

交通ビッグデータの OD を活用した コロナ禍における東京都 23 区の人口動態把握

今井 龍一¹・松島 敏和²・荒木 祐哉³

¹ 正会員 法政大学教授 デザイン工学部 (〒162-0843 東京都新宿区市谷田町 2-33)

E-mail: ryuichi.imai.73@hosei.ac.jp

² 正会員 中央復建コンサルタンツ株式会社 計画系部門 (〒102-0083 東京都千代田区麹町 2-10-13)

E-mail: matsushima_t@cfk.co.jp

³ 学生会員 法政大学大学院 デザイン工学研究科 (〒162-0843 東京都新宿区市谷田町 2-33)

E-mail: yuya.araki.3q@stu.hosei.ac.jp

目下のコロナ禍では、交通ビッグデータを活用し、様々な機関が主要な鉄道駅や繁華街等の人出を把握している。一方、ここでは滞留人口に着目した分析に主軸が置かれており、流動人口を把握するための分析が十分とはいえない。そこで、著者らは、エリア間の流動人口に着目することで交通ビッグデータの活用の幅を一層拡大できると考え、流動人口が把握できる OD データの分析手法の考案や事例分析を通じて OD データの用途開発を進めている。本稿では、2020 年のコロナ禍における東京都 23 区を対象とし、流動人口を多角的に分析した。その結果、エリア間の流動人口の変化から、緊急事態宣言の発令により移動の自粛が浸透した傾向を明らかにした。また、鉄道の利用傾向やオープンスペースが流動人口の変化に強く関係している等の都市施策に資する知見が得られた。

Key Words: COVID-19, transport big data, OD data, people flow analysis

1. はじめに

目下のコロナ禍では、24 時間 365 日取得可能な交通ビッグデータを活用して、様々な機関が人の行動を分析している。Chang ら¹⁾は、携帯電話から収集された位置情報を用いて、米国の 10 都市を対象に症例数を予測している。また、Google 社²⁾は、収集した位置情報から得た訪問者数の変化を国や地域別に公開している。このデータを用いて、Wielechowski ら³⁾は、コロナ禍におけるポーランドの公共交通機関による移動を評価している。

国内に着目すると、都市等の広域における交通ビッグデータの分析では、滞留人口の分析に主軸が置かれることが多い。例えば、利用者が多い鉄道駅や繁華街等を対象として、人出の増減として滞留人口の時点比較結果が報道・公開されている⁴⁾。既往研究の一例として、水野ら⁵⁾は、昼夜での人口変化から外出者数を算出して、関東地方における自粛傾向を分析している。滞留人口による分析は、ある地域内での時点比較や他の地域との比較といった地域単体の分析に適しているといえる。

一方、交通ビッグデータには、流動人口を把握できる

データ（以下、「OD データ」とする。）も存在する。交通ビッグデータの流動人口を活用した既往研究として、清家ら⁶⁾は、土地利用、都市施設、交通および振興拠点の 4 つの分野を対象とし、人口流動統計のニーズを把握している。まちづくりにおいても、流動人口を活用している地方公共団体の事例は増加傾向にあるものの、出発地から到着地への流動とその属性の把握が主な用途になっている⁷⁾。そこで、著者らは、エリア間の流動人口に着目することで交通ビッグデータの活用の幅を一層拡大できると考えた。鮮度が高い交通ビッグデータから周辺地域との交通流動を定量的に把握できると、パーソントリップ調査⁸⁾や国勢調査¹⁰⁾等といった調査間隔が長い既存の統計調査では難しかった地域同士の関係性や都市活動のモニタリングにも資すると考える。

以上より、本稿では、コロナ禍における東京都 23 区の人口動態の把握および交通ビッグデータによる OD 分析の有用性の検証を目指し、2020 年のコロナ禍における東京都 23 区を対象として、OD データの一種である人口流動統計で流動人口を多角的に分析することとした。まず、2 章で研究方法を説明する。次に、3 章で東京都 23

区全体における人口動態の分析結果を示す。4 章では、特定のメッシュに着目して人口動態を分析する。最後に、5 章で分析結果と課題を整理し、本稿を総括する。

2. 研究方法

コロナ禍において社会・経済に対するインパクトが最も大きかったと考えられる 2020 年 4 月の緊急事態宣言発令前後（以下、「発令前後」とする。）に着目し、OD データの時点比較を実施する。時点比較にあたり、対象地域全体の分析および各メッシュに着目した分析に大別して結果を整理する。本分析では、株式会社 NTT ドコモの「人口流動統計」を使用した。人口流動統計は携帯電話網の運用データを基にしたモバイル空間統計[®]の一種であり、人々の移動に関する統計データで、ゾーン間の流動人口を把握できる¹⁾。使用した OD データの諸元を表-1 に示す。研究対象のエリアは東京都 23 区、OD は東京都 23 区内々トリップ（起点、終点いずれも東京都 23 区内となっているトリップ）とする。ゾーン体系としての空間解像度は、1 辺がルート 3 分の 2km（約 1.15km）、面積 4km² のヘキサゴン（正六角形）メッシュを採用している。対象エリアにおいて人口集中の最も激しい新宿駅を含むメッシュの中心（重心）を JR 新宿駅の山手線ホームの中心に設定しており、同時に東京駅周辺の大丸有地区が同一メッシュに含まれている。

