

モバイルビッグデータを活用した 新型コロナウイルス禍における人の動きの分析

三嶋瑞季*・秋山祐樹**

Analysis of People Activity at Covid-19 Pandemic in 2020 Using Mobile Phone Big Data

Mizuki MISHIMA*, Yuki AKIYAMA**

The purpose of this study is to show the relationship between the spread of the COVID-19 infection, which has become a global pandemic in 2020, and people activity, by using of mobile phone big data, and to show the usefulness of this study as a preventive measure in case similar cases occur in the future. The number of infected people and dynamic population in 2020 compared to 2019 were compared for the entire area of Sapporo, Sendai, Osaka, and Fukuoka, as well as for our own defined downtown area including Ginza and Shinjuku. We found some common patterns in the time-series changes in the number of infected people and the number of people staying in the downtown area in all cities. Our results show the usefulness of mobile phone big data in infectious diseases like COVID-19.

Keywords: 新型コロナウイルス (COVID-19), モバイルビッグデータ (mobile phone big data), 人の動き (people activity), 時空間分析 (spatio-temporal analysis)

1. はじめに

2020年8月現在, 新型コロナウイルス感染症(以下「COVID-19」)が世界中で猛威を振るっている。日本も例外ではなく, 多数の感染者, 死者が発生する状況が続いており, 日常を大きく変えた。そうした中で, 「ソーシャルディスタンス」, 「3つの密の回避」, 「人との接触8割減」などの言葉に代表されるように, コロナ禍における人の動きが, 感染抑制と密接な関係にあることが分かり始めている。

一方, 近年では携帯電話の移動履歴に関するビッグデータ(以下「モバイルビッグデータ」)の活用が活発になってきている。例えば観光分野での活用(相原, 2017), 防災分野での活用(小川ほか, 2018), 都市交通分野での活用(今井ほか, 2015)などが挙げられる。しかし, 日本国内においては, 近年大規模な感染症が発生しなかったことなどから, 保健分野でのモバイルビッグデータの活用はそれほど注力されてこなかった(二瓶, 2017)。しかし, 今回のCOVID-19の世界的大流行により, 我が国において

もモバイルビッグデータを活用した定量的な分析結果(人出の増減や自粛の効果など)が報道されるなど, 保健分野におけるモバイルビッグデータの有用性が注目され始めている。モバイルビッグデータは膨大な人々の分布や流動を継続的に把握できるという特性から, 感染症の感染経路予測や感染リスクの高い地域の特長, 感染拡大の抑制に役立つことが期待されることが既存研究においても指摘されている(新井・関本, 2013; Cooper et al., 2008)

そこで, 本研究ではモバイルビッグデータを活用し, コロナ禍における人の動きを平常時と比較・分析した。また, 人の動きの変化とCOVID-19の流行との間にどのような関係性が見られるかを定量的に示すことで, 今後, 類似する人の動きと感染者数の傾向がみられた場合に, 感染拡大のパターンを予測し, 早期に行政の判断や個人の行動制限を促すことにより, 感染抑制が図れる可能性を示すことを目的とする。

* 学生会員 東京都市大学建築都市デザイン学部都市工学科 (Tokyo City University)
〒158-0087 東京都世田谷区玉堤 1丁目2番8-1 Tel: 03-5707-0104 E-mail: g1718085@tcu.ac.jp

** 正会員 東京都市大学建築都市デザイン学部都市工学科 (Tokyo City University)

2. 研究対象地域

我が国における COVID-19 の流行状況は、地域によって感染者数の推移に大きな違いが見られる。そこで本研究では、比較的人口規模が大きく、また感染者数の推移にバリエーションを持たせるため、まず以下に示す 4 つの都市を研究対象地域に設定した。

- ① 北海道札幌市：2 月下旬、国内で初めて緊急事態宣言を発令した都市であり、人口比でも感染者数が比較的多い都市である。
- ② 宮城県仙台市：人口規模の割には比較的、感染者数が少ない都市である。なお、1 日の最大感染者数は 16 人である。(2020 年 8 月 20 日現在)。
- ③ 大阪府大阪市：大阪府は全国の都道府県で 2 番目に多い感染者数を記録しており、大阪市は大阪府内でも感染者数が最も多い都市である。
- ④ 福岡県福岡市：大規模な繁華街である中洲があり、感染者数も全国で上位の都市である。

