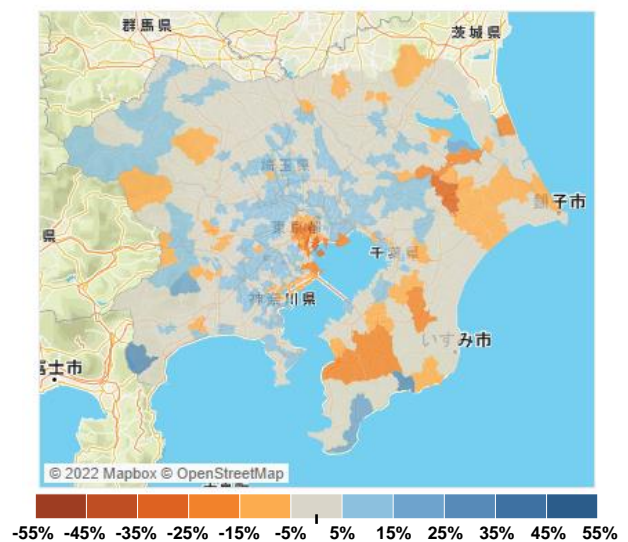
T-ACT のシミュレーション結果に対して、モバイル空間統計の市区町村居住地別滞留人口に合わせるように IPF 法を適用する。その際、モバイル空間統計は計画基本ゾーン単位で集計したものをを用いる。また、全ての時間断面に合わせると IPF 法の推計が安定しなくなる可能性があるため、主要な時間断面（9 時、13 時、17 時、21 時）を合わせることにした。

なお、モバイル空間統計の断面のみに合わせると、拡



※変化率は「コロナ禍(2020.10)/コロナ前(2019.10)」で算出

図-4 コロナ前後の滞留人口の変化率（1時）



※変化率は「コロナ禍(2020.10)/コロナ前(2019.10)」で算出

図-5 コロナ前後の滞留人口の変化率（13時）

大係数を補正した後の夜間人口の分布等が乖離してしまう可能性があるため、性年齢別夜間人口、従業・従学人口、世帯人数別夜間人口、免許保有別夜間人口にも同時に合わせるように IPF 法を適用した。

(2) 推計結果

図-6 はアクティビティベースドモデルのシミュレーション結果をコロナ感染拡大前（2019 年 10 月）のモバイル空間統計の 13 時台の滞留人口と比較したものである。相関係数は 0.979 と高い数値を示しているが、全体的に

シミュレーション結果が過大であり、回帰直線の傾きは 1.25 と大きい数値になっていることが確認できる。特に乖離が大きい地域は麴町と西新宿となっている。

IPF 法によりコロナ感染拡大前のモバイル空間統計に合わせて補正した結果とモバイル空間統計の結果を比較すると、相関係数は 0.991 と補正前の 0.979 よりも高い数値となっており、補正によりモバイル空間統計の数値に近づいていることが確認できる (図-7)。また、回帰直線の傾きに関しても、1.09 と補正前の 1.25 よりも小さい数値となっており、改善が図られていることが確認できる。乖離が大きい地域であった麴町と西新宿についても、モバイル空間統計と同程度の数値になっていることが確認できる。

また、IPF 法によりコロナ感染拡大後 (2020 年 10 月) のモバイル空間統計に合わせて補正した結果とモバイル空間統計の結果を比較したものが図-8 である。相関係数は 0.990 と高いが、回帰直線の傾きに関しては、1.13 とコロナ感染拡大前よりも若干大きい数値となっている。ただし、補正前の比較結果である 1.25 よりも小さい数値であり、モバイル空間統計に合うように補正されていることが確認できる。

以上のように、コロナ感染拡大前後のそれぞれのモバイル空間統計と整合する人の行動データを、IPF 法で補正することにより得ることができた。これらのコロナ感染拡大前後の人の行動データから、通勤トリップの減少割合をテレワーク率として計算する。テレワーク率を算出すると、東京都市圏全体でのテレワーク率は 3% であり、東京区部に勤務地がある人のみに着目すると 6% である。コロナ感染拡大後にテレワークが発生している推計結果となつてはいるが、コロナ禍でのテレワーク率は既存の調査結果^{例えば 12)}からは少なくとも 10% 以上はあると言われており、過小な推計となっていると考えられる。本研究では、市区町村居住地別の滞留人口に合わせているため、中長距離で通勤している人の移動の変化は捉えられていると考えられるが、自市区町村で働いている人と働かずに自宅等にいる人が区別できていないため、適切に推計されていない可能性が考えられる。そのため、年齢や性別などの属性も加味した推計を行うことが解決方法の 1 つとして考えられる。