ここで、ヘキサゴンメッシュを選定した理由は、正方形のメッシュと異なり、隣接するメッシュの中心同士の距離が一定となっており、移動の方向によりトリップ長を平等に評価することができるメリットに着目したためである。ヘキサゴンメッシュにより、特にトリップ長を重視したモニタリングにおいては、他のゾーン体系と比較してより実態の特徴を言い表すことが可能であると考えられる。対象エリアのヘキサゴンメッシュにおける夜間人口を図-1 に示す。夜間人口は、平成 27 年国勢調査の町丁字別人口を使用して面積按分した値である。

表-1 人口流動統計の諸元

項目	諸元
データ名称	NTTドコモ「人口流動統計」
対象地域	東京都23区を包含するメッシュエリア ※内々トリップのみ
対象日	2019年 4月 26日（金）：経年比較対象日 2019年10月12日（土）：台風19号関東上陸日 2020年 4月 1日（水）：緊急事態宣言発令6日前 2020年 4月 8日（水）：緊急事態宣言発令翌日 2020年 4月 28日（火）：緊急事態宣言発令期間内
時間解像度	時間帯区分なし（全日）
空間解像度	面積4km ² のヘキサゴン（正六角形）メッシュ
メッシュ数	東京都23区を包含する198メッシュ
性別	区分あり
年齢	3区分（15～29歳、30～49歳、50～89歳）

3. 東京都 23 区全体における人口動態の分析結果

本章では、コロナ禍における東京都 23 区全体の人口動態の分析結果を示す。1 節では、東京都 23 区の流動の全体像を概観する。2 節および 3 節では、OD データの空間解像度であるメッシュ単位の発生集中量やトリップ数の差分に着目して時点比較することで、より詳細な流動人口の変化を把握する。さらに、他の情報と重畳し、コロナ禍において変化したトリップの特性を示す。

(1) 概観

まず、東京都 23 区における流動の全体像を把握するために、総トリップ数および平均トリップ長を比較する。平均トリップ長は、トリップごとに OD となるメッシュから移動距離を算出した際の平均値である。発令前後の総トリップ数および平均トリップ長の変化を図-2 に

