COVID-19 による感染状況が移動に及ぼす影響についての研究 —日本における都市と地方のタイミングの差に着目して—

鈴木 春菜(山口大学 大学院創成科学研究科, suzuki-h@yamaguchi-u.ac.jp) 內海 健(山口大学 大学院創成科学研究科, b019vev@yamaguchi-u.ac.jp)

A study of the effect of COVID-19 infection status on mobility:

Focusing on the difference in timing between urban and rural areas in Japan

Haruna Suzuki (Graduate School of Sciences and Technology for Innovation, Yamaguchi University)

Takeshi Utsumi (Graduate School of Sciences and Technology for Innovation, Yamaguchi University)

要約

本研究では、日本の都市部と地方部から選出した7都府県を対象として、COVID-19の感染状況が公共交通利用を中心とする移動に及ぼす影響を検討した。モビリティ利用と自県ならびに全国の新規感染者数の相関係数を新規感染者数のデータをずらしながら算出することで、各感染状況が最もモビリティ利用に影響を及ぼしたタイミングを推計するとともに、回帰分析を行って影響の程度を検討した。その結果、モビリティ利用に影響を及ぼしたタイミングは東京で第1波が14~16日、第2波が8~11日、大阪で第1波が15~18日、第2波が6~9日と推計され、第1波よりも第2波では感染拡大から移動の減少が早く生じた可能性が示された。また、第1波の地方部では自都府県の感染状況よりも全国の感染状況に影響されたと考えられる期間が長かった可能性が示された。また、自都府県の10万人当たり新規感染者数を説明変数とした場合、都市部と比較して地方部で回帰係数が大きかった。さらに、第1波では全国の新規感染者数を説明変数とした場合も、全ての都府県で回帰係数が有意であり、決定係数が自都府県の新規感染者数を説明変数とした場合も、全ての都府県で回帰係数が有意であり、決定係数が自都府県の新規感染者数を説明変数とした場合よりも高い府県も多かった。本研究で示された結果は、第1波では身近な感染状況に加えて、マスコミ等の報道による全国的な感染状況によって、公共交通を中心とした移動が変化した可能性を示唆するものと考えられる。

キーワード

COVID-19,移動,Google Community Mobility Reports,Transit stations,公共交通

1. はじめに

COVID-19 の拡大によって世界中で実施された都市封鎖や行動制限は、都市・交通に大きな影響をもたらしている。経済活動の制限によって大気汚染や水質汚染が改善される、あるいは、通勤時間が削減されて社会的費用が削減される(Hensher et al., 2021)といった肯定的な影響も報告される一方、他人との距離を保つため公共交通を忌避し自家用車の利用率が増加することによって社会的費用が増加することが懸念されている。Ruffino et al. (2020)の試算では、COVID-19 による自動車の分担率増加が継続した場合、イタリア全土で年間110億ユーロ(約1兆3772億円)以上の社会的費用が発生すると指摘されている。このような背景を踏まえ、COVID-19 収束後を見据えた都市交通施策が検討されており、NYやベルリンをはじめとして各地で自転車専用レーンが整備されるなど、自転車利用を促進するための施策が世界的に進められている。

一方で、公共交通利用については感染症対策などの安全性確保に関する取り組みが進む一方で利用回復の検討は世界的に先送りとなっている傾向にあるようだ。諸外国では公営や公的補助を前提とした運営が行われている

都市も多く、公共交通の経営が問題視されていないこと によると考えられる。日本では、公共交通事業は運賃収 入による独立採算を前提とした運営が基本であり、公共 交通の利用回復の遅れは経営に大きなダメージを与え る。実際に COVID-19 による利用者減少が、交通事業者 の存続を危ぶませる事態となっており、その傾向は都市 部・地方部に差がないことが報告されている (JCOMM, 2020)。感染状況が都市部より悪化していない地方部でも 同様に公共交通による移動が減少した可能性があり、そ のような状況を踏まえ、今後の事業者の支援や利用促進 策を検討する必要がある。特に地方部の公共交通はコロ ナ禍以前よりドライバー不足や採算性の悪化などといっ た課題を多く抱えていたことから、COVID-19による利用 者の減少によってより大きな影響を受ける可能性がある。 現時点では、各事業者が利用減少の程度によって個別に 自治体と協議し、支援を受けるに留まっていると推察さ れるが、自治体と事業者が協働して利用促進や公共交通 ネットワークの維持の将来的なビジョンを共有するため には、COVID-19による利用減少や利用回復についての基 礎的な知見が必要であると考えられる。このような背景 から本研究では、国内の都市についての感染状況が公共 交通利用を中心とした移動に及ぼした影響を検討する。

2. 本研究の位置づけ

COVID-19 の感染状況と移動の関係については、移動の



変化や外出制限施策が感染状況に及ぼす影響についての 検討が多くみられ、移動制限施策が一定期間後感染抑制 につながる可能性が示唆されている(永田他, 2020; Nouvellet et al., 2020)。一方、ロックダウンや外出制限といっ た政策や感染状況による移動や交通の変化については、 国内外の多様な交通手段や移動目的を対象として調査や 分析が行われている (Borkowski et al., 2021; 廣井, 2020; Abu-Rayash and Dincer, 2020; Beck and Hensher, 2020)。都 市と地方の差について、Covid-19による地方部の住民の 交通行動の変化を調査した研究 (König and Dreßler, 2021) や、州ごとの所得の差による移動の影響の大きさ (Huanga et al., 2020) を調査した研究がみられる。また、影響のタ イミングについて、自動車移動の変化が感染状況に及ぼ すタイミングについての研究 (Linka et al., 2021) や政策 が行動に及ぼした影響のタイミングについての研究 (Bian et al., 2021) などがみられる。しかし、都市と地方の影響 タイミングの差について検討された研究は、少なくとも 筆者等が網羅的に調べた範囲では存在しない。本研究で は、居住地域や全国の感染状況が各地の移動状況に影響 を及ぼすタイミングに着目し、都市部・地方部の差を検 討することとする。

