



RIETI Discussion Paper Series 22-J-002

人流と新型コロナウイルス新規感染者数変化率の動的関係と ワクチンの役割

井上 智夫
成蹊大学

沖本 竜義
経済産業研究所



Research Institute of Economy, Trade & Industry, IAA

独立行政法人経済産業研究所

<https://www.rieti.go.jp/jp/>

人流と新型コロナウイルス新規感染者数変化率の動的関係とワクチンの役割[‡]井上 智夫（成蹊大学）[§] 沖本 竜義（オーストラリア国立大学、RIETI）^{**}

要 旨

2019 年末に発生した新型コロナウイルスは、全世界を大きな混乱に巻き込み、未だ収束には至っていない。そのため、新型コロナウイルスの感染者数を抑制することは、今でも多くの国の主要な政策目標となっている。本稿は日本国内の 20 都道府県の週次集計データをもとに、人流と新規感染者数変化率の動的関係を分析し、国内で実施されてきた人流抑制やワクチン接種の政策効果、ならびに気候要因の感染者数への影響を計量経済学的手法に基づいて評価することを目的としている。分析から、[1]緊急事態宣言の発令や(飲食店の営業規制に関係すると考えられる)小売店・娯楽施設への人流抑制には新規感染者数変化率を押し下げる効果が、また[2]ワクチン接種には感受性人口の減少という点では有意な効果は見られなかったが、人流増と新規感染者数変化率との関係を有意に低下させる効果が確認され、経済再活性化政策を施行するうえで参考になると考えられる示唆が得られた。

キーワード：COVID-19、ワクチン接種、インパルス応答分析、SIR モデル、人流抑制政策

JEL classification: C23, H12, I18

RIETI ディスカッション・ペーパーは、専門論文の形式でまとめられた研究成果を公開し、活発な議論を喚起することを目的としています。論文に述べられている見解は執筆者個人の責任で発表するものであり、所属する組織及び（独）経済産業研究所としての見解を示すものではありません。

[‡] 本稿は、第二著者による独立行政法人経済産業研究所（RIETI）における研究プロジェクトの成果の一部である。本稿の原案に対して、鈴木史馬教授（成蹊大学）、Vu Tuan Khai 教授（法政大学）から多くの有益なコメントを頂いた。ここに記して、感謝の意を表したい。

[§] Professor, Faculty of Economics, Seikei University. 3-3-1 Kichijoji-Kitamachi, Musashino, Tokyo 180-8633, Japan. Email: inoue@econ.seikei.ac.jp

^{**} Associate Professor, Crawford School of Public Policy, Australian National University and Visiting Fellow, Research Institute of Economy, Trade and Industry. 132 Lennox Crossing, ANU, Acton, ACT 2601, Australia. Email: tatsuyoshi.okimoto@anu.edu.au

1 イントロダクション

2019 年末に発生した新型コロナウイルスは、全世界を大きな混乱に巻き込み、未だ収束には至っていない。そのため、新型コロナウイルスの感染者数を抑制することは、今でも多くの国の主要な政策目標となっている。感染を抑える一つの有力な政策としては、人流を制限することが挙げられており、各国において様々な政策が施行されてきた。最も、厳しい政策としては、入国規制や都市封鎖があり、アメリカやイギリスなど、多くの国では当初、主要な政策となっていた。また、都市封鎖を行うことができない日本では、緊急事態宣言の発令や飲食店の営業規制などが主要な政策となってきた。それと同時に、世界的にリモートワークが推奨され、ステイホームを促進する政策も実施されてきた。さらに、そのような感染対策が実施されている間に、ワクチンが開発され、ワクチン接種の推進は、感染の抑制だけでなく経済活動の再開のためにも重要な政策となっている。実際、ワクチンの接種が進むにつれて、人流抑制政策を緩和し、経済活動の再活性化政策を進める国も見られている。このように、新型コロナウイルスに関しては多くの政策が実施されてきたが、政策効果に関する検証は限られており、まだ十分な研究が行われていないと言えるだろう。また、シミュレーションに基づいた研究も多く、実際に観測されたデータから、政策効果を検証した研究の蓄積が不可欠である。このような状況を受けて、本稿の目的は、様々な形で行われてきた人流抑制政策やワクチンの効果を検証するために、日本における人流と新規感染者数変化率の動的関係を、実際に観察されたデータから実証分析により明らかにすることである。