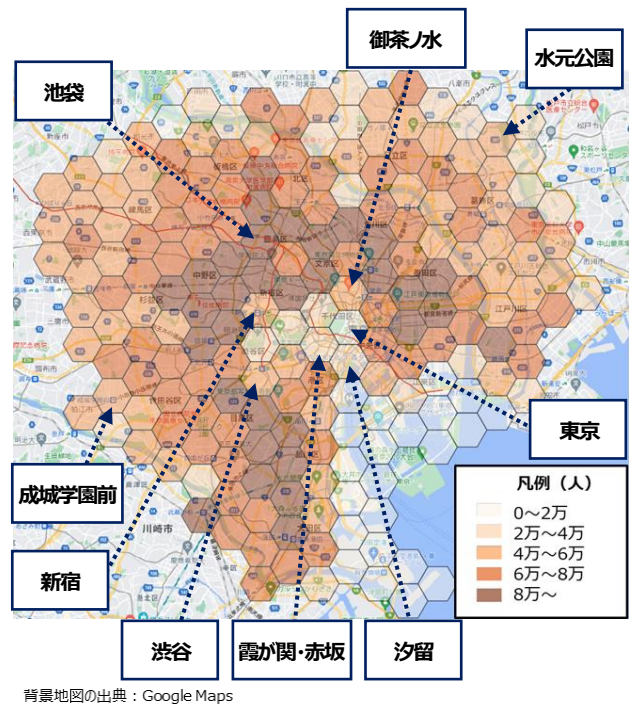


図-1 メッシュ別夜間人口の分布

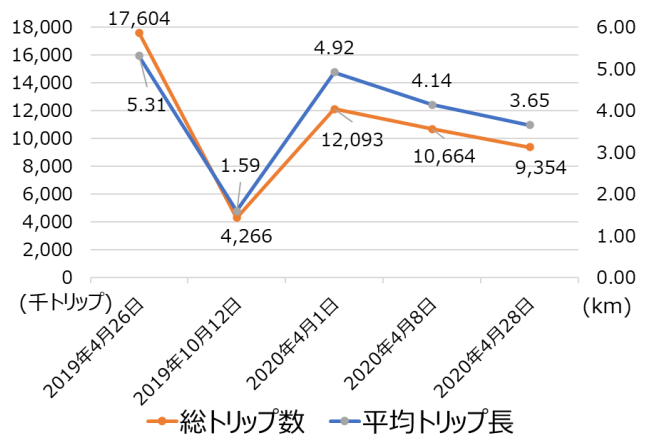


図-2 総トリップ数・平均トリップ長の変化

示す。図-2より、コロナ禍の2020年4月28日は総トリップ数が9,354千トリップであり、経年比較対象日とした2019年4月26日の総トリップ数である17,604千トリップと比較して約47%減少したことがわかる。一方、台風上陸日の2019年10月12日とコロナ禍の2020年4月28日とを比較した場合、前者の総トリップ数および平均トリップ長がともに少なかった。悪天候時は交通機関の計画運休によりトリップが確実に減少したものの、コロナ禍では計画運休が実施されなかったため、外出の自粛がある程度進んだ一方、コロナ禍以前と変わらないトリップが一部存在したと考えられる。発令前後の2020年4月1日と2020年4月8日で比較すると、2020年4月1日の総トリップ数は12,093千トリップ、2020年4月8日の総トリップ数は10,664千トリップであった。発令前後1週間を比較すると、トリップ数は約12%減少していたことがわかる。

次に、トリップの減少幅が大きい発令前後1年間における性・年齢層別トリップ数の変化を図-3に示す。図-3より、性別では、トリップ数の変化の違いは小さいものの、年齢層別では、生産年齢層にあてはまる15~49歳でトリップ数の減少幅が大きいことがわかる。また、就業者が多い30~49歳の男性で減少幅が最も大きいため、テレワーク推進等による外出自粛で当該属性のトリップが減少したと推察される。

以上より、コロナ禍と台風上陸時における総トリップ数および平均トリップ長の変化の違いから、人流に影響する現象の特性を把握した。また、緊急事態宣言発令の効果として通勤・業務目的のトリップが自粛された（テレワークが推進・実施された）ことを示した。

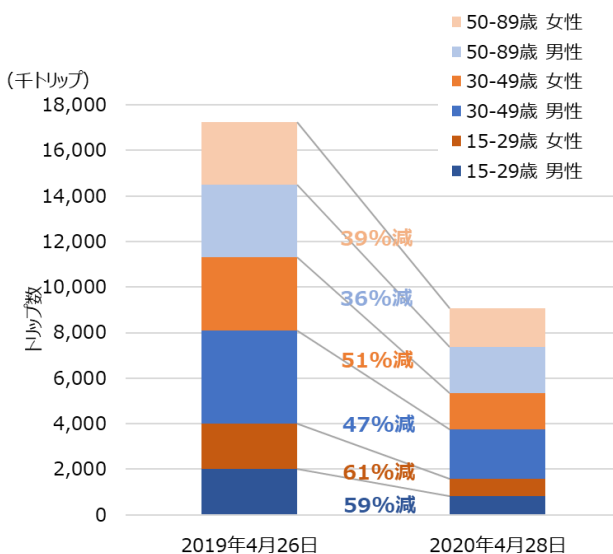


図-3 性・年齢層別トリップ数の変化

(2) 発令前後1年間の時点比較

次に、発令前後1年間におけるメッシュ別の発生集中量を比較した。散布図で可視化した結果を図-4に示す。全198メッシュのうち197のメッシュにおいて発生集中量が減少しており、図-4より、発生集中量が大きいメッシュほど減少幅が大きいことがわかる。さらに、発令前後1年間の発生集中量の差分をメッシュ別に算出し、その結果とメッシュ内の駅乗降者数¹²⁾の合計値とを比較した。比較した結果を図-5に示す。図-5より、発令前後1年間における発生集中量の差分（量）と駅乗降者数との相関係数は-0.912であり、強い負の相関があることがわかる。そのため、発生集中量の差分は駅乗降者数と関係があるといえる。また、発生集中量の差分と鉄道路線¹³⁾とを重畳して傾向を確認した。地図上に可視化した結果