3. データの概要

3.1 分析対象

本研究では、国内の都市部・地方部の差を検討するため、以下の7都府県を分析対象として選定した。まず、4大都市圏である首都圏、中京都市圏、近畿都市圏、福岡都市圏の各都市圏内で最大の人口を有する都道府県として東京都、愛知県、大阪府、福岡県を選定した。地方部として、人口の差による影響を小さくするため、同程度の規模の県を選定することとした。4大都市圏に属する都府県を除いた道県人口の中央値が約120万人だったため、100~140万人程度の県として、青森県、山形県、山口県を選出した。

3.2 分析に用いたデータ

本研究で用いたデータを以下に示す。

3.2.1 モビリティ利用

公共交通利用推移のデータとして、Google 社が提供する Google community mobility reports を用いた。このデータは、スマートフォンなどでロケーション履歴を有効にしている Google ユーザーのデータから、ユーザーが訪れたさまざまなカテゴリーの場所における滞在傾向を、地域別にまとめたものである。このデータには「小売・娯楽」「食料品店・薬局」「公園」「公共交通機関」「職場」「住宅」の6つのカテゴリーがあり、データはそれぞれの場所における訪問者数が基準値と比較してどう変化したかを示している。基準値は各地域における2020年1月3日から2月6日までの5週間の曜日別データの中央値とされている。本研究では、6つのカテゴリーのうち「公共交通機関(transit stations percent change from baseline)」のデータを用

いることとした。「公共交通機関」カテゴリーの調査箇所は、鉄道駅やバス停、地下鉄駅、港のほか、タクシー乗り場、サービスエリア、レンタカー代理店なども含まれるとされている。すなわち、このデータは鉄道・路線バスや貸切バス・タクシーなどの利用をある程度反映すると想定される一方で、厳密な公共交通機関の利用による移動だけでなく、レンタカー利用や長距離の自家用車での移動なども反映した推移であると考えられる。従って、本研究では、このデータを「モビリティ利用の増減率」と呼称することとする。

3.2.2 感染者数推移・人口データ

国内の都道府県の COVID-19 感染者数は NHK のデータを 用いた (https://www3.nhk.or.jp/news/special/coronavirus/data/)。人口については、各都道府県の HP から、2021 年1月の値を収集してこれを用いた。但し、福岡県については更新されている最新版である 2020 年9月の値を用いた。

3.3 データの整理

入手した新規感染者数データと人口データを用いて、 各都府県における人口 10 万人あたりの新規感染者数をそれぞれ算出した。

続いて、モビリティ利用の増減率・人口 10 万人あたりの新規感染者数について基準日を中心として前後 7 日間ずつあわせた合計 15 日間のデータの平均値(中心化移動平均、以下 15 日間移動平均)を算出した。入手した感染者数データは、各日の検査数に依存すること、モビリティ利用の増減率に関しては基準値が曜日別に 7 つ存在するため、それぞれデータの変動が大きいと考えられたためである。なお、15 日移動平均を用いると起点となる曜日のみ他の曜日より 1 回多く含まれることになるが、起点日を中心に前後の集計期間を等しくすることを優先し 15 日を集計期間とした。以後、モビリティ利用増減率の 15 日移動平均を「モビリティ利用」、人口 10 万人あたりの新規感染者数の 15 日移動平均を「新規感染者数」と呼称することとする。

4. 分析

4.1 分析の方法

まず、東京都のモビリティ利用の推移、新規感染者数、両数値の当該日から将来に向かって30日間の移動相関係数(30日相関係数)を算出した。相関係数の算出期間について、変数にそれぞれ15日移動平均を用いていることから、15日以上とすることが適切であると考えた。一方で、分析期間を長くすると状況の変化が行動に現れるまでの影響の期間の変化を捉えることが難しくなると考え、30日とした。図1に、結果を示す。図1に示すように、モビリティ利用と新規感染者数の増減の推移に伴い、相関係数は-1~1の間を推移している。

本研究では、感染状況の変化が移動に及ぼす影響を検 討する。新規感染者数が増加することでモビリティ利用 が減少し、反対に新規感染者数が減少することでモビリ

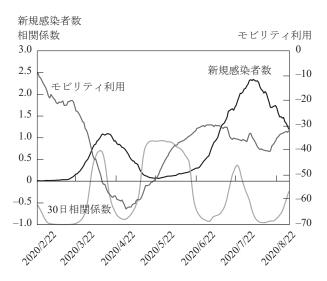


図1:東京都のモビリティ利用・新規感染者数と相関係数 の推移

ティ利用が増加すると想定される。ある期間において新規感染者数とモビリティ利用に関連があり、他の変数の影響を無視できると仮定すると、当該期間において両変数は周期が同じ関数となると考えられる。すなわち、変化を与えるタイミングだけデータをずらすと、位相がいると考えられる。そこで、新規感染者数とモビリティ利用の変化について、新規感染者数のデータをずらしながら、過去の新規感染者数とモビリティ利用の30日相関係数を算出することで、感染そどリティ利用の30日相関係数を算出することで、感染そじリティ利用の30日相関係数を算出することで、感染状況の変化が移動に及ぼす影響の検討が可能であると考えられる。30日相関係数が負に一定となるとき、感染状況がモビリティ利用に強い影響を与えるタイミングであると考えられる(図2)。なお、本稿では、ある日の数値を