新型コロナウイルスに関する研究に関しては、新型コロナウイルスが経済活動に与えた影響や、各種の人流抑制政策が人流へ与えた効果などに関して、結果が蓄積されつつある。具体的には、新型コロナウイルスが経済や人流に与えた影響の研究としては、Brodeur et al. (2021), Davis et al. (2021), Eichenbaum et al. (2021), Fukao and Shioji (2021), Gamtkitsulashvili and Plekhanov (2021), Hoshi et al. (2021), Hosono (2021), Kubota (2021), Milani (2021), Rungcharoenkitkul (2021) などが挙げられる。例え

ば、Eichenbaum et al. (2021) は、感染症数理モデルのひとつである SIR モデルとマクロ経済モデルを融合したうえで^{*1}、経済的選択と感染症の関係を分析し、人々が感染リスクを低下させる為に消費と労働を削減した結果、感染は抑制されたものの景気後退をより厳しいものにした可能性を示している。Gamtkitsulashvili and Plekhanov (2021) は 53 の国・経済圏について人流と経済活動の関係を実証分析し、新型コロナウイルスパンデミックの間、10% の人流の低下が、GDP を平均 2% 低下させる傾向にあったことを確認している。Milani (2021) は、感染者数と人流ならびに失業率などの関係をグローバル VAR モデルにより分析し、国を超えた人流が国際的に感染を拡大させたこと、感染の拡大が人流を低下させた結果、失業率の悪化を招いた可能性などを示している。日本に関しては、Hoshi et al. (2021) が SIR モデルを死亡期まで含めて拡張した SIRD モデルとマクロ経済モデルを用いて、人流抑制政策が感染を抑制したものの失業を増加させた可能性を指摘している。同様に、Hosono (2021) は、SIR モデルとマクロ経済モデルに基づいて、人流抑制政策が感染を抑制したものの消費を低下させた可能性を示している。新型コロナウイルスが経済に与えた影響に関してのより詳しいサーベイは、Brodeur et al. (2021) と Rungcharoenkitkul (2021) を参照されたい。

社会的距離・ステイホーム・ロックダウンなどの人流抑制政策が感染者数や人流への影響を調べた論文としては、Allcott et al. (2020), Fang et al. (2020), Fernández-Villaverde and Jones (2020), Qiu et al. (2020), Bisin and Moro (2021), Caselli et al. (2021), David and Pienknagura (2021), Jung et al. (2021), Mendolia et al. (2021) などが挙げられる。例えば、Allcott et al. (2020) は、人流抑制政策が人流を抑制したものの、その程度は、自主的な抑制と比較すると小さく、人流が感染者数の地域差を説明する程度は小さいことを指摘している。それに対して、Mendolia et al. (2021) は、感染の拡大が人流を自主的に抑制した傾向にあるものの、人流抑制効果は人流抑制政策のほうが大きいこと

^{*1} SIR モデルは、人口集団を感染のステージにより、感受期 (susceptible)、感染期 (infectious) ならびに隔離や回復期 (removed/recovered) の 3 つのステージに分け、感染に係る状態の時間的な変化をボトムアップ式にモデル化したものであり、各ステージの頭文字を取って、SIR モデルと称されることが多い。SIR モデルの経済分析への応用に関しては、Avery et al. (2020) を参照。また、SIR モデルに関連したモデルの推定や識別に関しては、Arias et al. (2021) や Korolev (2021) などで議論されている。

を示唆している。また、Bisin and Moro (2021) は空間 SIR モデルに基づいて、感染拡大に地理的要因が大きく寄与していることを確認し、人流抑制政策を実施するうえで、地理的要因を考慮することが重要であることを指摘している。Caselli et al. (2021) は年代別ならび性別で区分して人流抑制政策効果を分析し、政策効果は、女性と若年層に対して大きいことを示唆している。Jung et al. (2021) は、人流抑制政策が、貧困率が小さい地域に対してより効果的であったことを確認し、貧困率が小さい地域における感染拡大をより抑制した可能性を報告している。