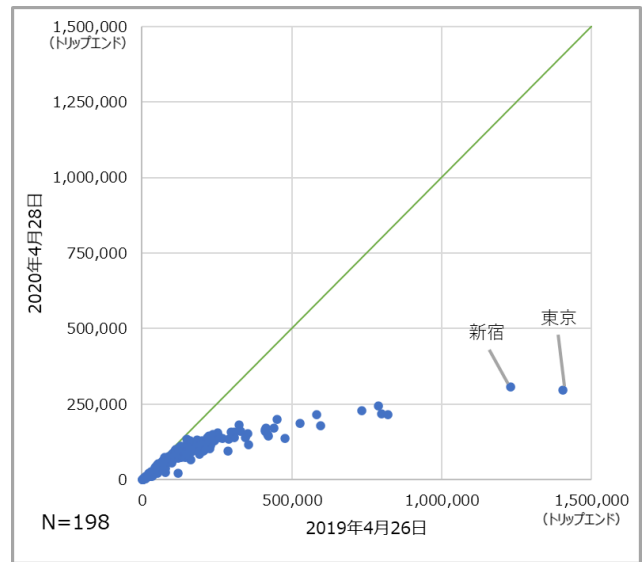


図-4 コロナ禍と経年比較対象日における発生集中量

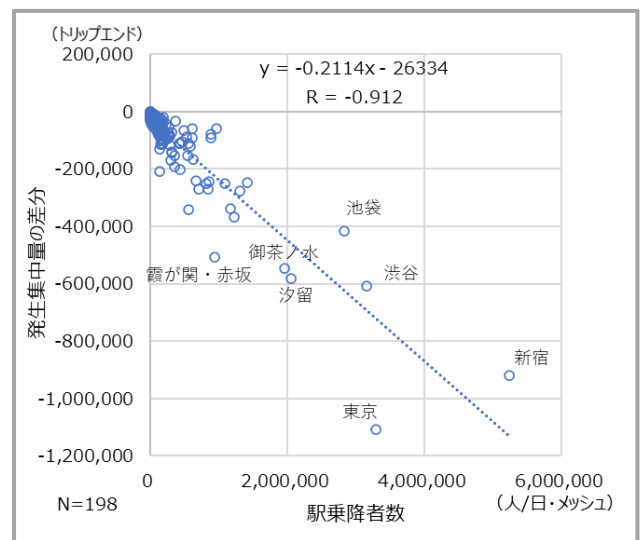


図-5 発令前後1年間における発生集中量の差分（量）と駅乗降者数との関係

を図-6に示す。図-6より、鉄道路線が集中するメッシュや主要な駅を含むメッシュで発生集中量が大きく減少していることがわかる。

ここで、図-5の散布図において値が大きく外れ値となっている7つのメッシュに着目すると、駅乗降者数に対して発生集中量の減少幅が大きい「東京、汐留、御茶ノ水、霞が関・赤坂」と、駅乗降者数に対して発生集中量の減少幅が小さい「新宿、渋谷、池袋」の2つのグループに大別できる。発生集中量の減少幅が比較的大きい東京、汐留、御茶ノ水、霞が関・赤坂は特に自粛が進んだ地域といえる。なかでも東京メッシュは、新宿、渋谷、池袋と比較して発生集中量の減少が著しい。したがって、主にビジネス利用が多い地域では、ワークスタイルが変化したことで、鉄道の利用規模に対して移動の自粛がより進んだと考えられる。以上より、交通ビッグデータのODから、コロナ禍における自粛の傾向を示した。

(3) 発令前後1週間の時点比較

続いて、発令前後1週間におけるメッシュ別の発生集中量を比較した。散布図で可視化した結果を図-7に示す。図-7より、発生集中量が多いメッシュほど減少幅が大きいことがわかる。一方、全198メッシュのうち52のメッシュにおいては発生集中量が増加していたものの、発生集中量が200千トリップエンド未満と比較的小さく、いずれも増加の割合は大きくない。さらに、発令前後1週間の発生集中量の差分をメッシュ別に算出して地図上に可視化した結果を図-8に、図-8に「国土数値情報 土地利用詳細メッシュデータ¹⁴⁾」の「公園・緑地」と「河川地及び湖沼」を重ね合わせた結果を図-9に示