さらに、全国の都道府県の中で最も感染者数が多い東京都の中でも、平常時に特に人出が多い以下の 2 つの区を研究対象地域に加えた。

- ⑤ 東京都新宿区
- ⑥ 東京都中央区

3. 使用したデータの説明

3.1. モバイルビッグデータ

本研究では、株式会社 Agoop から提供を受けたモバイルビッグデータである「メッシュ型流動人口データ」を使用した。このデータは携帯電話から位置情報を取得する独自の仕組みを各種アプリに搭載することで、携帯電話の位置情報を GPS 等から取得し、その結果をメッシュ集計することで、時間経過による人口推移を把握できるデータである。本研究では 3 次メッシュ集計（約 1km メッシュ）の結果を用いた。同データからは各時間帯（1 時間毎）にメッシュ内に分布する人口を把握することができる。なお、ここで取得できる情報は全ての携帯電話端末の情報ではないため、アプリユーザ数を日本の総人口規模になるように、アプリユーザに地域偏差を考慮した重みを与え、各種メッシュの滞在時間を考慮して人口を算出している。

本研究では平常時と比較することで COVID-19 の影響を把握する。そこで 2020 年 2 月 28 日～5 月 14 日と、そのちょうど 1 年前である 2019 年 2 月 28 日～5 月 14 日のデータを使用した。

なお、同データの信頼性を検証するために、国勢調査の 3 次メッシュ人口との比較を行った。国勢調査は定住人口であるため、多くの人々が在宅していると期待される 2 時のモバイルビッグデータの 3 次メッシュ人口と比較した。COVID-19 の影響が存在しない 2019 年の 2 月 15 日～3 月 14 日の 1 ヶ月分の日本全国のモバイルビッグデータの 2 時のメッシュ人口の平均値と、日本全国の国勢調査の 3 次メッシュ人口で相関分析を行った結果を表 1 に示す。両者の間には極めて強い相関が見られることが分かる。すなわち、本研究で使用したモバイルビッグデータが少なくとも 3 次メッシュ集計については実際の人口分布に対して十分な説明力を持っていると言える。

3.2. 商業集積統計

「4.2 狭域での分析」で使用する。商業集積統計とはデジタル電話帳から得られた店舗・事業所の空間分布データを用いて、日本全国の商業集積地域の分布をポリゴンデータとして把握できるデータセットである。1 つ 1 つの商業地域の場所や空間的広がりだけでなく、業種別の店舗数などの詳細な情報の把握が可能である（秋山ほか，2013）。本研究では調達できたデータの制約上、2016 年のデータを使用した。

3.3. 人口集中地区ポリゴンデータ

国土数値情報の「人口集中地区データ」を使用した。同データは人口集中地区（DID）について、その範囲（面）、人口、面積、人口割合、面積割合、国勢調査年度等を属性として保有するポリゴンデータである。

表 1 回帰分析の結果

相関係数 (R)	0.936
決定係数 (R2)	0.8828
補正R2	0.8828
標準誤差	784.9948
観測数	137849
P値	0

4. 分析方法

本研究では2020年2月29日（土）～2020年5月14日（木）のモバイルビッグデータと、2020年2月29日（土）～2020年5月28日（木）のCOVID-19感染者数を用いて分析を行った。また、感染者数の情報は各都道府県のCOVID-19関連のホームページに掲載されている情報や、関連するオープンデータサイトから収集し整理した。

4.1. 市域全体での分析

市域全体のモバイルビッグデータが利用可能な研究対象地域①～④において、1週間ごとの累計感染者数と2019年のメッシュ人口に対する2020年のメッシュ人口を同じ曜日で比較し2020年のメッシュ人口の2019年比を1週間ごとに集計し、その時系列的な変化を明らかにした。