これらの研究と大きく関連するが、本稿の主たる目的は、日本の比較的感染者数の多い 20 都道府県に関して、人流と新規感染者数変化率の動的関係を、人流抑制政策、ワクチン接種、気候要因などを考慮に入れたうえで分析することである。人流と感染者数の関係を調べた同様の論文としては、Badr et al. (2020), Harris (2020), Xiong et al. (2020), Fraser and Aldrich (2021), Glaeser et al. (2021), Shao et al. (2021), Wilson (2021) などが挙げられる。例えば、Harris (2020) はフロリダの年代別人流データを用いて SRI モデルを推定し、若年層の人流が感染の拡大に大きく寄与している可能性を示唆している。Glaeser et al. (2021) はアメリカの 5 都市を分析し、人流が 10% 低下すると感染率が 19% 低下する傾向にあることを指摘している。また、Wilson (2021) は SIR モデルに基づいて、人流と新規感染者変化率の動的関係を、Jordà (2005) による Local Projection を用いて調べている。その結果、様々な場所における人流が 1% 増加することにより、新規感染者数が、0.5% から 2% 程度上昇する可能性や、累積感染者数の増大が集団免疫効果を通じて、新規感染者数を大きく抑制している可能性を示している。本研究は、Wilson (2021) と同様の手法を用いて、日本の 20 都道府県の人流と感染者数の動学的関係を Local Projection に基づいて分析する。また、緊急事態宣言などの人流抑制政策、ワクチン接種、気候要因の感染者数への影響も同時に検証を試みる。

2 モデル

感染症の流行動態を捉える基本的な数理モデルに SIR モデルがある。SIR モデルとは、人口集団を感染のステージにより、感受性 (susceptible)、感染性 (infectious)、隔離や回復 (removed/recovered) の 3 つのグループに分割し、感染に係る状態の時間的な変化をモデル化したものである。

本研究は Wilson (2021) にならい、感染者数の変遷に関して、次式のように離散表現の SIR モデルを考える。

$$\Delta I_{t+1} = (\beta_t s_t - \gamma) I_t. \quad (1)$$

ここで、 I_t は感染者人口、 β_t は単位時間あたりの感染率すなわち時間 t に感受性人口が感染者に接することで新たに感染する確率を*2、 s_t は S_t を感受性人口、 N を全人口として、 $s_t \equiv S_t/N$ で定義される t 時点における感受性人口の比率、 γ は単位時間あたりの回復や隔離による除去率である。(1) 式は

$$\frac{\Delta I_{t+1}}{I_t} = \beta_t s_t - \gamma \quad (2)$$

とも書き直すことができ、感染者変化率が直前の状態に依存する非線形確率トレンド過程の一種とみなすこともできる (Granger et al. (1997))。

Wilson (2021) では時間間隔を 10 日として 10 日間の集計値を分析しているが、日本においては日毎に報告される新規陽性者数に顕著な週次効果 (週明け月曜日の新規陽性者数が少なくなる周期性) が観測されているため、集計単位を日曜日から土曜日までの 7 日間 1 週間として分析することにする*3。したがって (1) 式は第 t 週から第 $t+1$ 週にかけての新規感染者数の増分を第 t 週の新規感染者数、感染率、除去率および感受性人口で説明

*2 単位時間あたりの感染率は人流の変化、気候の変化、新変異種の出現などによって時变的に変動することを想定している。

*3 SIR モデルは感染者数の動的挙動を捉えた数理モデルだが、実証分析するにあたって利用可能なデータは感染者数ではなく陽性者数である。そこで本稿では特に明記しない限り、両者を同義に扱う。なお実証分析では感染者数の代わりに陽性者数を利用する。

しようとするモデルとなる。本稿では、Wilson (2021) と同様に、除去率に $\gamma = 1$ を仮定する*4。この仮定の下で、(1) 式は

$$I_{t+1} = I_t \beta_t s_t \quad (3)$$

と変形できる。ここで、(3) 式を繰り返し代入することで、 h 期先の新規感染者数を時点 t の新規感染者数と t 時点から $t+h-1$ 時点までの感染率 β と感受性人口比率 s とで、次のように表現できる。

$$I_{t+h} = I_t (\beta_t s_t) (\beta_{t+1} s_{t+1}) \cdots (\beta_{t+h-1} s_{t+h-1}). \quad (4)$$