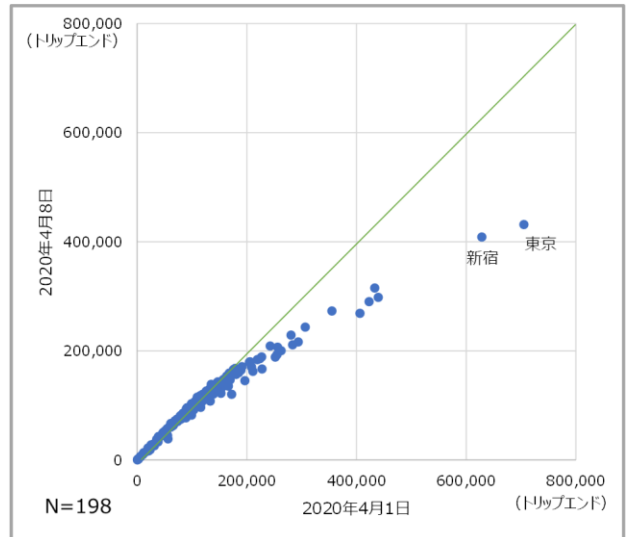


図-7 発令前後1週間における発生集中量

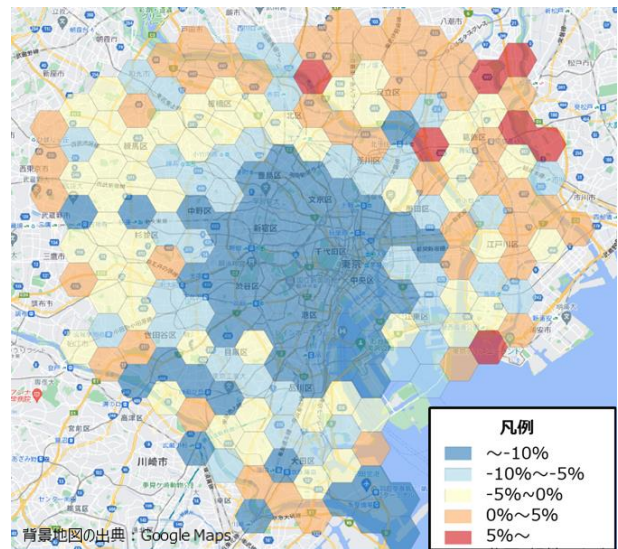


図-8 発令前後1週間における発生集中量の差分 (割合)

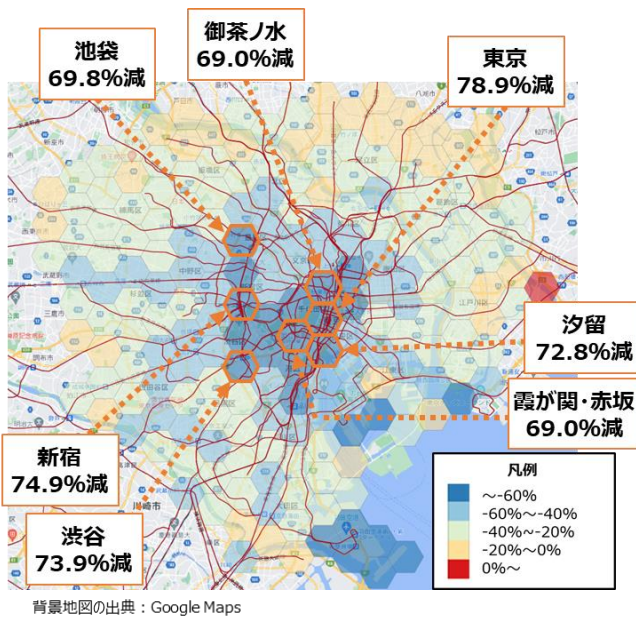


図-6 発令前後1年間における発生集中量の差分 (割合) と鉄道路線との関係

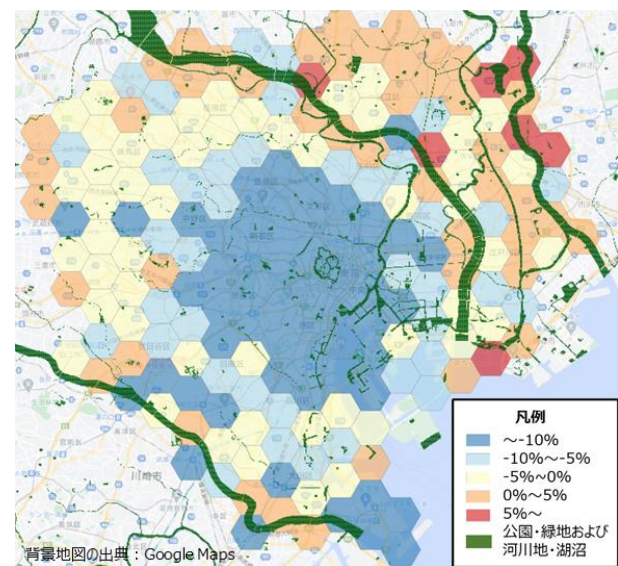


図-9 発令前後1週間における発生集中量の差分 (割合) と土地利用の分布

す。図-8より、都心に近いメッシュは総じて発生集中量が10%以上減少しており、発生集中量が増加したメッシュは郊外に分布している。また、図-9より、郊外部では、発生集中量が増加したメッシュと公園・緑地や水辺空間の重なる場所が多いことから、発生集中量が増加したメッシュは、郊外の公園・緑地および水辺の周辺であることがわかる。本分析により、コロナ禍において郊外部の水辺・緑地への移動が増加した可能性が示された。

ここで、東京都 23 区で面積が最大の公園である水元公園と重なるメッシュに着目した分析を実施した。分析結果を図-10に示す。図-10は、水元公園と重なるメッシュに到着するトリップのみを対象として各メッシュの発生量を算出したうえで、発令前後 1 週間での各メッシュの発生量の差分を地図上に可視化した結果である。図-10より、近隣のメッシュから水元公園への移動が主に増加したことがわかる。郊外部に住む人々が「三密」を避けるために、居住地に近い緑地・水辺を利用したことが考えられる。交通ビッグデータの OD を用いた人口動態の分析により、地域生活者の行動様式の変化を捉えることができた。