4.2. 繁華街を対象とした分析

研究対象地域①～⑥において、最も人の動きが活発であると考えられる繁華街を定義し、その地域に該当するメッシュ人口の増減を明らかにした。

繁華街の定義方法は以下の通りである。図1に示すように、各研究対象地域において人口集中地区内の商業集積地域のみを抽出し、その中でもコロナ禍

において最も影響を受けたと考えられる各種飲食店の店舗数が最大の商業集積地域を含むメッシュを繁華街とした。表2に同手法で抽出した繁華街となるメッシュを示す。また、図2にメッシュ周辺の地図を示す。

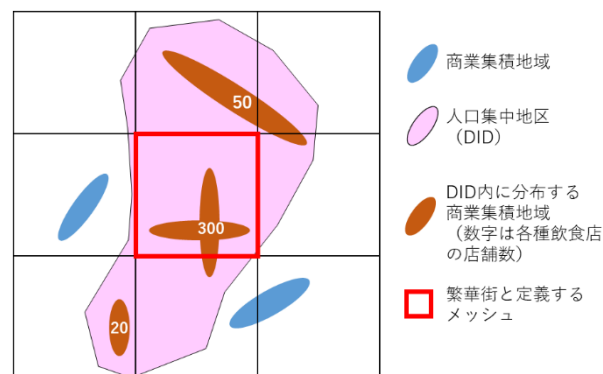


図1 繁華街の定義方法

表2 定義した繁華街一覧

都市名	該当する繁華街	最寄り駅	商業集積地域内の建物数	商業集積地域内の各種飲食店のテナント数
① 札幌市	すすきの	すすきの	150	151
② 仙台市	国分町	勾当台公園	1,804	1,520
③ 大阪市	心斎橋	心斎橋	3,077	1,656
④ 福岡市	中洲	中洲川端	1,333	1,196
⑤ 東京都新宿区	銀座・新橋	銀座	1,883	1,337
⑥ 東京都中央区	歌舞伎町	新宿三丁目	1,330	832

