

重力型モデルを用いた コロナ禍での長距離旅行行動変化の分析

福田 拓洋¹・山口 裕通²・中山 晶一朗³

¹学生非会員 金沢大学 理工学域 環境デザイン学類 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)
E-mail:takumi06@stu.kanazawa-u.ac.jp

²正会員 金沢大学助教 理工研究域地球社会基盤学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)
E-mail:hyamaguchi@se.kanazawa-u.ac.jp

³正会員 金沢大学教授 融合研究域融合科学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)
E-mail:nakayama@staff.kanazawa-u.ac.jp

2020年から2021年にかけては、新型コロナウイルス感染症の影響により、長距離旅行は自粛を求められる時期や「Go Toトラベル」など促進される時期などその行動量は大きく変化し続けたと想定される。この時期の、各政策による人々の行動変化を把握することは、今後同様な事態が生じた際の貴重な経験となる可能性がある。そこで本研究では、重力型モデルを用いて行動変化の時系列分析を行った。その結果、全国一律の減少がある形ではなく、人口の多い都道府県の発生・集中が特に減少したことと、さらに長距離ほど減少量が大きかったことが明らかになった。また、混合効果モデルを用いて複数種類のランダム項を用いることで、残差の特徴も明らかにした。

Key Words : Long-distance travel, COVID-19, Gravity model, Mobile Space Statistics

1. はじめに

2019年12月8日中国湖北省武漢市で世界初の感染者が確認されてから、世界中に感染が拡大し、現在(2022年2月2日)までに世界中で3億7833万人の感染者が確認され、死者は230万人に上る¹⁾。日本国内でも感染者267万人、死者18000人が確認されている¹⁾。新型コロナウイルスは、季節性インフルエンザに比べて重篤になる症例が多く、また、有効な治療薬がすぐに作れなかったことから人との接触を最低限にする対策がとられた。日本政府は「緊急事態宣言」、 「まん延防止等重点措置」などを中心とする施策を行い、外出自粛要請・興行場、催物等の制限等の要請・指示(潜伏期間、治癒するまでの期間等を考慮)・住民に対する予防接種の実施(国による必要な財政負担)・医療提供体制の確保(臨時の医療施設等)等を行った。

ここでの「緊急事態宣言」²⁾とは、新型インフルエンザ対策特別措置法に基づき、政府対策本部長である首相が出せる宣言のことである。専門家の意見を基に、国民の生命や健康に著しく重大な被害を与える恐れ、全国的

かつ急速なまん延により国民生活と経済に甚大な影響を及ぼす恐れといった2つの要件を満たすかを判断する。発令に自治体の要請が必要なわけではない。宣言が発令されると、対象地域の都道府県知事は明確な法的根拠を持って住民への様々な要請が可能になる。知事は不要不急の外出自粛や飲食店の休業要請のほか、学校や福祉施設といった施設の使用制限の指示、臨時の医療施設の開設などについて権限を持ち、宣言の解除時期は感染状況や医療提供体制などから政府が総合的に判断する。

一方、「まん延防止等重点措置」³⁾とは、政府が対象とした都道府県の知事が、市区町村などの特定の地域を限定して対象地域を定めることができる措置であり、これにより緊急事態宣言が出されていなくても、集中的な対策が可能となる。まん延防止等重点措置を講じる要件としては、新規陽性者数などの状況を踏まえ、都道府県で感染拡大の恐れがあり、医療の提供に支障が生じる恐れがあると認められることと定められている。このまん延防止等重点措置により都道府県は、飲食店などの店舗や施設に対して、従業員の検査受診の推奨、入場者の整理、発熱などの症状がある人の入場の禁止、入場者へ

感染予防のための措置の周知と、それを行わない人の入場禁止などが行える。これらの政策によって人の移動は減少したが、その減少の様子は政策により一律な移動の抑制を期待していた政府の意図とは異なり、地域ごとに感染者数や地域独自の施策などによって、時間経過とともに変化していくことが予想される。

このとき、感染の拡大を防ぐために、都道府県間をまたぐような旅行行動についても、自粛が要請された。たとえば、2022年1月27日から2月20日を期間として発令された石川県のまん延防止等重点措置では、県外との不要不急の往来、及び来県の自粛が要請されている⁴⁾。また、金沢大学では、帰省や余暇活動時の濃厚接触により多くの感染が確認されるとして、旅行自粛の呼びかけやオンラインによる授業が行われている⁵⁾。つまり、都道府県をまたぐ旅行行動は、自治体からの要請だけでなく、学校や職場などからも特定にする形で自粛が要請されていた。

それでは、都道府県をまたぐ旅行行動はどのように変化してきたのだろうか。この変化を知ることによって、自粛要請に対する感度の差異を明らかにすることができる。これは、将来的に同様なパンデミックが起こった際の、要請方針の検討に使うエビデンスとして役に立つ。

ここで、既往研究について整理する。新型コロナウイルスに関する研究としては、秦ら⁶⁾や原田ら⁷⁾があげられる。秦らは、モバイル空間統計データを用いて、鉄道・航空・乗用車などの各手段別の移動量の変化とともに、手段にかかわらず広域の移動量を推計した。そして、日本全体での流動の変化をとらえ、新型コロナウイルスによる都市間移動特性の変化の全体像の把握を試みた。この研究では、分析期間を2020年1月1日から2020年6月30日までを対象としている。分析対象空間は初期に感染率が高く、独自の緊急事態宣言の発令された北海道の他都道府県との流動、分析期間中に最後まで流動を自粛する対象とされていた東京都と他都道府県との流動としている。この研究では平日と休日についてそれぞれ分散分析による検定を行い、流出に対して、流入の減少幅が大きいこと、さらにそれらの回復は6月に非常事態宣言とそれに伴う県間移動の自粛終了後も期間前に対して回復していないことなどを示している。

また、原田らはスパース非負値行列因子分解を用いて、新型コロナウイルス流行期の県間旅行行動の変容分析を行っている。この研究では、モバイル空間統計による人の移動行動のデータを時系列パターンと空間パターンを示す成分に分けることで、緊急事態宣言での移動の減少や、都道府県をまたぐ行動のパターンとして「平日の業務・通勤行動」「居住都道府県での滞在行動」「長期休暇時の大都市から地方部への移動行動」「週末の外出行動」