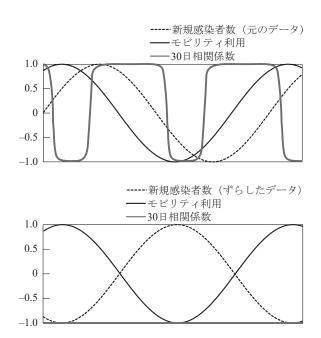


図2:新規感染者数をずらした相関係数推移イメージ

n 日前の数値で置き換える時、「前方にn 日ずらす」「-n 日ずらす」「-n 日の値を用いる」と表現することとする。

4.2 自都府県の新規感染者数がモビリティ利用に及ぼす 影響の分析

まず、各都道府県の新規感染者数がモビリティ利用に及ぼす影響を分析した。本研究で用いた Google Community Mobility Reports は2月15日からのデータが提供されている。15日移動平均の値は2月22日から得られる。このため、分析期間を2月22日からとし、第2波と報道された8月を分析に含むため、10月31日までとした。図3に東京都の分析結果を示す。図中に実線で重ねて示した

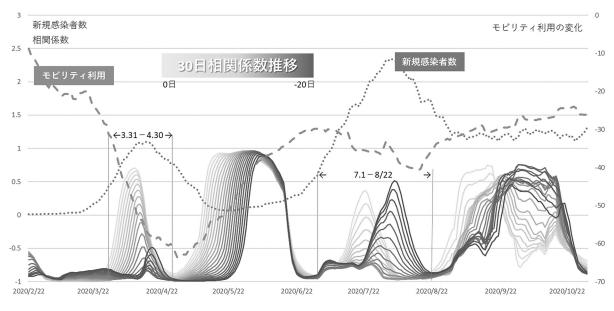


図3:新規感染者数(人口10万人当たり・15日移動平均)とモビリティ利用(15日移動平均)、両変数の30日相関係数の推移(新規感染者数 $/-1\sim-20$ 日)(東京都)

分析期間	日数	閾値 -								新	規感導	杂者数	データ	マのず	れ (日)							
万州朔间	口奴	國胆 -	0	-1	-2	-3	-4	-5	-6	-7	-8	-9	-10	-11	-12	-13	-14	-15	-16	-17	-18	-19	-20
		-0.95	0	0	0	0	0	2	3	5	6	6	8	9	11	11	11	11	13	12	9	6	4
2 21 - 4 20	21	-0.90	0	2	4	6	7	8	9	10	11	11	13	15	17	20	24	27	26	23	21	17	8
$3.31 \sim 4.30$	31	-0.85	5	7	8	8	9	10	11	12	13	15	16	17	21	24	28	29	28	27	25	23	19
		-0.80	8	9	9	10	11	12	13	14	15	17	18	20	23	27	31	31	31	28	26	25	22
		-0.95	3	5	6	8	9	12	14	18	16	18	13	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
		-0.90	16	16	17	19	19	20	21	23	26	26	25	22	16	13	10	9	2	1	1	1	0
71 - 922	52	-0.85	19	20	21	21	22	23	24	27	28	27	28	27	22	17	14	12	9	8	7	5	4
$7.1 \sim 8.22$	53	-0.80	23	24	25	25	26	26	30	32	32	32	31	33	35	25	17	14	12	10	9	8	6
		-0.75	28	29	29	31	31	35	38	41	42	46	49	48	46	40	37	31	16	15	13	11	10
		-0.70	29	30	32	33	35	38	42	44	53	53	53	53	49	42	39	36	33	31	29	25	23

表1:新規感染者数データを n 日ずらした際の、閾値以下となる値の合計日数 (東京都)

注:着色部は、分析期間日数の50%以上かつ上位3位までのデータを示す。

のが30日相関係数である。凡例に示す通り、ずらした日 数が大きいほど濃色で示している。新規感染者数をずら すと、第1波・第2波ともにモビリティ減少期に30日相 関係数が -1 近傍に集中する期間が生じた。当該期間が長 いタイミングがそれぞれの感染拡大期において感染状況 がモビリティ利用の減少に及ぼす影響が最も強い可能性 を示唆すると考えられる。そこで、図3に示された、相 関係数の推移に変化が生じた第1波の3月31日~4月30 日、第2波の7月1日~8月22日を対象として、閾値よ りも小さい相関係数を示した日数の合計値を算出した。 閾値は-0.95 から 0.05 ずつ増加させ、分析期間の日数が 全て閾値以下となるデータが生じるまで算出した。ただ し、閾値-0.70まで算出しても分析期間の日数が全て閾 値以下とならなかった場合には、そこで計算終了とした。 結果を表1に示す。表1に示す通り、第1波のモビリティ 利用減少期で-14~-16 日のケース、第2波のモビリティ 利用減少期で-8~-11日のケース、で最も長かった。こ の結果から、感染の拡大の傾向の変化によって移動の変 化がもたらされるまでの期間は第1波から第2波にかけ て短くなったと推察される。また、モビリティ拡大期に ついては、第一波の終息期前半では負の相関を示す期間 が長くなる期間が存在したものの、後半では正の相関に 転ずる傾向があり、この傾向は新規感染者数のデータを ずらしても変わらなかった。感染状況が落ち着き、社会 経済活動が拡大される際、新規感染者数が増加に転じて もモビリティ利用が増加傾向のままであったことを反映 しており、この時期のモビリティ利用の変動は、新規感 染者数というよりは政府の方針等の別の要因による影響 が大きいと考えられる。