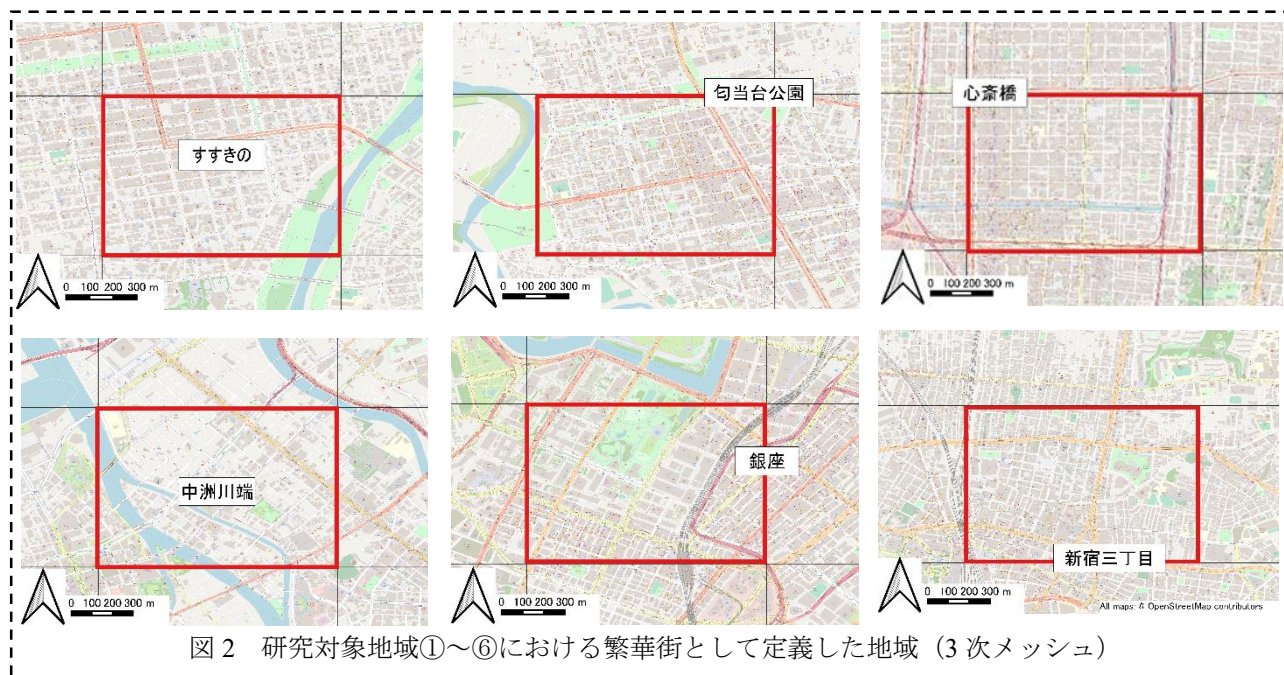


図2 研究対象地域①～⑥における繁華街として定義した地域（3次メッシュ）

5. 分析結果

5.1. 市域全体における分析結果

札幌市、仙台市、大阪市、福岡市全域での分析結果をそれぞれ図 3～図 6 に示す。札幌市、仙台市は感染者の増減に関わらず、2020 年と 2019 年のメッシュ人口比は 1.000 付近を推移していた。一方、大阪市、福岡市では感染者の増加とともにメッシュ人口比は減っていき、2019 年に対し、大阪市で最大約 2 割、福岡市で最大約 1 割の人出が減少したことが分かった。

しかし、いずれの地域でも 7 割や 8 割減といった大幅な人出の減少は見られなかった。その要因として、札幌市や仙台市のように同じ市内に夜間の居住地、昼間の勤務地、そして繁華街が存在する場合、市内で移動が完結してしまうため、2019 年に見られた勤務地や繁華街における滞留人口が、2020 年は自粛等の効果により郊外の居住地に移動したものと考えられ、その結果、市域全体としては 2019 年に対する人出の減少として数字に現れなかったものと考えられる。

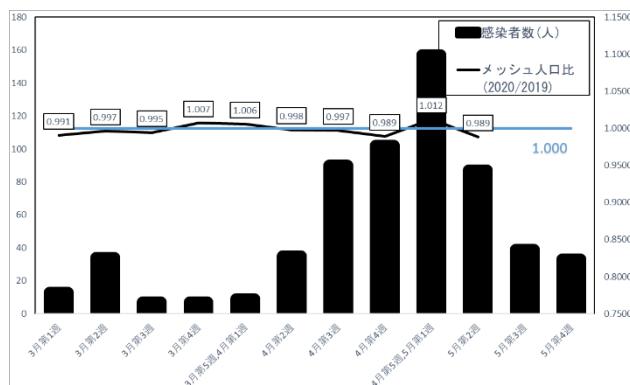


図 3 札幌市の感染者数とメッシュ人口比

5.2. 繁華街における分析結果

続いて、表 1 で定義した繁華街における分析結果をそれぞれ図 7～図 12 に示す。まず、①～④の繁華街では、市域全体の結果と比較して、明らかな人出の減少が確認された。すすきの(①札幌市)で最大約 6 割減、国分町(②仙台市)で最大約 5 割減、心斎橋(③大阪市)で最大約 6 割減、中洲(④福岡市)で最大約 5 割減となった。また、東京 23 区の繁華街である⑤銀座、⑥歌舞伎町では、それぞれ最大約 8 割減、約 6 割減となった。

続いて、COVID-19 感染者数と人出の増減を比較した結果、何れの繁華街においても 2019 年との人口比が 1 前後(すなわち平常時と同程度の人出)から減少し始めて 4～5 週間後に感染者数がピークを迎えていることが分かった。コロナウイルスは曝露してから発症するまで約 2 週間という指標(東京都感染症情報センター, 2020)があるが、モバイルビッグデータから推定される人出と感染者数の推移を比較した場合、人出が抑制され始めて概ね 4～5 週間後に感染者数がピークに達することが分かった。