この両辺を自然対数変換すれば

$$\log I_{t+h} - \log I_t = \sum_{\tau=0}^{h-1} \log \beta_{t+\tau} s_{t+\tau} \quad (5)$$

を得る。(5) 式はさらに

$$\log I_{t+h} - \log I_t = \log \prod_{\tau=0}^{h-1} \beta_{t+\tau} + \sum_{\tau=0}^{h-1} \log s_{t+\tau} \quad (6)$$

と書き直すことができる。ここで左辺は時点 t から $t+h$ にかけての新規感染者数変化率を表し、その変化を決定づけるものとして感染率要因を右辺第 1 項で、また感受性人口要因を第 2 項で表現している。本稿は t 時点における変数の変化が h 期先の変化率に与える影響を Local Projection 法によって分析する。しかし t 時点以降の感染率 β や感受性人口比率 s の値は t 時点には観測できない。そこでそれぞれについて次のような仮定をおく。

まず t 時点から h 期先までの感染率要因をまとめて $\beta_t^h \equiv \log \prod_{\tau=0}^{h-1} \beta_{t+\tau}$ とし、 β_t^h を t 時点で観測可能な先行研究等で指摘された複数の要因からなる関数で表現する。具体的には、人流を表す変数 m_t 、気象関連の変数 w_t 、感染率に直接影響を与えうる政策の実施等

*4 この仮定は、感染後、7 日間以内に感染が発覚し、回復もしくは隔離されることを意味している。Wilson (2021) は、多くの場合で感染期間は 10 日間以内 (6 日以内の場合もある) とする CDC の研究、数日間の潜伏期間、実際の感染から検査で陽性を確認するまでのラグなどを考慮して、10 日間における除去率を 1 としている。しかしながら、Wilson (2021) は 7 日間における除去率を 1 とした場合についても検証した旨が、脚注で報告されており、7 日間における除去率を 1 とすることは、それ程強いものではない。

を考慮する*⁵。人流の把握については Google COVID-19 Community Mobility Reports の指数を利用する。これについては 3 節で詳しく説明する。感染に影響する気象要因には Wilson (2021) と同様に「最高気温」と「降水量」を用いる。しかし Wilson (2021) は気温の情報をインフルエンザ等の感染症が冬場に流行する点を捉えるために使っているが、本稿では別の視点から利用する。具体的には、極端な暑さや寒さが免疫力を低下させたり、室温管理上の問題から換気を難しくさせたりする可能性を考慮し、真夏日と真冬日の日数と感染との関係を検討する*⁶。感染率に影響する政策としては「社会的距離」「マスク着用」「密の回避」などさまざまな政策が試行されてきたが、ここでは「緊急事態宣言」の効果に焦点を当てる。

次に、感受性人口要因はどのように考えたら良いであろうか。モデル化の出発点として、ワクチンが存在せず、かつ一度感染（陽性反応）が出た個人は再感染しないことを仮定する。地域間人口移動が無く当該地域の総人口を N で固定し、 t 時点の新規感染者数を I_t とすれば、 $t + \tau$ 時点における感受性人口の比率 $s_{t+\tau}$ は 1 から $t + \tau$ 時点までの累積感染者数の対総人口比率 $c_{t+\tau}$ を差し引いて定義できる。

$$s_{t+\tau} \equiv 1 - c_{t+\tau} = 1 - \frac{\sum_{j=0}^{t+\tau} I_j}{N} \quad (7)$$

次にワクチン接種の推進が感受性人口比率に与える影響を考えてみよう。 t 時点の新規ワクチン接種者数（2 回接種完了者数）を V_t で表記すれば、 $t + \tau$ 時点までの累積接種者数は $\sum_{j=0}^{t+\tau} V_j$ になる。しかしワクチンによって、十分な免疫が確認されるまでの期間と、発症予防効果（有効率）に差異が認識されている*⁷。本稿では、発症予防効果 σ を 0.95 と仮定

*⁵ 気象と COVID-19 の感染との関係を分析した一部の研究のレビューは Wilson (2021) の脚注 2 を参照。

*⁶ 厚労省専門家会合メンバー和田耕治教授は「ワクチンを多くの人が接種したことや、さらに涼しくなって冷房の効いた室内での活動が減って人と人との距離が確保されやすくなったという季節的な要因も考えられると思う。ただ、複数の要因がそれぞれの程度感染減少に貢献しているか、数値として示すことはなかなか難しいと考えている」「これから冬にかけて気温が大きく下がってくると、感染が再び広がる可能性がある」とコメントしている (<https://www3.nhk.or.jp/news/html/20211006/k10013294851000.html>, 2021/10/6)。