同様に、東京都以外の 6 府県の分析を行った。結果を図 4 と表 2 に示す。大阪府は第 1 波モビリティ利用減少期で $-15\sim-18$ 日、第 2 波モビリティ利用減少期で $-6\sim-9$ 日、それぞれ新規感染者数をずらしたケースで、30 日相関係数が-1 近傍で一定となる期間が最も長くなった。また、第 2 波のモビリティ利用拡大期についても $-13\sim-16$ 日新規感染者数をずらしたケースで 30 日相関係数が

一定となる期間が見られた。但し、一定となる期間につ いては閾値-0.7 の場合で分析期間の半分強であり、分析 期間がほぼ一定となるモビリティ利用減少期よりはその 影響は弱いのではないかと考えられる。愛知県について も、タイミングが生じた期間は少し異なるものの、大阪 府と同様の傾向が示された。福岡県は第1波のモビリティ 利用減少期・第2波のモビリティ利用回復期において30 日相関係数が一定となる期間が見られた。地方部につい て、山口県では第1波・第2波のモビリティ利用減少期 に30日相関係数が一定となる期間が見られた。山形・青 森については、第1波では影響を及ぼすと考えられる期 間があったものの、第2波ではそのような期間は確認さ れなかった。県内の新規感染者数がほとんど報告されて いないことが影響していると考えられる。このように、 第一波モビリティ利用減少期では、全ての都府県で-13 \sim -20 日で 30 日相関係数が負となる期間が最も長くなっ た。但し、愛知県・山口県・山形県のデータの分析期間 より前の期間で、新規感染者数を前方にずらすと負の相 関を示す期間が減少する傾向があった。当該期間につい ては、新規感染者数の変動によらずモビリティ利用の変 動が一定だった可能性があるものの、新規感染者数が少 ない期間であり、別の要因を考慮して検証する必要があ ると考えられる。

4.3 全国の新規感染者数がモビリティ利用に及ぼす影響の分析

第1波において、地方部では、自県内の新規感染者数がほとんど報告されていないにもかかわらず、モビリティ利用が減少している期間があった。そこで、全国の新規感染者数と各都府県のモビリティ利用について前節と同様の分析を行うこととした。閾値を用いて相関係数が一定となる期間が含まれることを確認したうえで、4.2の分析と同じ期間を用いた。結果を図5と表3に示す。図5に示される通り、第1波モビリティ利用減少期では全ての都府県で30日相関係数が-1近傍で一定となる期間があった。

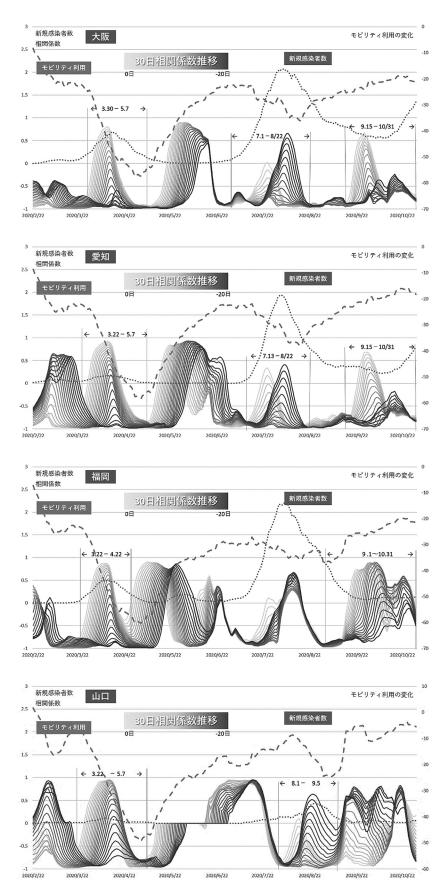


図 4 新規感染者数 (人口 10 万人当たり・15 日移動平均) とモビリティ利用 (15 日移動平均)、両変数の 30 日相関係数の推移 (新規感染者数 $/-1\sim-20$ 日) (東京都以外)

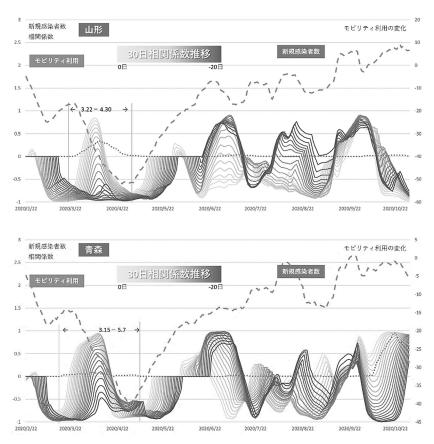


図 4:新規感染者数 (人口 10 万人当たり・15 日移動平均) とモビリティ利用 (15 日移動平均)、両変数の 30 日相関係数の推移 (新規感染者数 $/-1 \sim -20$ 日) (東京都以外) (続き)

各都府県で、それぞれ一定となる期間が最も長かったのは、-11~-20日新規感染者数をずらしたケースであった。前節に示した通り、自県の新感染者数を用いた分析では、愛知・山口・山形で分析期間冒頭に負の相関が減少する期間があったが、全国の新規感染者数を用いた分析ではそのような期間はなく、東京・大阪を除く各県では、自県の新規感染者数を用いた分析よりも30日間相関係数が閾値以下となる期間が長いか、分析期間=閾値以下の期間となる閾値が小さかった。