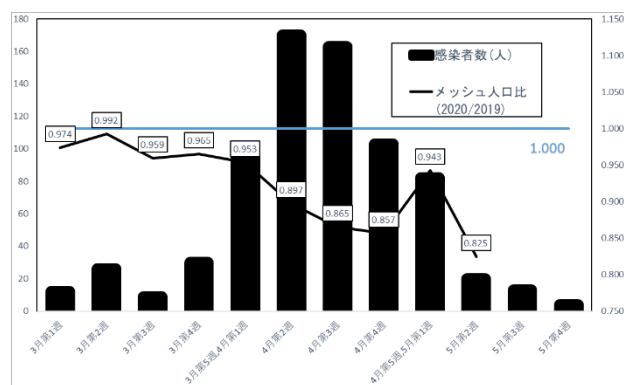


図 5 大阪市の感染者数とメッシュ人口比

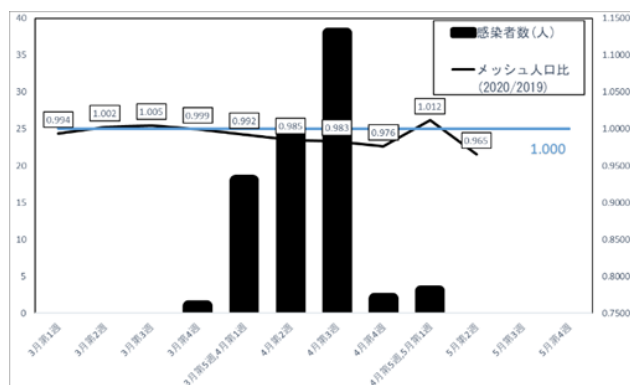


図 4 仙台市の感染者数とメッシュ人口比

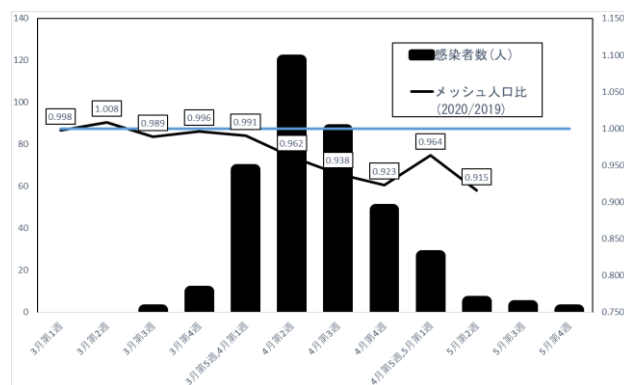


図 6 福岡市の感染者数とメッシュ人口比

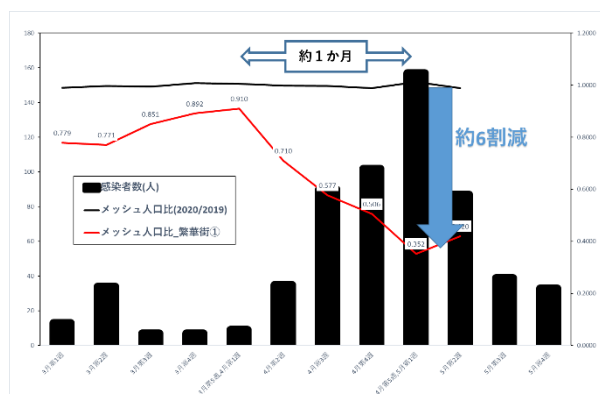


図7 札幌市の感染者数とすすきの(①札幌市)のメッシュ人口比の比較

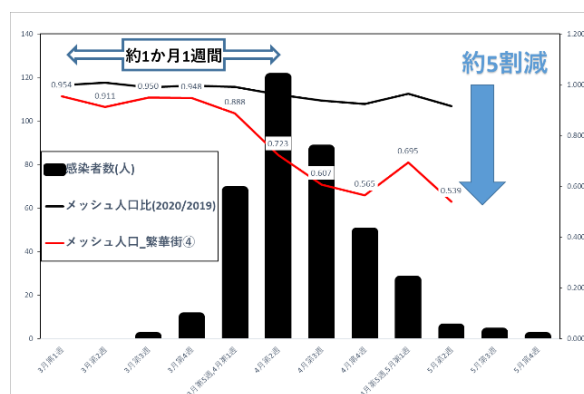


図10 福岡市の感染者数と中洲(④福岡市)のメッシュ人口比の比較

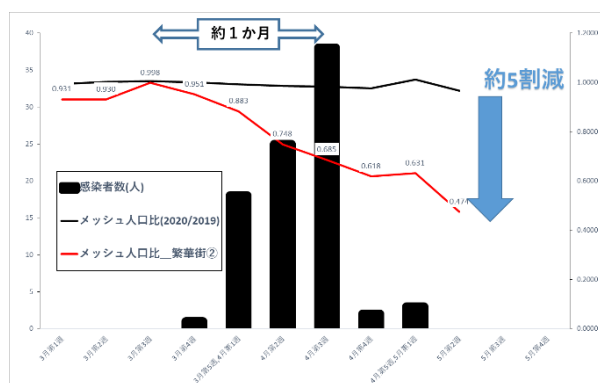


図8 仙台市の感染者数と勾当台公園(②仙台市)のメッシュ人口比の比較