*⁷ 新型コロナワクチンの発症予防効果と十分な免疫ができる時期は、ファイザー社製が約 95% で 2 回目接種から 7 日程度以降、武田/モデルナ社製が約 94% で 2 回目接種から 14 日以降、アストラゼネカ社製が約 70% で 2 回目接種から 15 日以降とされている（厚生

し、接種は未感染者を対象とし、接種者の σ の割合は感染することがなく、一度抗体を得たらその効果は少なくとも分析期間中は続くが、予防効果が発現するまで一律 2 週間のラグを仮定する。これらの仮定の下で、 $t + \tau$ 時点の感受性人口比率 $s_{t+\tau}$ は、累積ワクチン接種者数の対総人口比率を $\nu_{t+\tau}$ として、

$$s_{t+\tau} \equiv (1 - c_{t+\tau})(1 - \sigma\nu_{t+\tau}) = \left(1 - \frac{\sum_{j=0}^{t+\tau} I_j}{N}\right) \left(1 - \sigma \frac{\sum_{j=0}^{t+\tau-2} V_j}{N}\right) \quad (8)$$

と表すことができる。最後に、(6) 式右辺の $\sum_{\tau=0}^{h-1} \log s_{t+\tau}$ については Wilson (2021) と同様に $\tau > 0$ について $c_t = c_{t+\tau}, \nu_t = \nu_{t+\tau}$ を仮定して次式に変更する。

$$\sum_{\tau=0}^{h-1} \log s_{t+\tau} = \underbrace{h \log(1 - c_t)}_{\tilde{c}_t^h} + \underbrace{h \log(1 - \sigma\nu_t)}_{\tilde{\nu}_t^h} \quad (9)$$

本稿の実証分析では h の最大値は 5 (5 週先) であるので無難な仮定と思われる。現実的には、過去の感染者にもワクチン接種を行っていること、またワクチンの有効率についても分析期間中に出現した新変異種等によって変化する可能性や、2 回目接種完了から時間が経過することで抗体が減少して抵抗力が低下する可能性もあるが、(9) 式は感受性人口の近似としては適当なものであると考えられる。

以上を統合したモデルが

$$\begin{aligned} \log I_{i,t+h} - \log I_{it} = & \rho^h \Delta \log I_{it} + \sum_{\tau=0}^P \psi^{h\tau} m_{i,t-\tau} + \sum_{\tau=0}^P \delta^{h\tau} w_{i,t-\tau} \\ & + \theta^h \tilde{c}_{i,t}^h + \lambda^h \tilde{\nu}_{i,t}^h + \phi^h SOE_{it} + \alpha_t^h + \alpha_i^h + \epsilon_{i,t,t+h} \end{aligned} \quad (10)$$

である。ここで $I_{i,t}$ は第 t 週に都道府県 i で観測された新規感染者数 (週あたり合計値) で、左辺は t 時点から h 期先にかけての新規感染者数の変化率である。 m_{it} は人流を表す変数、 w_{it} は気象を表す変数、 $\tilde{c}_{it}^h$ は累積感染者数の増大による集団免疫効果を表す変数、 $\tilde{\nu}_{it}^h$ はワクチン接種効果を表す変数、そして SOE_{it} は緊急事態宣言 (State of Emergency) 期間を表すダミー変数である。 $\rho, \psi, \delta, \theta, \lambda, \phi, \alpha$ は回帰係数だが、Local Projection では

労働省, https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/vaccine_yuukousei_anzensei.html, 2021/12/17 確認)。

右辺の説明変数が同一でも、左辺で設定する予測期間 h に応じて回帰係数の値が異なるため、係数の右肩に h を付して区別する。 α_t は新たな変異種の出現やその感染拡大による感染率の全国的な変化や (10) 式では考慮していない SOE 以外に実施された全国共通 (あるいは少なくとも 20 都道府県に共通) な政策の影響などを表す週次 (時間) ダミー、 α_i は都道府県ごとの固有性・異質性を表すダミー変数である。また ϵ は誤差項だが、これも同様に h ごとに異なる。