この結果は東京・大阪を除く各県においては、第1波において、自県の感染状況によってモビリティ利用が減少した期間よりも全国の感染状況に影響されて減少した期間の方が長かった可能性を示唆するものであると考えられる。なお、第2波については、東京・大阪・愛知では相関係数が一定となる期間があったものの、それ以外の県ではそのような期間は存在しなかった。これらの都府県では、自都府県の新規感染者数とも同時期に相関係数が一定となっており、全国の感染状況と自都府県の感染状況が類似していたのではないかと推察される。

4.4 第1波の自県並びに全国の感染状況がモビリティ利用減少に及ぼした影響の検討

前節までに示した分析の結果から、各都府県で感染状況がモビリティ利用に影響を及ぼし、第一波のモビリティ利用減少期については全国の感染状況にも影響を及ぼさ

れた可能性を示した。但し、これまでの分析は影響の有無と影響が生じたタイムラグを検討するもので、影響の大きさについては明らかでない。そこで、第1波のモビリティ利用減少期を対象として、自都府県の感染者数・全国の10万人あたり新規感染者数を説明変数、モビリティ利用を被説明変数とした回帰分析を行った。分析期間については、前節までの分析で用いた期間とした。説明変数として新規感染者数は、各影響のタイムラグを考慮しずらしたデータを用いた。新規感染者数のデータのずれは、表1~表3に示した分析において、分析期間の日数が全て閾値以下となるデータが初めて生じた日数とした。複数ある場合は平均値とした。それ以外のケースでは、一0.70を閾値とした分析で上位の値をとった日数とした。各都府県の分析期間と説明変数に用いた新規感染者数のタイムラグを表4に、回帰分析の結果を表5に示す。

決定係数(修正済 R^2)を比較すると、東京都と大阪府以外の 7 県では、全国の新規感染者数を説明変数とした回帰分析の方が、自県の新規感染者数を説明変数とした分析よりも高かった。また、回帰係数はいずれの分析でも統計的に有意であったが、自都府県の新規感染者数を説明変数とした場合の回帰係数は $-21\sim-322$ と幅があり、地方部で特に大きかった。一方、全国の新規感染者数を説明変数とした分析では $-57\sim-114$ とばらつきが小さかった。これはすなわち、当該時期に全国の 1 日あたりの新規感染者数が約 100 人増加すると、その感染者が報

表 2: 新規感染者数データを n 日ずらした際の、閾値以下となる値の合計日数(東京都以外)

1	分析期間	日数	閾値									f規感	染者数	データ	のず;	<u>れ(</u> 日)							
	万州朔间	口奴	國1 正	0	-1	-2	-3	-4	-5	-6			_9	-10	-11	-12	-13	-14	-15	-16	-17	-18	-19	-20
3.31			0.05	0	0	0		0					2	2	2	0		11	10	24	22	21	15	11
		38																						
	5.7	50																						
1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1																								0
Section Sect			-0.90	18	18	19	19	19	19	18	24	24	15	7	6	5	9	11	10	8	8	7	5	5
5.4. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1. 1.		53	-0.85	26	26	22	22	21	21	25	26	25	27	26	23	22	18	17	16	15	15	13	12	11
9.15 1.00 33 34 34 36 38 49 38 49 38 49 38 48 49 49 40 40 40 37 34 32 28 26 25 25 25 20 20 20 20 20	8.22	33	-0.80	29	29	30	32	33	35	37	39	40	39	38	32	30	27	25	23	22	21	19	18	17
9.15.																								
1																								
9.15																								
10 10 10 10 10 10 10 10	0.15 -																							
1		47																						
1																								
3.22			-0.70	7	10	12	13	15	16	17	20	22	23	24	26	27	31	32	31	30	25	18	18	19
3.22											愛知	県												
3.22																						_		22
1																								
1		47																						
1	3.1																							
1.15																								
No color	7 13 ~																							37
$\begin{array}{c c c c c c c c c c c c c c c c c c c $		41																						4
915 \case 1			-0.95	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10.31 10			-0.90	0	0	3	3	3	1	0	3	5	6	7	6	5	0	0	0	0	0	0	0	0
$\begin{array}{c c c c c c c c c c c c c c c c c c c $		47																						
$\begin{array}{c c c c c c c c c c c c c c c c c c c $	10.31																							
13.22																								
$\begin{array}{c c c c c c c c c c c c c c c c c c c $			-0.70	/	10	12	13	15	10	1/				24	20	21	31	32	31	30	23	18	18	19
$ \begin{array}{c c c c c c c c c c c c c c c c c c c $			-0.95	0	0	0	1	3	4	6			9	10	10	6	3	0	0	0	0	0	2	5
$\begin{array}{c c c c c c c c c c c c c c c c c c c $	3.22 ∼	22	-0.90	0	0	2	3	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	13	10	9	9	13	15	14
$\begin{array}{c c c c c c c c c c c c c c c c c c c $		32	-0.85	0	2	3	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	19	21	19	22	22	20
$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$			-0.80	1									12	13		15	17	18	21	24	28	32	29	24
$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$											8		6					0						
$ \begin{array}{c c c c c c c c c c c c c c c c c c c $																								
$\begin{array}{c c c c c c c c c c c c c c c c c c c $		61																						
$\begin{array}{c c c c c c c c c c c c c c c c c c c $	10.51																							
1																								
$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$																								
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$			-0.95	0	0	1	2	5	6	4	4	5	4	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$																								
$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	3.22 ~	47																						
$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	5./																							
$\begin{array}{c} 8.1 \\ 9.5 \\ \end{array} \begin{array}{c} -0.95 \\ 36 \\ \end{array} \begin{array}{c} -0.90 \\ -0.85 \\ \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ \end{array} \begin{array}$																								
$8.1 \sim 9.5$																								
9.5 $\begin{array}{c c c c c c c c c c c c c c c c c c c $	8.1 ~	_																						
$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$		36																						
$ \begin{array}{ccccccccccccccccccccccccccccccccc$				10		16	19	23			36						16		9					7
$3.22 \sim 4.30$ 40 $\begin{array}{rrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrrr$																								
4.30 4.00 -0.85 1 4 4 6 7 7 7 7 9 10 11 12 13 17 28 35 33 32 30 29 20 14 -0.80 5 7 8 8 8 9 9 11 11 12 17 23 30 36 40 37 35 34 31 25 21 13 14 15 16 17 18 18 18 19 19 19 19 19 19 19 19																								8
-0.80 5 7 8 8 8 9 9 11 11 12 17 23 30 36 40 37 35 34 31 25 21	$3.22 \sim 4.30$	40																						
$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	7.50																							
$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$			-0.00		/	0	0	0	7				12	1 /	43	30	30	40	31	33	34	J 1	23	41
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$			-0.95	0	0	0	0	0	0	0			0	2	9	10	10	11	7	5	1	4	5	4
5.7 -0.80 14 15 15 17 17 18 19 20 19 19 19 19 19 19 19 18 18 18 19 20 22 24 -0.75 17 19 19 21 22 22 20 21 21 21 19 19 19 19 19 19 19 19 19 19 19 21 23 36				0											10						16	17		
-0.80		5.1		8	11	11	10	12	13	15	17	18	18	17	16	15	14	14	15	16	17	19	20	21
	5.7	J 4																						
-0.70 22 23 23 23 23 23 23 23 21 21 21 21 21 20 20 20 20 21 27 33 41																							_	
			-0.70	22	23	23	23	23	23	23	23	21	21	21	21	21	21	20	20	20	21	27	33	41