の4パターンを抽出し、それぞれの行動のコロナウイルスによる影響を明らかにした。

秦らの研究では、分析対象を東京都と北海道の他都道府県との移動にしているため、コロナ禍での各都道府県の移動の変化や、地域ごとの変化の特徴を知ることができない。また、原田らの研究では、時系列パターンと空間パターンの変化からコロナ禍での移動への影響を分析しているが、移動量の少ない地域の行動を考慮できない。その一方で、本研究では、重力モデルを用いて全都道府県を対象に研究を行うことで人口や距離の影響の大きさに着目して分析していく。このようなアプローチをとることで、移動量の多い場所と少ない場所などの地域による移動変化の違いを分析していくことができる。さらに、分析期間をより長期なものとして移動の時間経過による変化も知ることができる。

前述の内容を踏まえ本研究では、新型コロナウイルス・パンデミックの期間において、都道府県をまたぐような都市間旅行がどのように変化したのかを明らかにすることを目的とする。

具体的には、モバイル空間統計データを用いることで、都道府県間移動量の毎日での変化を見る。コロナ禍の移動変化には、都道府県間の距離による偏りがあると考えられる。そのため、移動量を距離と人口規模により表すことのできる重力モデルを、本研究では扱っていく。また、コロナ禍での移動には、人口規模と距離のほかの未観測要因が多く存在すると考えられる。そこで、残差の特徴も明らかにしていく。これらを知ることによって、コロナ禍での移動変化の特徴が分かる。この特徴は、コロナ禍での政府の対策に対する人々の反応のサンプルとしての価値がある。

2. 分析データ

本研究では、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データ⁸⁾を用いて分析を行う。

モバイル空間統計データとは、携帯電話ネットワークでの各基地局のエリアごとに所在する携帯電話を周期的に把握している、という仕組みを利用して携帯電話の台数を集計し、地域ごとのドコモの普及率を加味することで人口を推計している情報のことである。データは最小で125~500mメッシュの1時間ごとの人口を、24時間365日、「性別」「年代」「居住エリア」「国・地域」などの切り口から分析することができる。推計対象となる空間的な範囲は携帯電話のサービスエリアとほぼ等しく、日本全国の市町村役場を100%カバーしている。そのため、「いつ、どんな人が、どこから、どこへ」といった

人の動きを継続して把握することができる。このデータは官公庁、自治体、研究機関、民間企業などに利用されており、まちづくり、防災計画、商圈調査、観光向けプロモーション、イベント分析など幅広い分野で活用されている。また、携帯電話普及率の低い 80 歳以上や、携帯電話サービスの契約を行えない 14 歳以下に関する人口はモバイル空間統計の推計対象外とされており、15~79 歳の人口が推計対象となっている。

本研究では、新型コロナウイルス禍での移動変化の特徴及び、コロナ以前との違いを分析する。そのために、2014年3月1日から2021年9月30日の期間(2771日)、居住都道府県からの滞在人数が多いと考えられる13時台の居住地外に滞在している人数の推計値を用いていく。分析は全ての都道府県単位の居住地-滞在先ペア(以降、この情報をODペアとして扱う)について行う。

3. 基礎集計

本節では、基礎集計として移動変化の空間差を確認していく。

ここでは、東京都を居住地とする人々を対象としてコロナ前後での居住地外への移動量変化の空間分布を図化していく。本節の分析では、2019年4月16日から2019年12月31日までを「コロナ前」、2020年4月16日から2020年12月31日までを「コロナ禍」として、コロナ禍での移動量の平均値をコロナ前の平均値で除したものを変化率とする。

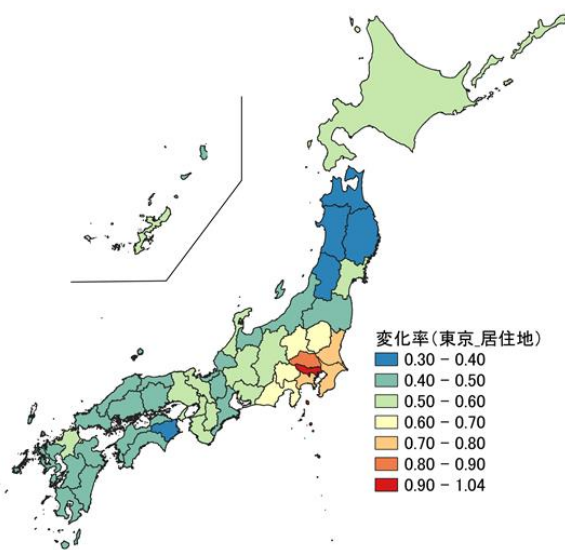


図1 居住地が東京都の人の旅行量の変化率

図1より、居住地から近くの都市への移動は減少率が

低く、居住地から離れるほど移動は減少率が高い傾向にあることが分かる。近隣の県への移動の減少率が低かった原因は、よりキャンセルが困難な重要な移動や通勤行動が多いこと、多くの人と空間を共有し感染リスクが予想される電車・航空などの公共交通機関が必要となる移動を避けて、相対的に自家用車での移動は実施された可能性がある。その一方で、大都市である東京都を居住地とする人々の移動は、北海道や宮城県、福岡県といった地方の大都市がある都道府県への移動の減少率が、その他の県に比べて小さい傾向にある。つまり、大都市から大都市への移動はコロナ禍であっても置き換わりしづらく、ある程度残っていたことが分かる。

このように、コロナ禍での移動変化の特徴は居住地と旅行先の組み合わせごとに異なり、そこには都市間の距離や居住地と旅行先の人口規模が関係している推測できた。また、北海道や沖縄県は都市からの直線距離が遠くても移動の減少量が少ないことから、コロナ禍での移動は単純な空間距離ではなく、時間距離が影響していると思われる。これらの移動変化の特徴は、都市の移動量を都市の人口や距離を用いて表す重力モデルを用いて説明ができると考えられる。このような特徴を踏まえて、本研究では重力モデルをベースとした分析を行う。

しかし、北海道や沖縄県は観光地としても魅力のある道・県であり、これらの地域への来訪者数の多さは、人口や時間距離では説明することができない。そしてこれらの要因も、コロナ禍での移動変化に影響していると考えられる。そのため、これらの影響に関する変化もできるだけとらえられるような分析方法を採用していく。

4. モデルの提案

(1) 分析モデルの概要

本研究では、一般化線形混合モデルを用いた分析を行う。重力モデルではフローの観測値がそれぞれ独立であると仮定しており、OD表データ特有の同じ空間(居住地か旅行先)の情報が複数含まれるという、従属性を考慮できないという欠点がある。この情報を扱うことで、移動目的による移動量減少の様子の違いといった、新型コロナウイルスに起因する重要な情報を扱える可能性がある。そのため、通常の重回帰モデルでは説明できない出発地や目的地ごとのばらつきをランダム変数として考慮するために、ランダム効果を含む混合モデルを用いる。ここで、旅行者数 $Y_{i,j,d}$ は正規分布ではなく、ポアソン分布に従うと考えられる。ポアソン分布は、滅多に起こらない出来事が任意の時間あたりに起こる回数を表す離散確率分布であり、カウントデータに正しく対応する確率