6. おわりに

本研究では、アクティビティベースドモデルと交通関連ビッグデータの携帯電話基地局データを組み合わせる

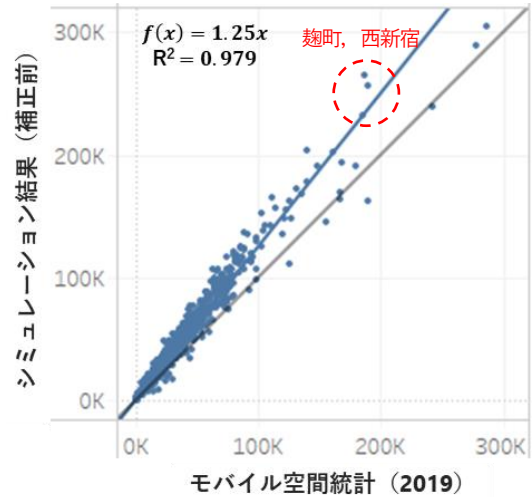


図-6 シミュレーション結果 (補正前) の検証

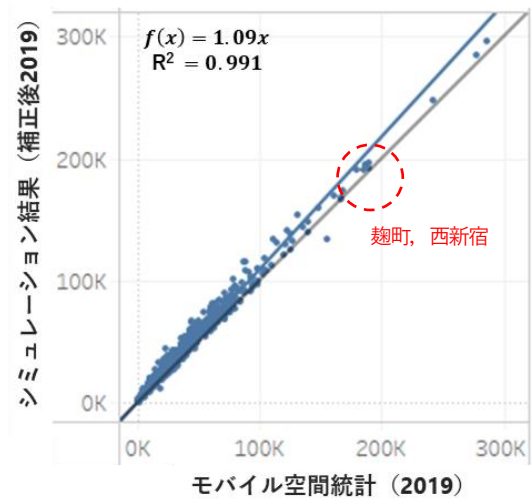


図-7 コロナ前のシミュレーション結果 (補正後) の比較

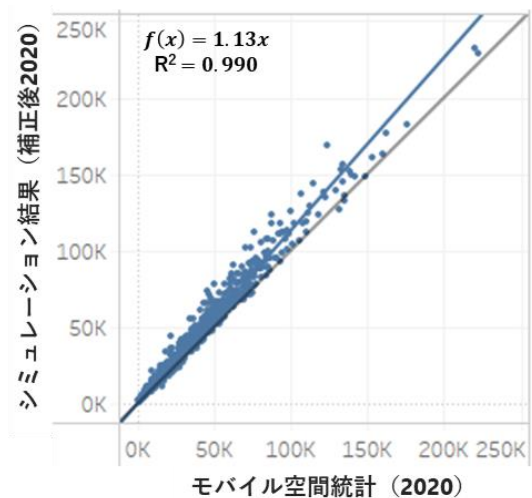


図-8 コロナ禍のシミュレーション結果 (補正後) の比較

ことにより、最新の状況に合わせた個人単位の行動データを推計する手法の検討を行った。手法を適用することにより、コロナ感染拡大前後のそれぞれのモバイル空間統計と整合する個人の行動データを得ることができた。

ただし、テレワーク率を確認すると過小な推計となっており、性別や年齢を加味する等の改善を図ることが必要と考えられる。より詳細な検証を行いながら、コロナ禍の実態に合うような補正方法の検討が今後の課題である。

謝辞：本研究は科学研究費補助金「網羅的シミュレーションと機械学習を用いた精度の高い短期交通需要予測手法の開発（課題番号 20H02280）」によって実施されました。また貴重なデータをご提供いただいたドコモ・インサイトマーケティングならびに東京都市圏交通計画協議会に感謝いたします。

参考文献

- 1) 東京都市圏交通計画協議会：第 6 回東京都市圏 PT 調査（平成 30 年実施）特設ページ（https://www.tokyo-pt.jp/special_6th），最終閲覧 2022.3.7
- 2) 澤田茜, 川辺拓哉, 白須瑛紀, 佐々木邦明：パーティクルフィルタを援用した観測 OD とシミュレーションを融合した OD 推計手法，土木学会論文集 D3 73(5) I_579 - I_588, 2017.
- 3) Sawada, A., and K. Sasaki: The Update of the Parameters in Activity-Based Simulation by Assimilation into Mobile Spatial Statistics, *Asian Transport Studies* 5(3) 439 – 452, 2019.
- 4) Sawada, A. and K. Sasaki: The Assimilation of Activity-Based Simulation and Mobile Phone-Based Dynamic Population, *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies* 12 690 – 708, 2018.
- 5) 澤田茜, 小原拓也, 佐々木邦明：アクティビティモデルとモバイル空間統計を用いた都市圏 OD 推計の可能性，土木計画学研究・講演集 55, 2017.
- 6) 布施孝志, 原田遼：詳細な交通行動推定のためのアクティビティシミュレーションと観測データの統合に関する研究，土木学会論文集 D3 75(5), I_575-I_583, 2019.
- 7) 藤井聡, 大塚祐一郎, 北村隆一, 門間俊幸：時間的空間的制約を考慮した生活行動軌跡を再現するための行動シミュレーションの構築，土木計画学研究・論文集, No. 14, pp. 643-652, 1997.
- 8) 廣瀬光一, 佐々木邦明, 菊池輝, 斧田佳純, 浅野礼子, 鈴木俊博：リモートワークの普及を考慮したアクティビティシミュレータによるコロナ禍での行動再現，第 63 回土木計画学研究発表会・講演集, 2021.
- 9) 東京都市圏交通計画協議会：第 6 回東京都市圏パースントリップ調査交通行動シミュレーションに関するテクニカルレポート，令和 3 年 7 月
- 10) 石井良治, 福田大輔, 柳沼秀樹, 日下部貴彦, 茂木渉, 磯野昂士, 渋谷剛史, 末成浩嗣, 西隆太, 伊藤祥太：アクティビティシミュレータ”東京都市圏 ACT”の開発と都市交通政策検討への活用，第 64 回土木計画学研究発表会・講演集, 2022.（投稿中）
- 11) Deming, W. E. and Stephan, F. F.: On a least squares adjustment of a sampled frequency table when the expected marginal totals are known, *Annals of Mathematical Statistics*, Vol.11, pp.427-444, 1940.
- 12) 総務省：令和 3 年版情報通信白書 テレワークの実施状況（<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/white-paper/r03.html>），最終閲覧 2022.3.7