注:着色部は、分析期間日数の50%以上かつ上位3位までのデータを示す。

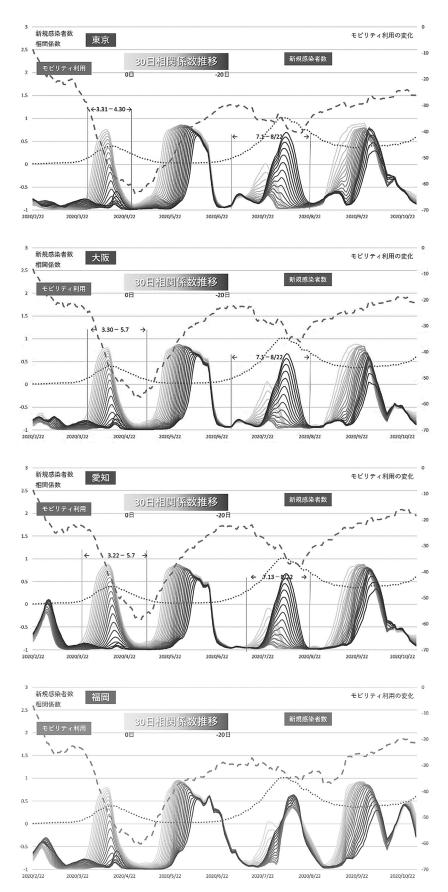


図 5:全国の新規感染者数(人口 10 万人当たり・15 日移動平均)とモビリティ利用(15 日移動平均)、両変数の 30 日相関係数の推移(新規感染者数 $/-1\sim-20$ 日)

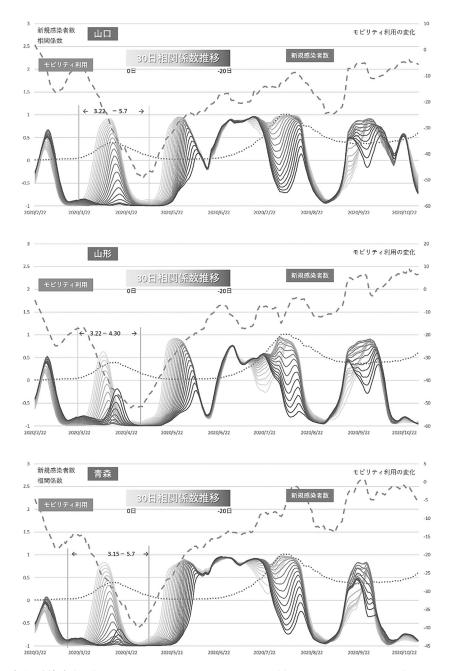


図 5:全国の新規感染者数(人口 10 万人当たり・15 日移動平均)とモビリティ利用(15 日移動平均)、両変数の 30 日相関係数の推移(新規感染者数/ -1 \sim -20 日)(続き)

告された地域に関わらず、全国でモビリティ利用が 12~18日後に約4.5~9.1%減少する影響があったのではないかと推察される結果である。また、愛知県を除く都市部の都府県(東京、大阪、福岡)では、自都府県の新規感染者数を説明変数とした分析の回帰係数よりも全国の新規感染者数を説明変数とした分析の回帰係数の方が大きかった。この結果は、第1波のモビリティ利用減少期において、自都府県の感染状況が移動に及ぼした影響に加え、同等か地域によってはそれ以上に全国の感染状況によってモビリティ利用が変化した可能性を示唆する結果であると考えられる。

5. おわりに

本研究では、感染状況が公共交通利用を中心とした移動に及ぼす影響を検討した。日本の都市部と地方部で構成される7都府県を対象として、モビリティ利用と自県ならびに全国の新規感染者数の相関係数を新規感染者数のデータをずらしながら算出することで、各感染状況が最もモビリティ利用に影響を及ぼしたタイミングを推計した。その結果、第1波よりも第2波では影響が現れるまでの期間が短かった可能性が示された。人々の態度・行動の変化が速くなったのか、人々の行動の変化は感染状況の変化では生じず行動を制限する施策の実施が早くなった影響によるのかは不明であり、今後検討が必要で