分布である。移動量は、必ず整数であり負の値を取ることはない。また、例えば、青森県から鳥取県への移動はまれなものであり、正規分布よりポアソン分布の方が適しているであろう。そこで本研究では、より適したモデルとしてポアソン分布を適用したモデルを用いる。

$$\lambda_{i,j,d} = e^{\alpha_d} P_i^{\beta_{1,d}} P_j^{\beta_{2,d}} D_{i,j}^{\beta_{3,d}} \exp(\varepsilon_i + \varepsilon_j + \varepsilon_d) \quad (1)$$

$$\ln(\lambda_{i,j,d}) = \alpha_d + \beta_{1,d} \ln P_i + \beta_{2,d} \ln P_j + \beta_{3,d} \ln D_{i,j} + \varepsilon_{i,d} + \varepsilon_{j,d} + \varepsilon_{i,j,d} \quad (2)$$

$$Y_{i,j,d} \sim \text{Poisson}(\lambda_{i,j,d}) \quad (3)$$

この一般化線形混合モデルでは、式(3)からわかるように、誤差項(ランダム項)を3つに分けることで3種類の変量効果を仮定している。3種類の変量効果($\varepsilon_{i,d}$, $\varepsilon_{j,d}$, $\varepsilon_{i,j,d}$)はそれぞれ出発地(i)ごと、目的地(j)ごと、ODペア(i,j)ごとのばらつきを示している。また、ここでモバイル空間統計による推計人口 $Y_{i,j,d}$ はポアソン分布に従うものとしている。

(2) 変量効果の意味と解釈

(1)では3種類の変量効果($\varepsilon_{i,d}$, $\varepsilon_{j,d}$, $\varepsilon_{i,j,d}$)を設定し、それらが出発地ごと、目的地ごと、ODペアごとのばらつきを表していると述べたが、本節ではこれら変量効果の意味をより詳しく説明をする。

まず、本研究で用いる一般線形混合モデルは、線形予測子に固定効果と変量効果(ランダム)を組み合わせたモデルである。固定効果は全体の平均を変え、変量効果は平均を変化させないけれど、全体のばらつきを変えるものとなっている。例としては、植木鉢で育ててある植物から種子をとってきて種子の生存確率を調べる分析があげられる⁹⁾。この分析での変量効果は、植物1つ1つの個体差と各植物が育てられてある場所(鉢植え)の環境差となっている。このとき、平均値が一致する条件で育てられた二つの個体を比較するケースを考えよう。まず、同じ鉢植えにある二つの個体を比較すると、前者(1つ1つの個体差)の差を生む非観測要素のみが影響する。つぎに、異なる鉢植えにある二つの個体を比較した場合は、同じ鉢植えで比較したケースと比べて、鉢植えの差(環境差)による差異も影響するために、より差異は大きくなる可能性が高い。ランダム項を用いることで、このような特定の空間範囲ごとに作用する非観測要因の影響をモデルに組み込むことができる。

本研究での変量効果($\varepsilon_{i,d}$, $\varepsilon_{j,d}$, $\varepsilon_{i,j,d}$)はすべて平均ゼロとし、標準偏差(それぞれ σ , σ' , σ'')を推定パラメータとする正規分布に従うとする。そして、これらのランダム項が、人口・距離以外の非観測要因を表現する

変量効果項(確率変数)となっている。この3つの変量効果はそれぞれ出発地ごと、目的地ごと、ODペアごとのばらつきを表している。ここでは、上述の「鉢植え」の例が、出発地と目的地に相当する。つまり、出発地と目的地が両方異なるペアの間での旅行者数の差よりも、出発地が一致しているペアの間での旅行者数の差は、影響する非観測要因が小さいために小さい可能性が高い。この影響する非観測要因による程度が推定された分散パラメータにより表現されることになる。なお、出発地と目的地ごとの非観測要因が与える影響パターンは、図2のようにOD表における縦・横方向に共通する。

このような、変量効果を考慮することで、「沖縄や北海道では観光時期に来訪者が多い」や、「この県では冬には雪によって移動が減少する」といったような各県ごとの非観測要因が考慮されることになる。例えば、観光時期に特定の都道府県への来訪者数が(人口に関係なく)増えるのであれば、その時期の目的地ごとのランダム項の分散が大きくなるであろう。また、冬の時期に出発地・目的地ごとの分散がそれぞれ大きくなるのが予想される。本研究では、出発・目的地の人口と都市間の距離を固定効果としていることから、変量効果はそれ以外の非観測要因を示すことになる。そして、出発地ごとと目的地ごとの変量効果($\varepsilon_{i,d}$, $\varepsilon_{j,d}$)は、出発地・目的地ごとの非観測要因による影響を示すものであるために、分散の推定結果からその影響の大小を知ることができる。この分散の大小と新型コロナウイルスによる影響・行動変化との関係としては、以下のような関係が得られることが予想される。例えば、緊急事態宣言は全国を対象としたものだけでなく、感染が深刻なある特定の都道府県を対象とするものがある。このとき、緊急事態宣言の対象地域への移動や、対象地域からの移動は対象外の地域とは異なる変化をすることが予想される。この際、対象地域と非対象地域では移動にばらつきが生じるため、分散が大きくなると考えられる。

		目的地				
		北海道	青森	沖縄
出発地	北海道					
	青森					
	...					
	...					
	沖縄					

図2 変量効果のOD表での意味

5. 混合効果を考慮したモデルの推定結果

本章では、パラメータの時間変化から、長距離旅行行動の時間変化の特徴を考えていく。分析期間はモバイル

空間統計データの利用が開始された、2014年3月1日から2021年9月30日までとしている。コロナ前である2014年3月1日から2019年12月31日までの約6年間の同日での平均をとったものと、コロナ禍期間（2020年1月1日から2021年9月30日まで）の時系列推移を同日で比較する。また、それぞれ図中の緑色で示されている期間は、日本全体で1か所以上の都道府県で緊急事態宣言が発令されている期間となっている。これらの図から各パラメータの時間変化の様子を分析し、その大小からコロナ禍での移動変化の特徴を分析していく。