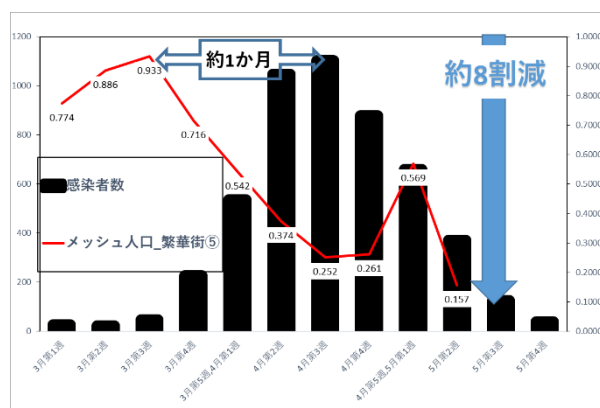


図11 東京都の感染者数と⑤銀座のメッシュ人口比の比較

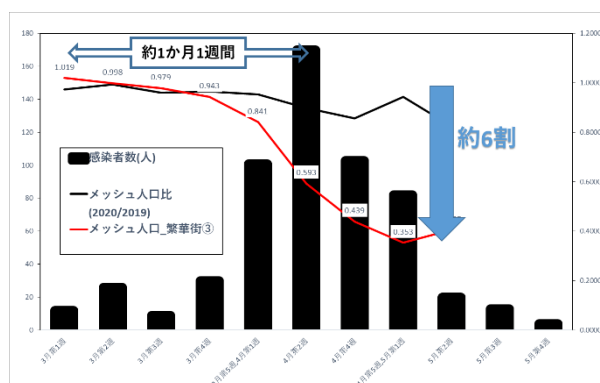


図9 大阪市の感染者数と心斎橋(③大阪市)のメッシュ人口比の比較

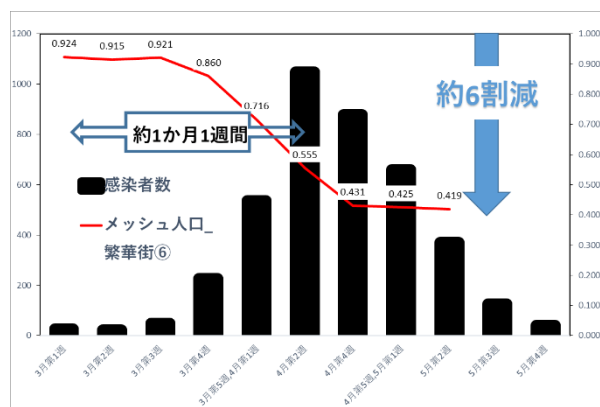


図12 東京都の感染者数と⑥新宿のメッシュ人口比の比較

次に、感染者数が減少に転じた週から2週間前のメッシュ人口比を表3に示す。緊急事態宣言下において、「人との接触機会の8割減」が掲げられていたが(厚生労働省, 2020), 福岡市の繁華街では2019

年の人出から約1割減, 新宿区の繁華街では2019年の人出から約6割減の2週間後から感染者数が減少に転じていた。このように地域によって、感染者の減少と人出の抑制の程度との間には、地域によって