新規感染者数データのずれ(目) 分析期間 日数 閾値 -17 -18 -19-20 -2 -3 -4 -5 _9 -10 -11-12-13-14-15-16東京都 -0.953.31 ~ -0.904 30 -0.85-0.95-0.90-0.858.22 -0.80-0.75-0.70大阪府 -0.953.31 ~ -0.90-1 -0.85 -0.95-0.90-0.858 22 -0.80-0.75愛知県 -0.953.22 ~ 5.7 -0.90-0.85-0.957.13 ~ -0.902.7 -0.85福岡県 -0.95 3.22 ~ -0.9015 16 4.22 -0.85 山口県 -0.953.22 ~ -0.902.1 2.5 -0.85山形県 -0.953.22 ^ 4.30 -0.90青森県 -0.95 2.1 2.1 3.15 ~ 5.7 -0.90 -0.85

表3:全国の新規感染者数データを n 日ずらした際の、閾値以下となる値の合計日数

注:着色部は、分析期間日数の50%以上かつ上位3位までのデータを示す。

ある。

また、第1波の地方部(+愛知県)では自都府県の感染状況よりも全国の感染状況に影響されたと考えられる期間が長かった。身近な感染状況というよりも、マスコミ等の報道による全国的な感染状況によって、公共交通を中心とした移動が変化した期間の方が長い可能性を示唆する結果であると考えられる。

さらに、それぞれの感染状況がモビリティ利用の変動に及ぼす影響の大きさについて検討するため回帰分析を行った。その結果、自都府県の10万人当たり新規感染者数を説明変数とした場合、都市部と比較して地方部(+愛知県)で回帰係数が大きかった。さらに、全国の10万人当たり新規感染者数を説明変数とした場合も、全ての都府県で回帰係数が有意であり、決定係数が自都府県の新規感染者数を説明変数とした場合よりも高い府県も多かった。この結果は、影響を受けた期間だけでなく、影響の度合いの観点からも、全国の新規感染者数が自都府

県の新規感染者数と比較して少なくない影響を及ぼした ことを示唆するものと考えられる。

本研究でモビリティ利用の変数として用いた Google community mobility report の公共交通機関カテゴリーは、先述の通りレンタカーや長距離の自家用車利用者などを含むと想定されるため、厳密な公共交通利用の変数とは言い難い。とはいえ、感染拡大の第1波において公共交通利用も自都道府県の感染状況と同等かそれ以上に全国の感染状況によって影響された可能性は高く、その事実を踏まえた施策の実施が今後求められるのではないかと考えられる。具体的には、感染状況が深刻でなかった地域でも移動の過度な抑制による交通事業者等の収入減などの影響が懸念され、このような地域でも、十分な経済支援策が必要であると考えられる。また、人々が、自らの地域の現状を踏まえて感染抑制のために移動を控えたの地域の現状を踏まえて感染抑制のために移動を控えたことも認知し、適切な行動を選えた可能性があるということを認知し、適切な行動を選

表 4:回帰分析の期間と説明変数に用いた新規感染者数の データのずれ

都府県	分析期間	説明変数に用いた 新規感染者数データのずれ						
		自県	全国					
東京	$3/31 \sim 4/30$	-15 目	-16 目					
大阪	$3/31 \sim 5/7$	-16 日	-17 ∃					
愛知	$3/22 \sim 5/7$	-18 日	-18 ∃					
福岡	$3/22 \sim 4/22$	-18 目	-16 ∃					
山口	$3/22 \sim 5/7$	-20 目	-18 目					
山形	$3/22 \sim 4/30$	-14 日	-12 目					
青森	$3/15 \sim 5/7$	-20 日	-15 目					

表 5:回帰分析の結果

説明変数	::自都府県の)新規感染者	数(10 万人あ	たり)
都府県	修正 R^2	切片	回帰係数	
東京	0.841	-41.17	-21.00	***
大阪	0.814	-33.78	-37.63	***
愛知	0.598	-18.51	-225.40	***
福岡	0.654	-32.85	-79.73	***
ШП	0.708	-16.36	-322.98	***
山形	0.741	-27.73	-82.50	***
青森	0.891	-17.70	-289.43	***
説明変数	: 全国の新	規感染者数	(10万人あた	り)
都府県	修正 R^2	切片	回帰係数	
東京	0.773	-42.06	-57.19	***
大阪	0.813	-33.95	-61.74	***
愛知	0.859	-26.74	-84.50	***
福岡	0.716	-28.36	-114.78	***
ЩΠ	0.868	-14.14	-91.72	***
山形	0.859	-22.27	-79.96	***
青森	0.896	-17.15	-59.13	***

択できるよう、情報提供を行っていくことも有用である と考えられる。

また、第2波においては全国の感染状況は地方部において影響を及ぼしたという結果は得られなかったが、今後も全国的な感染状況によって感染が拡大していない地域の移動が過度に抑制されることがないよう、適切な対策を前提とした移動の促進などの施策が求められる。

引用文献

- Abu-Rayash, A. & Dincer, I. (2020). Analysis of mobility trends during the COVID-19 coronavirus pandemic: Exploring the impacts on global aviation and travel in selected cities. Energy *Research & Social Science*, Vol. 68, 101693. https://doi. org/10.1016/j.erss.2020.101693.
- Beck, M. J., Hensher, D. A. (2020). Insights into the impact of COVID-19 on household travel and activities in Australia:

- The early days under restrictions. *Transport Policy*, Vol. 96, 76-93.
- Bian, Z., Zuo, F., Gao, J., Chen, Y., Venkata, S.S.C.P., Bernardes, S. D., Ozbay, K., Ban, X. J., and Wang, J. (2021). Time lag effects of COVID-19 policies on transportation systems: A comparative study of New York City and Seattle. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 145, 269-283.
- Borkowski, P., Jażdżewska-Gutta, M., and Szmelter-Jarosz, A. (2021). Lockdowned: Everyday mobility changes in response to COVID-19. *Journal of Transport Geography*, Vol 90, 102906. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2020.102906.
- Google (2020). COVID-19 community mobility report. https://www.google.com/covid19/mobility/. (最終閲覧日 2021年2月1日)
- Hensher, D. A., Wei, E., Beck, M. J., and Balbontin, C. (2021). The impact of COVID-19 on cost outlays for car and public transport commuting: The case of the Greater Sydney Metropolitan Area after three months of restrictions. *Transport Policy*, Vol. 101, 71-80.
- 廣井悠 (2020). COVID-19 に対する日本型ロックダウンの外出抑制効果に関する研究. 都市計画論文集, Vol. 55, No. 3, 902-909.
- Huanga, X., Lib, Z., Jiangb, Y., Yec, X., Dengd, C., Zhange, J., and Lif, X. (2020). The characteristics of multi-source mobility datasets and how they reveal the luxury nature of social distancing in the U.S. during the COVID-19 pandemic. *International Journal of Digital Earth*, 1-19.
- JCOMM (2020).「交通崩壊」の危機!半数の交通事業者が8月中旬頃には事業継続困難に. 一般社団法人日本モビリティ・マネジメント会議. https://www.jcomm.or.jp/covid19/.
- König, A. and Dreßler, A. (2021). A mixed-methods analysis of mobility behavior changes in the COVID-19 era in a rural case study. *European Transport Research Review*, Vol. 13, No. 15. https://doi.org/10.1186/s12544-021-00472-8.
- Linka, K., Goriely, A., and Kuhl, E. (2021). Global and local mobility as a barometer for COVID-19 dynamics. *Biomechanics and Modeling in Mechanobiology*, Vol. 20, 651-669.
- 永田彰平・中谷友樹・菖蒲川由郷 (2020). モバイルデバイスデータを用いた COVID-19 流行とモビリティ変化の関連の分析. 日本地理学会発表要旨集.
- NHK. 新型コロナウイルス特設サイト. https://www3.nhk. or.jp/news/special/coronavirus/data/. (最終閲覧日 2021 年 3 月 15 日)
- Nouvellet, P., Bhatia, S., Cori, A., Ainslie, K. E. C., Baguelin,
 M., Bhatt, S., Boonyasiri, A., Brazeau, N. F., Cattarino, L.,
 Cooper, L. V., Coupland, H., Cucunuba, Z. M., Cuomo-Dannenburg, G., Dighe, A., Djaafara, B. A., Dorigatti, I., Eales,
 O. D., van Elsland, S. L., Nascimento, F. F., FitzJohn, R. G.,
 Gaythorpe, K. A. M., Geidelberg, L., Grassly, N. C., Green,
 W. D., Hamlet, A., Hauck, K., Hinsley, W., Imai, N., Jeffrey,

B., Knock, E., Laydon, D. J., Lees, J. A., Mangal, T., Mellan, T. A., Nedjati-Gilani, G., Parag, K. V., Pons-Salort, M., Ragonnet-Cronin, M., Riley, S., Juliette, Unwin, T., Verity, R., Vollmer, M. A. C., Volz, E., Walker, P. G. T., Walters, C. E., Wang, H., Watson, O. J., Whittaker, C., Whittles, L. K., Xi, X., Ferguson, N. M., and Donnelly, C. A. (2020). Report 26 reduction in mobility and COVID-19 transmission. https://www.imperial.ac.uk/media/imperial-college/medicine/mrcgida/2020-06-08-COVID19-Report-26.pdf. (最終閱覧日2021年2月1日)

Ruffino, P., Jarre, M., and Ommeren, K. (2020). Social costs and benefits of post COVID-19 lockdown mobility scenarios in Italy. Netherlands Enterprise Agency, 2020. https://www.rvo.nl/sites/default/files/2020/11/ Social -costs-and-benefits-of-post-COVID-19-lockdown-mobility-scenarios -in-Italy.pdf. (最終閱覧日 2021 年 2 月 1 日)

Abstract

In this study, we examined the impact of COVID-19 infection status on mobility in seven prefectures selected as urban and rural areas of Japan. Correlation coefficients between mobility use and the number of new infections (own prefecture and whole country) were calculated by shifting the data on the number of new infections to estimate when each infection status had the greatest impact on mobility use. In addition, regression analysis was performed to examine the extent of the impact. The results indicate that the decrease in mobility from the spread of infection may have occurred earlier in the second wave than in the first wave. It is also indicated that the period of the first wave in rural areas was longer than that in their own prefectures, as they were more influenced by the national infection situation. Furthermore, in the first wave, when the number of new infections nationwide was used as an explanatory variable, the regression coefficients were significant in all prefectures, and the coefficient of determination was higher in many prefectures than when the number of new infections in their own prefecture was used as an explanatory variable. The results of this study suggest that mobility may have changed in the first wave due to the nationwide infection situation reported by the mass media in addition to the local infection situation in Japan.

(受稿: 2021年4月12日 受理: 2021年6月7日)