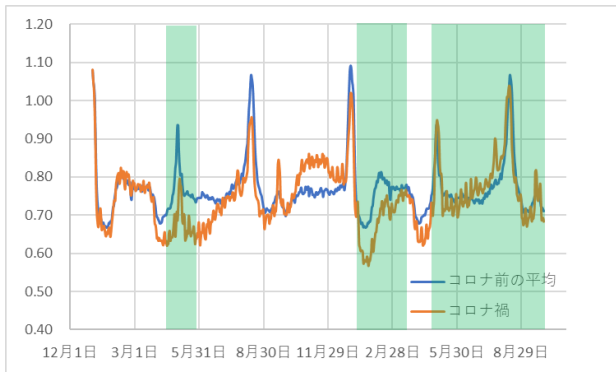


図3 一般化線形混合モデルの $\beta_{1,d}$ の推定結果

(1) 固定効果

a) 出発地人口の係数

図3は出発地の人口にかかる係数であるパラメータ $\beta_{1,d}$ の変動を示している。

まず、新型コロナウイルスの影響のない期間を見ると、以下の3点の特徴を読み取ることができる。一点目は、多くの日の係数は、およそ0.75程度であることである。これは、出発地の人口が2倍になったとき、旅行量は1.7倍にしかならないことを意味しており、人口の少ない都道府県ほど、同じ交通条件であれば、一人当たりの旅行量が大きい傾向があることを示している。二点目は、年末年始・ゴールデンウィーク・お盆の3期間にはこの係数が大きくなることである。特に年末年始は、例年1を上回る水準まで大きい値となっている。この係数が1を上回るとは、一人当たりの旅行量の関係が逆転することを意味し、年末年始では人口が多い都道府県ほど一人当たりの旅行量が大きくなる。これは、年末年始には、大都市から地方部への帰省行動が卓越することを示していると思われる。三点目は、例年、1月と3月・4月にこのパラメータが小さくなる。つまり、人口の多い都道府県より少ない地方部の都道府県の方が一人当たりの旅行量が大きくなる傾向がより強くなる。これは、新年・年度末・年度始まりの時期には会議等が多く、地方部から大都市へ出張する量が多いことを反映している可能性が

ある。

新型コロナウイルス禍における変化を見ていこう。まず、全体のトレンドとしては年末年始・ゴールデンウィーク・お盆でこの係数値が大きくなるという、季節変動の特徴はコロナ禍においても見られることが分かる。一方で、緊急事態宣言期間では、例年よりも値が大きく減少した。1回目の緊急事態宣言では、緊急事態宣言が発令される前の4月頭ごろから大きく値が減少し、最小で0.62という値となった。これは、旅行の出発量の偏りが大きくなり、一人当たりの旅行量の変化は人口の多い都道府県でより顕著であったことを示している。緊急事態宣言が解除された後は、回復傾向に転じるが、すぐに回復することではなく、7月23日ごろまでかけて徐々に回復した。

その後、2020年の10月・11月ごろには、この係数の値が例年の値より大きくなっている。この期間では、緊急事態宣言の影響とは反対に、人口が大きいところほど一人当たりの旅行量の回復率が、人口の少なかった都道府県と比較すると相対的に大きかったことを示している。この期間は、政府が実施していた「GoToトラベル」政策の期間にも該当し、人口の多い県に居住する人の方が、この移動を促進させる政策の効果が大きかったことを示している。

2回目の緊急事態宣言に入った、1月8日ごろには再びこの係数が小さくなった。このときは、1回目とは異なり、宣言された直後の2021年1月25日に最も小さい値（通常時から0.11だけ少ない水準）をとり、そこから緊急事態宣言解除の3月21日までにかけて徐々に回復していく推移をとる。解除された3月21日の、通常時平均との差は、0.01にすぎなかった。

そして、4月25日に開始された3回目の緊急事態宣言では、この係数は通常時よりも小さい値をとったものの最大の差でも-0.08程度であり、緊急事態宣言の1回目・2回目と比較して大きな変化がなかった。

コロナウイルス禍では、基本的に、緊急事態宣言のたびにこの係数の値は通常時平均よりも小さな値をとる。この係数は出発地の人口の係数であることから、緊急事態宣言期間には出発地の人口規模による旅行量の偏りが大きくなったことを示す。ここで、出発地の人口一人当たりの旅行量は、人口が x 倍になった時 $x^{(\beta_{1,d}-1)}$ 倍になる。このことから、基本的には係数が1の時ほどの都道府県でも偏りが無い時であり、係数の1からの差が大きくなるごとに偏りが大きくなる。つまり、図3に見られるように、この係数は1より小さく、コロナ禍ではさらに小さい値をとったことから、人口の多い県からの移動減少の方が、人口の少ない県よりも大きかったことを示している。

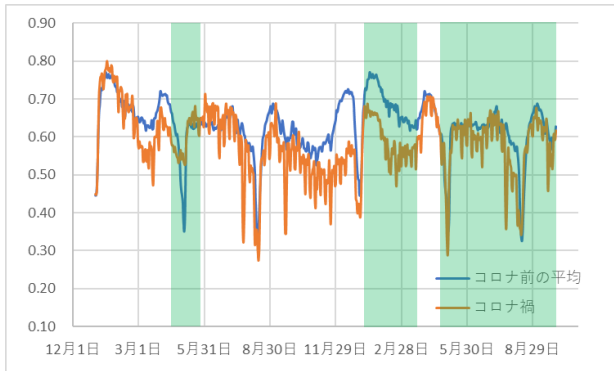


図4 一般化線形混合モデルの $\beta_{2,d}$ の推定結果

b) 目的地人口の係数

図4は目的地の人口にかかる係数であるパラメータ $\beta_{2,d}$ の変動を示している。

まず、新型コロナウイルスの影響のない期間を見ると、以下の3点の特徴を読み取ることができる。一点目は、多くの日の係数は、およそ0.65程度であることである。これは、目的地の人口が2倍になった時、旅行量は1.6倍にしかならないことを意味しており、人口の少ない都道府県ほど、同じ交通条件であれば、居住者一人当たりの来訪旅行量が大きい傾向があることを示している。二点目は、年末年始・ゴールデンウィーク・お盆の3期間にはこの係数が小さくなることである。特にお盆にはおよそ0.35まで小さな値を取り、人口の少ない県への来訪者数が増える傾向が強まるのが分かる。これは、お盆には、大都市から地方部への帰省行動が卓越することを示していると思われる。三点目は、例年、1月と3月・4月、9月・12月にこのパラメータが大きくなる。つまり、この期間は人口の少ない地方部の都道府県より多い都道府県の方が一人当たりの来訪者数が大きくなる傾向が強くなる。これら二点目・三点目の特徴のように、パラメータ $\beta_{2,d}$ はパラメータ $\beta_{1,d}$ が大きい時期には、小さい値をとる傾向があるといったように、逆の推移をしていくことが分かる。