感受性人口比率に関わる変数はもともとの比率を自然対数で非線形変換しているため、比率が上昇するほど比率 1% の増加が感染拡大に及ぼす影響も異なっている。以下ではこの点を確認しておく。なお累積感染者数の影響を表す変数 $\tilde{c}_{it}^h$ は、Wilson (2021) と同様、以下のように定義したことを思い出されたい。

$$\tilde{c}_{it}^h = h \log \left(1 - \frac{\sum_{j=0}^t I_{ij}}{N} \right) = h \log(1 - c_{it}) \quad (11)$$

したがって、(10) 式において感染割合 1 単位 (1%) 増の効果は

$$\frac{\partial(\log I_{i,t+h} - \log I_{it})}{\partial c_{it}} = \theta^h \frac{-h}{1 - c_{it}}$$

で表される。感染が拡大すれば累積感染者比率 c は上昇し、逆に感受性人口比率 $(1 - c)$ は低下する。ここでコロナ出現以降で未感染者が存在する期間においては $0 < c < 1$ であるため、 c の上昇は右辺の分母の値を小さくする。ここで $\theta^h > 0$ ならば感染拡大による感受性人口比率の低下は感染が拡大するほど新規感染者数変化率にマイナスに大きく作用することになる。

ワクチン接種率の上昇も感受性人口比率の低下を引き起こすことが期待される。ワクチン接種割合の変数 $\tilde{\nu}_{it}^h$ は、第 t 週の 2 回目接種完了者数 V_{it} 、ワクチンの発症予防有効率 σ とから次のように定義した。

$$\tilde{\nu}_{it}^h = h \log \left(1 - \sigma \frac{\sum_{j=0}^{t-2} V_{ij}}{N} \right) = h \log(1 - \sigma \nu_{i,t-2}) \quad (12)$$

なお十分な感染予防効果が発現するのに 2 週間を要する点を考慮して 2 期前までの累積値とし、予防有効率は $\sigma = 0.95$ に設定したことに注意されたい。したがって係数 λ^h の

符号の解釈も累積感染者の変数と同様である。

3 データ

本節では、分析に利用したデータについて説明する。まず新規感染者数だが、厚生労働省のサイト「データからわかる—新型コロナウイルス感染症情報—」の項目「新規陽性者数の推移（日別）」のオープンデータから取得した都道府県別日次データを利用する^{*8}。サイトの注釈によれば「新規陽性者数は、HER-SYS データをもとに集計。ただし、情報更新日から 14 日間の値については、各自治体がプレスリリースしている個別の事例数（再陽性事例を含む）を積み上げて算出している」とある。感染者数は強い週次効果を呈する傾向があるため、以下の実証分析に際して日曜日から土曜日までを 1 期間とする週次集計値（日別陽性者数の週合計値）を利用する。

当該サイトでは 2020 年 1 月 16 日からの新規陽性者数が公開されているが、感染第 2 波以前の時期までは週次観測数もゼロを記録する都道府県が多数であった。そこで、全国的に感染が拡大し、多くの都道府県において週次陽性者数（合計）が最低でも 1 件以上記録され始めた 2020 年 7 月 5 日以降に分析期間を限定する。また、分析は感染者が比較的多い 20 都道府県を対象とし、各都道府県の新規感染（陽）性者数の推移を図示したものが図 1 である^{*9}。この期間、20 都道府県で毎週 1 件以上の新規感染者が報告されており、全国の総感染者数の 9 割程度を網羅する標本になっている^{*10}。

人流データには Google COVID-19 Community Mobility Reports が公表している都道府県別、カテゴリ別指数を利用する^{*11}。この指数は、人々が訪れる場所を 6 つのカテゴリ（小売店と娯楽施設、食料品店と薬局、公園、公共交通機関、職場、住居など）に分

^{*8} URL は <https://covid19.mhlw.go.jp/?lang=ja/>。データの取得年月日は 2021 年 11 月 25 日。直近の数値は遡及改訂される可能性がある。

^{*9} 具体的には、東京都、大阪府、神奈川県、埼玉県、愛知県、千葉県、兵庫県、福岡県、北海道、沖縄県、京都府、静岡県、茨城県、広島県、岐阜県、宮城県、奈良県、栃木県、三重県、滋賀県の 20 都道府県。

^{*10} 2021/11/23 までの記録では、感染者の総数 1,720,509 人に対してこれら 20 都道府県の感染者数は 1,542,665 人で割合は 89.7% である。

^{*11} 出 所: Google LLC "Google COVID-19 Community Mobility Reports". <https://www.google.com/covid19/mobility/> Accessed:2021/11/25.