4. メッシュに着目した人口動態の分析結果

本章では、住宅街（成城学園前、東武練馬、大泉学園、田園調布、葛西）および都心（東京、新宿、渋谷、池袋）のメッシュをそれぞれ選出し、トリップの減少幅が大きい発令前後 1 年間の時点比較によって人口動態の変化を分析した。まず、住宅街の一例として、成城学園前に着目した。成城学園前を出発して他のメッシュへ移動する「メッシュ間流動」、発着メッシュがともに成

学園前である「メッシュ内流動」およびその割合の変化を図-11に示す。図-11において、成城学園前を出発するトリップは全体で約 9%減少しており、メッシュ内流動が 10%増加しているのに対して、メッシュ間流動が約 19%と大きく減少している。

ここで、成城学園前を出発するトリップの着メッシュ別の変化を分析した。まず、成城学園前に到着するトリップのみを対象として各メッシュの発生量を算出した。次に、発令前後 1 週間での各メッシュの発生量の差分を算出し、地図上に可視化した。算出した発生量の差分（量）の可視化結果を図-12 に、差分（割合）の可視化

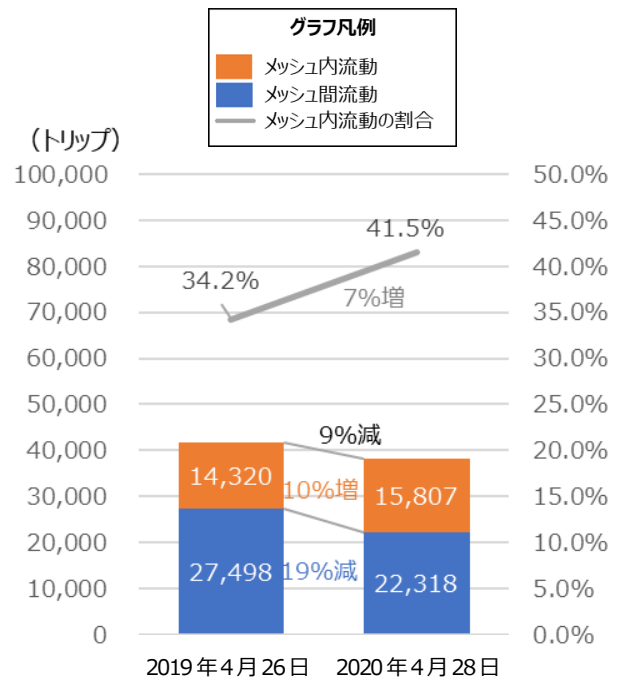


図-11 成城学園前における発トリップとメッシュ内流動の割合の変化

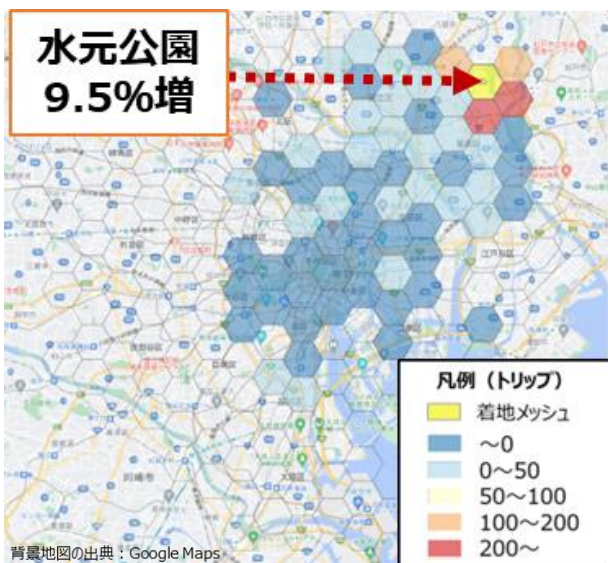


図-10 水元公園着トリップの発メッシュ別差分（量）

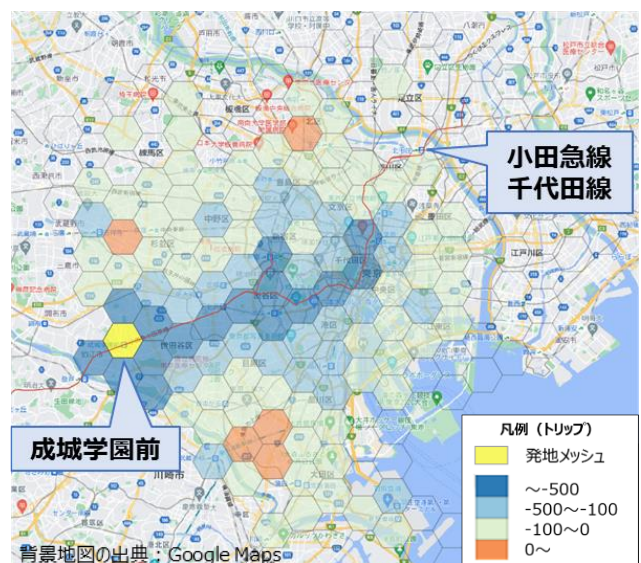


図-12 成城学園前発トリップの着メッシュ別差分（量）

結果を図-13に示す。図-12より、沿線の鉄道路線が通過するメッシュへ向かうトリップが大きく減少しているの、肌感覚であった鉄道利用のトリップの減少が定量的に把握できる。また、図-13より、距離の離れたメッシュへのトリップで減少の割合が高いことから、居住地を離れる行動は自粛傾向が高かったと考えられる。