新型コロナウイルス禍における変化を見ていこう。まず、全体のトレンドとしては年末年始・ゴールデンウィーク・お盆でこの値が小さくなるという、季節変動の特徴は、おおよそ同様のものであることが分かる。一方で、緊急事態宣言期間では、例年よりも値が減少した。1回目の緊急事態宣言では、緊急事態宣言が発令される前の2月28日ごろから値が減少したが、ゴールデンウィークには例年よりもやや大きな値となっている。また、コロナ禍での値の減少から、旅行での一人当たりの来訪者数の変化は人口の多い都道府県でより顕著であったことを示している。緊急事態宣言解除後は、やや回復傾向に転

じるが、引き続き通常時平均よりも小さな値を取っていて、2回目の緊急事態宣言の直前である12月には通常時平均よりも0.2程小さくなっている。この期間は新型コロナウイルス感染症の拡大から、東京や大阪など人口の多い大都市への旅行が「GoToトラベル」の対象から除外された期間に該当し、人口の多い県への移動が減少したことを示している。

2回目の緊急事態宣言に入った、2021年1月8日には再び係数が小さくなった。このときは、2月21日ごろに最も小さい値をとり、そこから緊急事態宣言解除の日（3月21日）までにかけて徐々に回復していく推移をとる。解除された3月21日の通常時平均との差は、0.06程であった。そして、4月25日に開始された3回目の緊急事態宣言では、この係数は通常時よりも小さな値を取り、最大の差も0.28程度と大きかったが、2021年のゴールデンウィーク以降は通常平均との差は小さくなっている。

また、目的地の人口一人当たりの旅行量は、人口が x 倍になった時 $x^{(\beta_{2,d}-1)}$ 倍になる。これらのことから、通常時との係数の差が減少し、係数が1に近づくことは、緊急事態宣言の都道府県間移動における目的地の人口一人当たり旅行数の偏りは小さくなっていることが読み取れる。

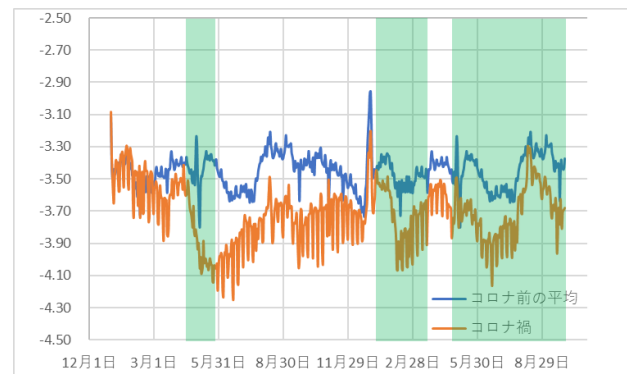


図5 一般化線形混合モデルの $\beta_{3,d}$ の推定結果

c) 時間距離の係数

図5は都道府県間の時間距離にかかる係数であるパラメータ $\beta_{3,d}$ の変動を示している。

まず、新型コロナウイルスの影響のない期間を見ると、以下の3点の特徴を読み取ることができる。一点目は、およそ-3.40程度であることである。これは、都道府県間の時間距離が2倍になると、旅行量は0.09倍になることを意味しており、都道府県間の時間距離が大きくなる程、旅行量が減少する傾向があることを示している。二点目は、ゴールデンウィーク・年末年始の2つの期間にはこの係数が大きくなることである。特に年末年始には、例年-3.0を上回る水準まで大きい値となっている。これは、

年末年始には帰省のために長距離の移動が卓越するためであると思われる。三点目は、変動が一週間周期で生じていることである。平日には係数が大きくなるため長距離旅行が多く、休日は係数が小さくなり短距離の移動が多くなることを読み取れる。

新型コロナウイルス禍における変化を見ていこう。まず、全体のトレンドとしては、年末年始でこの係数が大きくなるという、季節変動の特徴は同様の変化があったことが分かる。一方で、緊急事態宣言期間では、例年よりも値が大きく減少した。1回目の緊急事態宣言では、緊急事態宣言が発令された後の5月10日ごろから大きく値が減少し、最小で4.2という値となった。係数は時間距離に対して指数的にかかる乗数であるため、旅行量の変化は長距離の移動でより顕著であったことを示している。緊急事態宣言が解除された後も、通常時平均よりも小さな値を取っているが、年末年始には回復が見られる。

次に、2回目の緊急事態宣言では、宣言された直後の1月12日ごろから通常時平均よりも小さな値となり、そこから緊急事態宣言解除の日（2021年3月21日）ごろに一旦回復した。しかし、それ以降また、（緊急事態宣言下でない状態においても）通常時平均との差が大きくなった。そして、4月25日に開始された3回目の緊急事態宣言では、この係数は通常時よりも小さい値を取り、8月11日ごろに若干回復したものの、それ以降も通常時よりも小さな値となっていた。

このことから、期間が経過しても緊急事態宣言期間には、都道府県間移動における長距離移動は、短距離と比較して減少比が大きい状態で継続していたことが読み取れる。

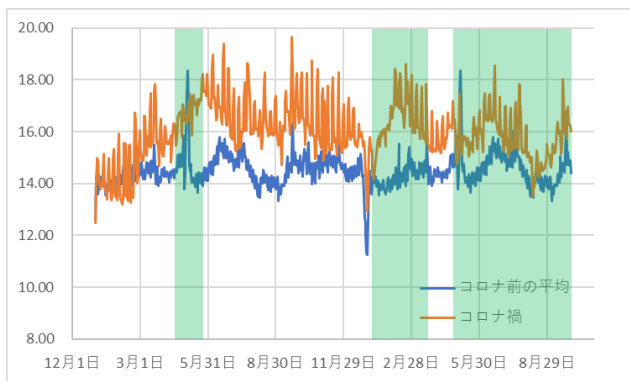


図6 一般化線形混合モデルの α_d の推定結果

d) 切片

図6は式(2)での切片にあたるパラメータ α_d の変動を示している。

まず、新型コロナウイルスの影響のない期間を見ると、

以下2点の特徴を読み取ることができる。一点目はゴールデンウィークの期間にはこのパラメータの値が大きくなることである。二点目は、年末には小さな値を取ることである。このパラメータは切片にあたるものであるため、これら2点の特徴は係数 $\beta_{1,d}$ 、 $\beta_{2,d}$ 、 $\beta_{3,d}$ の影響で変動することが考えられる。その変動の様子は、 $\beta_{1,d} \cdot \beta_{2,d}$ が大きく（式(2)での出発地・目的地の人口の傾き大に）なると α_d は小さな値に、 $\beta_{3,d}$ が大きく（式(2)での時間距離の傾きが小に）なると α_d は小さな値になると思われる。