表3 繁華街ごとの感染者数が減少に転じた週から
2週間前のメッシュ人口比

都市名	該当する 繁華街	感染者数が減少に 転じた週	感染者数が減少に 転じた週の2週間 前の人口比
① 札幌市	すすきの	5月第2週	0.506
② 仙台市	国分町	4月第4週	0.748
③ 大阪市	心斎橋	4月第4週	0.841
④ 福岡市	中洲	4月第3週	0.888
⑤ 東京都新宿区	銀座・新橋	4月第4週	0.374
⑥ 東京都中央区	歌舞伎町	4月第4週	0.716

その関係が異なることが分かった。ただし、今回は限られた都市、地域だけを対象としているため、今後さらに数多くの都市や繁華街を対象とし、総合的に判断していく必要がある点に留意されたい。

5. おわりに

本研究はモバイルビッグデータを活用し COVID-19 の感染拡大と人の動きとの間の関係性を明らかにし、今後の感染拡大の予防策としてモバイルビッグデータの活用可能性を示すことを目的に実施した。市域全域では、勤務地や繁華街である中心市街地の人口の減少と居住地である郊外の人口の増加が相殺することで、顕著な人出の減少は確認されなかった。一方、繁華街に注目すると、何れの繁華街においても人出と感染拡大および収束の間に明らかに類似した関係性を見出すことができた。

なお、本稿では空間的にも時間的にも限られた範囲を対象に研究を実施したが、今後は、より広範囲、長期間のモバイルビッグデータを活用して、さらに多様な視点で研究を進めていく必要があると考えられる。また、今後発覚する感染者数は PCR 検査数の増加により、本研究で対象とした期間よりもより顕著に増加する可能性があるため、その影響をどのように考慮するべきか、今後検討が必要である。

COVID-19は今後もさらなる拡大を続け、第2波、第3波が訪れる可能性は大いに考えられる。その際に、モバイルビッグデータによる人の動きの分析が感染拡大の抑制手段の一助となることを期待し、本研究をさらに推進していきたい。

謝辞

本研究は株式会社日本政策投資銀行との共同研究によるものである。ここに記して謝意を表したい。

参考文献

- 相原健郎(2017)ビッグデータを用いた観光動態把握とその活用：動体データで訪日外客の動きをとらえる,「情報管理」, **59**(11), 743-754.
- 秋山祐樹・仙石裕明・柴崎亮介 (2013) 全国の商業集積統計とその利用環境,「GIS—理論と応用」, **21**(2), 11-20.
- 新井亜弓・関本義秀 (2013) 大規模人口流動データの利活用について,「写真測量とリモートセンシング」, **52**(6), 327-331.
- 今井龍一・藤岡啓太郎・新階寛恭・池田大造・永田智大・矢部努・重高浩一・橋本浩良・柴崎亮介・関本義秀 (2015) 携帯電話網の運用データを用いた人口流動統計の都市交通分野への適用に関する研究,「土木計画学研究・講演集」, **52**, ROMBUNNO.142.
- 厚生労働省 (2020) 新型コロナウイルス感染症対策専門家会議「新型コロナウイルス感染症対策の状況分析・提言」(2020年4月22日) <<https://www.mhlw.go.jp/content/10900000/000624048.pdf>>.
- 小川芳樹, 秋山祐樹, 金杉洋, 柴崎亮介 (2018) ジオビッグデータを用いた多様なシナリオに基づく南海トラフ地震津波の人的被害推定—高知市周辺を対象として—,「E-journal GEO」, **13**(1), 140-155.
- 東京都感染症情報センター(2020) 新型コロナウイルス感染症 Q&A I 新型コロナウイルス感染症の基礎知識. <<http://idsc.tokyo-eiken.go.jp/diseases/2019-ncov/qa/qa1/>>.
- 二瓶直子(2017)動物媒介性疾患の地理情報システムによる解析,「日本衛生学雑誌」, **72**(2), 123-127.
- Cooper, D.L., Smith, G.E., Regan, M., Large, S. and Groenewegen, P.P. (2008) Tracking the spatial diffusion of influenza and norovirus using telehealth data: A spatiotemporal analysis of syndromic data. *BMC Med*, **6**, 16.