さらに、ここまでの分析を住宅街として選出した他のメッシュを対象に実施した結果、成城学園前と同様の結果が得られた。以上より、住宅街では、移動の自粛が一定程度浸透していたことや、近隣の鉄道路線を利用したり、離れた場所へ移動したりする行動がより自粛されていたことを示した。この結果から、居住地周辺の身近な交通は自粛の影響が少なく、近距離への移動にとどまる「地域ごもり」が進んだと推察される。

先述の内容に加えて、都心（東京、新宿、渋谷、池袋）の各メッシュを対象として、到着するトリップを分析した。他のメッシュから当該メッシュに到着する「メッシュ間流動」、発着メッシュがともに当該メッシュで

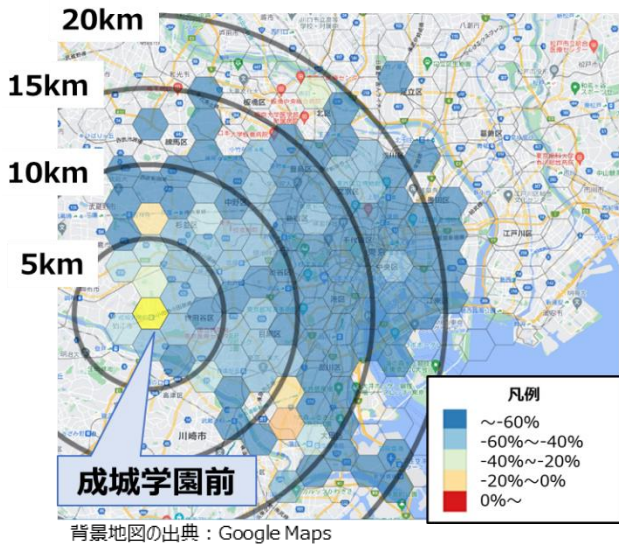


図-13 成城学園前発トリップの着メッシュ別差分（割合）

ある「メッシュ内流動」およびその割合の変化を可視化した結果を図-14に示す。図-14より、都心のメッシュにおいてはメッシュ内流動、メッシュ間流動ともに大きく減少していることがわかる。さらに、東京においては、メッシュ内流動の割合も減少している。各メッシュを移動先とするメッシュ間流動が減少しているため居住地から都心に移動する人が減少したことに加えて、オフィス街の業務目的の移動やエキナカ等の回遊といった近距離の移動も大きく減少したことがわかる。

5. おわりに

本稿では、2020年のコロナ禍における東京都23区を対象として、ODデータの一種である人口流動統計で流動人口を多角的に分析することで、滞留人口データのみでは得られない人流現象の深い洞察が得られた。エリア間の流動人口の変化から、緊急事態宣言の発令により移動の自粛が浸透していた傾向を解明した。また、鉄道の利用傾向およびオープンスペースが流動人口の変化に強く関係している等の知見を得た。本稿で、鉄道路線や地域単位で移動先の変化を分析・把握できたことから、交通ビッグデータのOD分析は、データの鮮度を活かしたエリアマーケティングへの活用等の点でニーズに合致するデータであると考えられる。