次に、新型コロナウイルス禍における変化を見ていこう。まず、全体のトレンドとしてはゴールデンウィークに大きな値を、年末には小さな値を取るという季節変動の特徴は見られなくなった。また、緊急事態宣言期間では、例年よりも値が大きく増加した。1回目の緊急事態宣言では、緊急事態宣言が発令された4月7日ごろから通常時平均よりも大きな値を取り始め、ゴールデンウィークには通常時平均よりも小さな値となっているが、それ以降も通常時平均よりも大きな値を取り緊急事態宣言が解除された5月25日ごろには通常時平均との差が、最大でおよそ4.3となっている。その後は回復傾向に転じるが、すぐに回復することはなく2回目の緊急事態宣言直前まで、通常時平均よりも大きな値を取っていた。

次に、2回目の緊急事態宣言に入った2021年1月8日ごろには再びこのパラメータが大きくなった。2月13日ごろに通常時平均が最大となり、およそ4.4で1回目の緊急事態宣言と同じような水準であったが、その後は回復傾向に転じ、宣言が解除された3月21日ごろには通常時とほぼ同じ水準であった。そして、4月25日に開始された3回目の緊急事態宣言では、この係数は通常時よりも大きな値を取り、最大での差は3.2程度であり、1回目・2回目と比較して通常時との差はやや小さくなっていた。また、その後は回復傾向に転じており、このことから、期間が経過するごとに緊急事態宣言の都道府県間移動に与える影響は小さくなっていることが読み取れる。

(2) 変量効果

ここではコロナ前とコロナ禍での出発地ごと、目的地ごと、ODペアごとの3種類についての変量効果の時間変化について述べる。

a) 出発地人口の変量効果項

図7は出発地ごとのばらつきを表す変量効果 $\varepsilon_{i,d}$ の時間変化について示している。変量効果 $\varepsilon_{i,d}$ の値は出発地ごとでの人口によらない理由での都道府県間移動のばらつきを示しており、その値が大きいほど出発地ごとでのばらつきが大きく、出発判断への影響が大きくなることが考えられる。

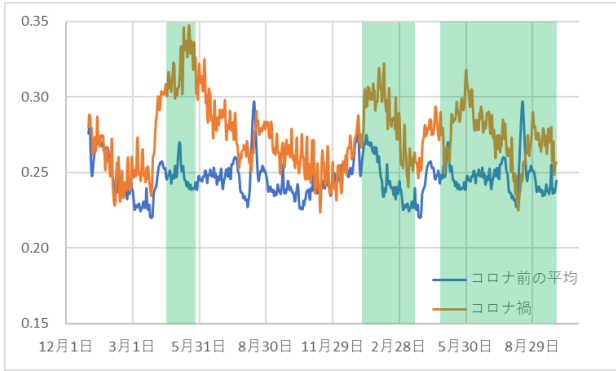


図7 出発地ごとでの変数効果 $\epsilon_{i,d}$ (コロナ前後での比較)

まず、新型コロナウイルスの影響のない期間では、年始とお盆に大きな値を、3月・8月・10月には小さな値を取るという特徴を読み取ることができる。

新型コロナウイルス禍における変化を見ていく。まず、コロナ前に見られた年始とお盆に大きな値を取り、3月・8月・10月に小さな値を取るという季節変動の特徴は見られなくなっている。また、1回目の緊急事態宣言では宣言が発令される前の、4月1日ごろから通常時よりも大きな値を取っており、5月17日にはその差が最大約0.1になっている。宣言が解除された5月25日ごろから値は回復傾向に転じ、11月ごろには通常時に水準になった。

2回目の緊急事態宣言では、宣言が発令された2021年1月8日ごろから通常時よりも大きな値となったが、その差は最大で0.08程度であった。そして、4月25日に発令された3回目の緊急事態宣言では、通常時との差が最大で0.07程度であった。その後回復傾向に転じ、期間内に通常時の水準まで回復していた。このことから、期間が経過するごとに緊急事態宣言下での移動の出発地ごとのばらつきは小さくなることが読み取れる。

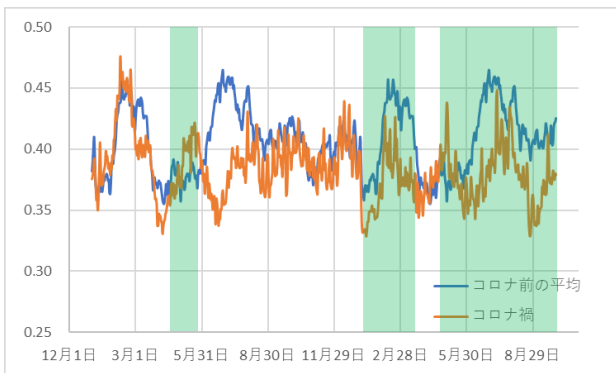


図8 目的地ごとでの変数効果 $\epsilon_{j,d}$ (コロナ前後での比較)

b) 目的地人口の変数効果項

図 8は目的地ごとのばらつき表す変数効果 $\epsilon_{j,d}$ の時間変化について示している。変数効果 $\epsilon_{j,d}$ の値は目的地ご

とでの人口によらない理由での都道府県間移動のばらつきを示しており、その値が大きいほど目的地ごとのばらつきが大きく、目的地への影響が大きくなることが考えられる。

まず、新型コロナウイルスの影響のない期間を見ると、毎年3月・7月に大きな値を取り、1月・4月・5月・11月に小さな値を取るという特徴を読み取ることができる。

新型コロナウイルス禍における変化を見ていく。まず、全体のトレンドとしては3月・7月に大きな値を取り、1月・4月・5月・11月に小さな値を取るという、季節変動の特徴は、2020年7月に大きな値を取る変化が見られなくなったことを除けば、おおよそ同様の変化があったことが分かる。また、1回目の緊急事態宣言では、宣言が発令された後の5月25日に通常時との差が最も大きくなり0.04程度であった。その後緊急事態宣言の解除に伴い値は減少していき、6月23日には通常時よりも0.12ほど小さな値になった。その後、値は増加していき通常時と同じ水位となった。

次に2回目の緊急事態宣言では、宣言が発令された2021年1月8日に再び値が小さくなった。この時は、1回目とは異なり、宣言が解除される3月21日まで一度も通常時より大きな値を取ることはなかった。続いて4月25日に発令された3回目の緊急事態宣言では、宣言前の4月10日ごろから通常時よりも大きな値を取り、ゴールデンウィークの5月3日にはその差が0.08ほどまでになった。その後値は減少し、緊急事態宣言期間に通常時よりも大きな値を取ることはなかった。

このことから、目的地ごとのばらつき表す変数効果 $\epsilon_{j,d}$ は、コロナ禍では基本的に通常時よりも小さな値を取っており、コロナ禍において特別な非観測要因の存在は考えにくいことが分かる。

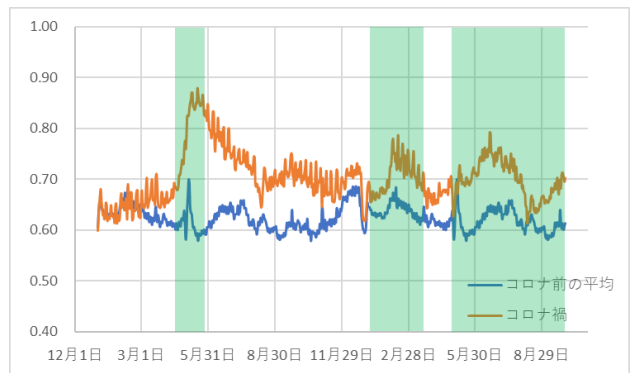


図9 ODペアごとでの変数効果 $\epsilon_{i,j,d}$ (コロナ前後での比較)

c) ODペアごとの変数効果項

図 9はODペアごとのばらつき表す変数効果 $\epsilon_{i,j,d}$ の時間変化について示している。変数効果 $\epsilon_{i,j,d}$ の値はODペア

アごとでの都道府県間移動のばらつきを示しており、その値が大きいほどODペアでのばらつきが大きくなることが考えられる。

まず、新型コロナウイルスの影響のない期間を見ると、毎年2月・ゴールデンウィーク後半・7月に大きな値を取り、ゴールデンウィーク前半・5月・11月年末に小さな値を取るという特徴を読み取ることができる。

新型コロナウイルス禍における変化を見ていこう。まず、2月・ゴールデンウィーク・7月ごろに大きな値を取り、年末には小さな値を取っており、季節変動の特徴はやや満たしていることが分かる。また、緊急事態宣言では、1度目の緊急事態宣言において、宣言が発令される前の4月1日ごろから通常時よりも大きな値を取り始め、5月16日には通常時との差が最大の0.29ほどになった。その後回復傾向に転じ、2回目の緊急事態宣言直前の年末年始には通常時の水位になった。

2回目の緊急事態宣言では、宣言後から次第に通常時との差が拡大していき、その差は3月27日に最大の0.12ほどになった。3回目の緊急事態宣言では、宣言直後のゴールデンウィークに通常時と同様の水準になったが、その後通常時よりも大きな値となり、その差は最大で0.15ほどであった。このことから、ODペアごとのばらつきは緊急事態宣言のたびに大きくなるが、時間経過に伴い、そのばらつきの大きさは減少していくことが読み取れる。

前章での混合効果を考慮した固定効果と本章での変量効果の時間変動の結果から、人の都道府県間移動における、出発地・目的地の人口以外の要因の存在とその分散の大きさを明らかにした。ODペアごとのばらつきは、時間距離ではなく出発地・目的地の特徴による影響が大きいと考えられる。また、コロナ禍では発地ごとのばらつきが大きく、特に緊急事態宣言期間に大きかったことから、通常時との差には新型コロナウイルスの陽性患者数といった情報が関係していると考えられる。

6. 陽性患者数を考慮した分析

本章では、前章における結果を踏まえて、陽性患者数を考慮したモデルを提案し、そのモデルによる分析を行う。

(1) 陽性者数を考慮したモデルの概要

陽性患者数を考慮したモデルとしては、陽性患者数を表す項の入れ方から二つのパターンの式が考えられる。その式は、式(4)と式(8)である。

$$\lambda_{i,j,d} = e^{\alpha_d} p_i^{\beta_{1,d}} p_j^{\beta_{2,d}} D_{i,j}^{\beta_{3,d}} \exp(\varepsilon_i + \varepsilon_j + \varepsilon_d) \quad (1)$$

$$\ln(\lambda_{i,j,d}) = \alpha_d + \beta_{1,d} \ln P_i + \beta_{2,d} \ln P_j + \beta_{3,d} \ln D_{i,j} + \varepsilon_{i,d} + \varepsilon_{j,d} + \varepsilon_{i,j,d} \quad (2)$$

$$\ln(\lambda_{i,j,d}) = \alpha_d + (\beta'_{1,d} + \beta''_{1,d} I_{i,d}) \ln P_i + (\beta'_{2,d} + \beta''_{2,d} I_{j,d}) \ln P_j + \beta_{3,d} \ln D_{i,j} + \varepsilon_{i,d} + \varepsilon_{j,d} + \varepsilon_{i,j,d} \quad (4)$$

$$\beta_{1,d} = \beta'_{1,d} + \beta''_{1,d} I_{i,d} \quad (5)$$

$$\beta_{2,d} = \beta'_{2,d} + \beta''_{2,d} I_{j,d} \quad (6)$$

$$\lambda_{i,j,d} = e^{\alpha_d} p_i^{\beta_{1,d}} p_j^{\beta_{2,d}} D_{i,j}^{\beta_{3,d}} I'_{i,d} I'_{j,d} \exp(\varepsilon_i + \varepsilon_j + \varepsilon_d) \quad (7)$$

$$\ln(\lambda_{i,j,d}) = \alpha_d + \beta_{1,d} \ln P_i + \beta_{2,d} \ln P_j + \beta_{3,d} \ln D_{i,j} + \beta_4 I'_{i,d} + \beta_5 I'_{j,d} + \varepsilon_{i,d} + \varepsilon_{j,d} + \varepsilon_{i,j,d} \quad (8)$$

式(5)、式(6)の $I_{i,d} \cdot I_{j,d}$ はそれぞれ人口10万人あたりの移動日前一週間での平均新規陽性患者数を表しており、 $I_{i,d}$ が出発地、 $I_{j,d}$ が目的地のものとなっている。式(4)ではこれまでの分析で用いてきた式2の出発地・目的地の人口にかかる係数である $\beta_{1,d}, \beta_{2,d}$ について $I_{i,d}, I_{j,d}$ を導入することで人口にかかる係数と陽性患者数にかかる係数の2つに分解している。

また、式(7)は式(1)に出発地と目的地の移動前一週間での平均新規陽性患者数を表す $I'_{i,d} \cdot I'_{j,d}$ を追加した式となっている。 $I'_{i,d} \cdot I'_{j,d}$ は、 $I_{i,d} \cdot I_{j,d}$ と異なり、人口10万人あたりの数ではなく、その項自体が新規陽性患者数を表している。式(4)ではその値を入れるだけで分析を行うことができるが、式(8)ではそのまま分析を行うことができないため、以下の処理を行っている。