今後は、交通ビッグデータのOD分析手法をさらに考案・深化させ、地方公共団体や民間事業者等の人流分析への活用を想定した分析手順の体系化を目指す。

謝辞：本研究を遂行するにあたって、法政大学大学院の野崎琉加氏、矢野有希子氏には多大なご協力を賜った。ここに記して感謝の意を表する。

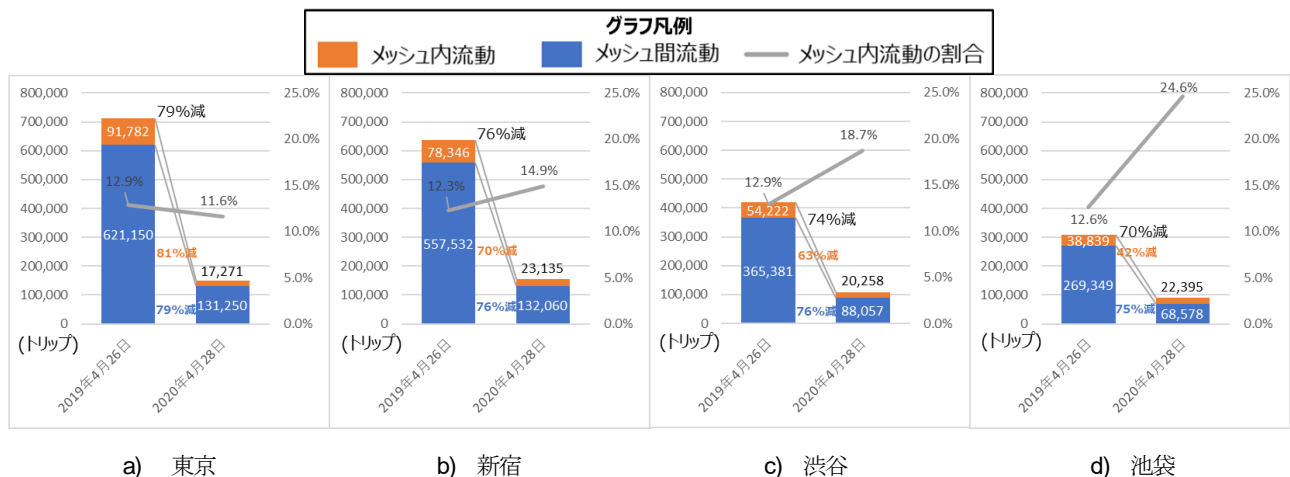


図-14 都心における着トリップとメッシュ内流動の割合の変化

参考文献

- 1) Chang, S., Pierson, E., Koh, P.W., Gerardin, J., Redbird, B., Grusky, D. and Leskovec, J.: Mobility network models of COVID-19 explain inequities and inform reopening, *Nature*, Vol.589, 82–87, 2021.
- 2) Google LLC : COVID-19 Community Mobility Reports, <<https://www.google.com/covid19/mobility/>>, (入手 2022.9.30) .
- 3) Wielechowski, M., Czech, K., Grzęda, Ł.: Decline in Mobility: Public Transport in Poland in the time of the COVID-19 Pandemic, *Economies*, Vol.8, No.4, 78, 2020.
- 4) 日本放送協会 : 特設サイト 新型コロナウイルス 街の人出は減っているのか?, <<https://www3.nhk.or.jp/news/special/coronavirus/outflow-data/>>, (入手 2022.9.30) .
- 5) 水野貴之, 大西立顕, 渡辺努 : 流動人口ビッグデータによる外出の自粛率の見える化, 人工知能, 人工知能学会, Vol.35, No.5, pp.667-672, 2020.
- 6) 清家剛, 三牧浩也, 原裕介, 小田原亨, 永田智大, 寺田雅之 : まちづくり分野におけるモバイル空間統計の活用可能性に係る研究, 都市計画論文集, 日本都市計画学会, Vol.46, No.3, pp.451-456, 2011.
- 7) 株式会社 NTT ドコモ : 2016 年度 新潟県産業労働観光部観光局交流企画課 ビッグデータを活用した交流人口動向分析業務, <<https://www.pref.niigata.lg.jp/uploaded/attachment/50403.pdf>>, (入手 2022.9.30) .
- 8) 国土交通省 : 人流データの流通環境整備・利活用拡大支援事業, <https://www.mlit.go.jp/tochi_fudousan_kensetsugyo/tochi_fudousan_kensetsugyo_tk17_000001_00003.html>, (入手 2022.9.30) .
- 9) 国土交通省 : PT 調査とは?, <<https://www.mlit.go.jp/crd/tosiko/pt.html>>, (入手 2022.9.30) .
- 10) 総務省統計局 : 令和 2 年国勢調査の概要, <<https://www.stat.go.jp/data/kokusei/2020/gaiyou.html>>, (入手 2022.9.30) .
- 11) 株式会社 NTT ドコモ : 人口流動統計, <https://mobaku.jp/service/jpn_flow/od/>, (入手 2022.9.30) .
- 12) 国土交通省 : 国土数値情報 | 駅別乗降者数データ, <https://nlftp.mlit.go.jp/ksj/gml/datalist/KsjTmplt-S12-v3_0.html>, (入手 2022.9.30) .
- 13) 国土交通省 : 国土数値情報 | 鉄道データ, <https://nlftp.mlit.go.jp/ksj/gml/datalist/KsjTmplt-N02-v3_0.html>, (入手 2022.9.30) .
- 14) 国土交通省 : 国土数値情報 | 土地利用詳細メッシュデータ, <https://nlftp.mlit.go.jp/ksj/gml/datalist/KsjTmplt-L03-b-c-v3_1.html>, (入手 2022.9.30) .

(2022.?? 受付)

UNDERSTANDING THE DEMOGRAPHICS IN TOKYO 23 WARDS ON THE COVID-19 PANDEMIC UTILIZING OD FLOW OF TRANSPORT BIG DATA

Ryuichi IMAI, Toshikazu MATSUSHIMA and Yuya ARAKI