式(8)では、移動前一週間での平均新規陽性患者数を表す $I'_{i,d} \cdot I'_{j,d}$ が0以下の場合、真数条件を満たさないため分析を行うことができない。そこで、各県での陽性者数が0人の時は1人に変更することで真数条件を満たすように変更する。しかし、1日の陽性者数が全国で1人の場合、プログラム上でランク落ちが発生し、分析を行うことができなかった。そのため、陽性者数の最も多いODでの陽性者数が2人以上であるときのみ、式(8)を使い、その他の場合では式(2)を用いて分析を行うことにした。

(2) 陽性者数を考慮することでの変量効果の変化

ここでは、式(4)と式(8)で陽性者数を考慮したモデルによる分析精度の変化を、出発地ごと・目的地ごとの変量効果 $\varepsilon_{i,d} \cdot \varepsilon_{j,d}$ の変化から明らかにしていく。

図10は出発地ごとの変量効果 $\varepsilon_{i,d}$ の値を、陽性者数を

考慮しない場合・考慮する場合（式(4)）・考慮する場合（式(8)）の3パターンで比較したものである。図から、2回目と3回目の緊急事態宣言の間の2021年4月7日ごろに陽性者数を考慮する場合（式(8)）での値が他よりも小さな値となっている。一方で、陽性者数を考慮することにより値の減少を期待していた各緊急事態宣言期間においては、値に違いが見られなかった。

次に、図11は目的地ごとの変量効果 $\varepsilon_{j,d}$ の値を、陽性者数を考慮しない場合・考慮する場合（式(4)）・考慮する場合（式(8)）の3パターンで比較したものである。図から、1回目と2回目の緊急事態宣言の間の2020年10月26日ごろには陽性者数を考慮する場合（式(4)）での値の減少が、また、2回目と3回目の緊急事態宣言の間の2021年4月18日ごろは陽性者数を考慮する場合（式(8)）での値が見られた。一方で、 $\varepsilon_{i,d}$ と同様に陽性者数を考慮することにより値の減少を期待していた各緊急事態宣言期間においては、値に違いが見られなかった。また、値の変化が見られた期間においても、その変化は小さく変量効果の値を減らすことに十分に働いているとはいえなかった。

これらのことから、陽性者数を考慮した場合でも、陽性者数の情報が有意に働くのは一部の期間のみであり、陽性者数を考慮しても変量効果の減少には繋がらなかった。

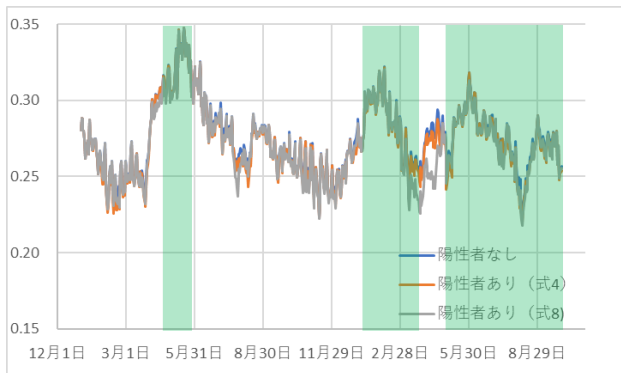


図10 出発地ごとの変量効果 $\varepsilon_{i,d}$ の比較

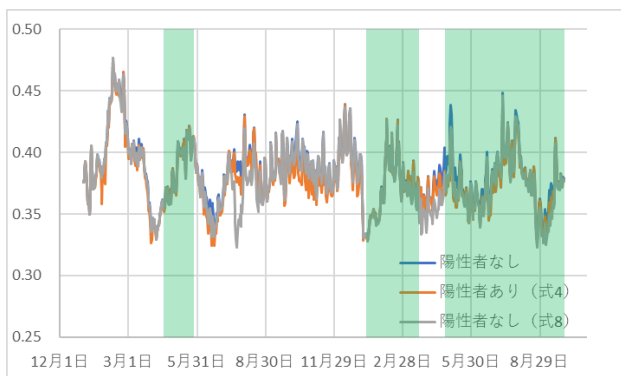


図11 目的地ごとの変量効果 $\varepsilon_{j,d}$ の比較

7. おわりに

本研究では、重力モデルを用いたコロナ禍での都道府県間移動変化の分析を行い、コロナ前とコロナ禍での移動の特徴の違いや、コロナ禍での時間経過による移動の変化を明らかにした。単純で扱いやすい重力モデルを用いることで、出発地と目的地の人口による影響や都道府県間の時間距離による影響の変化を定量的に明らかにすることができた。

また、変量効果の変化から、非観測要因の存在が確認されたが、陽性者数を考慮したモデルの推定結果では、モデルの精度の向上が見られず、モデルに影響を与える非観測要因が陽性者数でないことを確認した。

このような変化は、行動の「自粛」が要請されたときの反応として、貴重なエビデンスであり、変化の小さかった人口の多い都市を目的地とした旅行ほどキャンセルされにくいと予想される。

謝辞：本研究は、科学研究費補助金20H02270, 20H02267, 21H01455, 文部科学省卓越研究員事業として支援を受けた研究活動による成果の一部です。支援に感謝いたします。

参考文献

- 1) 新型コロナウイルス感染 世界マップ：日本経済新聞 <<https://vdata.nikkei.com/newsgraphics/coronavirus-world-map/>>（参照 2022-2-3）
- 2) 緊急事態宣言とは 特措法に基づき政府が発令：日本経済新聞 <<https://www.nikkei.com/article/DGXZQODG0213N0S1A100C2000000/>>（参照 2022-2-3）
- 3) 「まん延防止等重点措置」とは？ 「緊急事態宣言」との違い：NHK <<https://www3.nhk.or.jp/news/html/20210209/k10012857981000.html>>（参照 2022-2-3）
- 4) 石川県緊急事態宣言 <<https://www.pref.ishikawa.lg.jp/>>（参照 2022-2-3）
- 5) 金沢大学 新型コロナウイルス感染症にかかる対応について <https://www.kanazawa-u.ac.jp/university/corporation/risk_management/new_coronavirus>（参照 2022-2-3）
- 6) 秦康範・佐々木邦明・斧田佳純・浅野礼子・鈴木俊博：コロナ禍における緊急事態宣言等が都道府県間流動に与えた影響の検証，土木学会論文集 D3（土木計画学），Vol.77, No.2, pp.151-159, 2021

- 7) 原田魁成・山口裕通・寒河江雅彦：スパース非負値行列因子分解を用いた COVID-19 流行期の県間旅行行動の変容分析，土木学会論文集 D3（土木計画学），Vol.77, No.2, pp.160-173, 2021
- 8) モバイル空間統計 <<https://mobaku.jp/about/>>（参照2022-2-3）
- 9) 久保拓弥：データ解析のための統計モデリング入門
(2022.3.6 投稿)