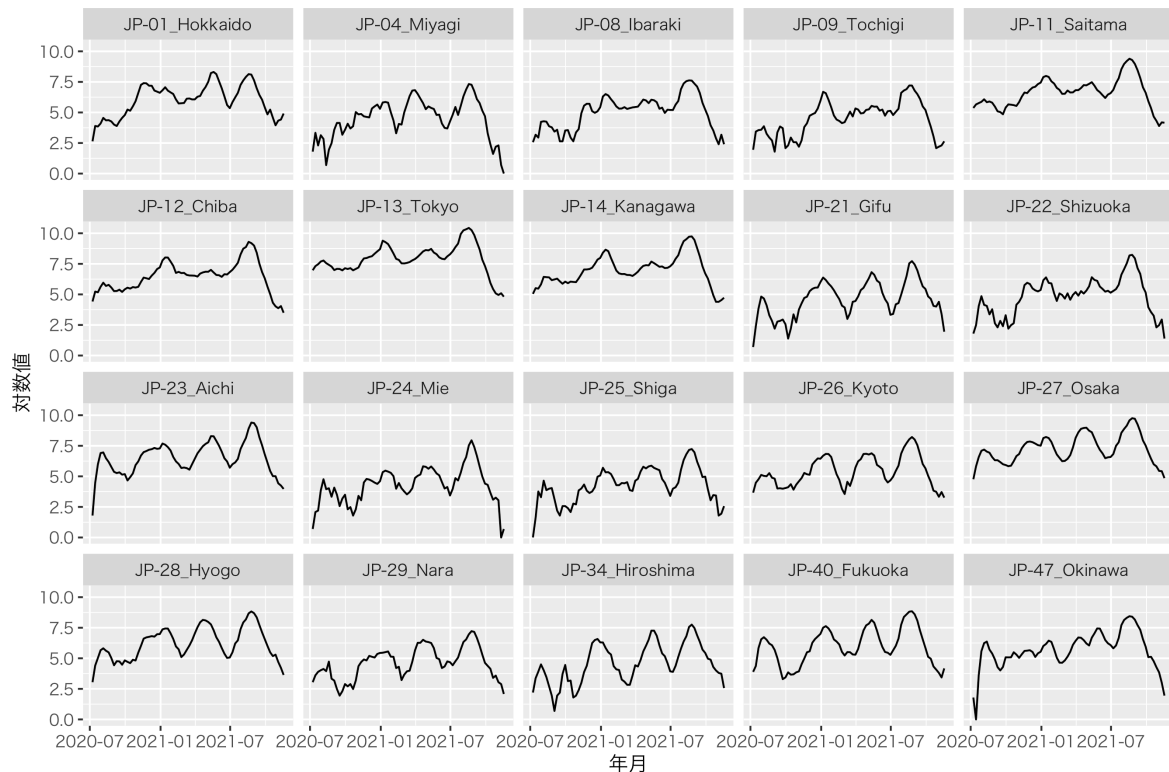


図1 週あたりの新規感染者数 (対数値)

注：厚生労働省のサイト「データからわかる—新型コロナウイルス感染症情報—」で公開されている「新規陽性者数の推移（日別）」オープンデータから著者集計。図の期間は2020年7月5日の週から2021年11月14日の週まで。同期間に週次新規感染者数が1以上であった20都道府県の推移を作画。横軸の日付は、各週の水曜日の日付に調整。例えば標本期間の第1週は2020年7月5日（日）から7月11日（土）までだが、この週の値は7月8日（水）の位置で表示している。

類。コロナ感染初期にあたる2020年1月3日-2月6日の5週間を基準期間とし、これら5週間の該当曜日の中央値に対するその後の毎日の増減率（%）を算出したものである。次節の推計で用いた変数は、まず日次値の単純平均から週次増減率を計算し、それを以下のように水準へ変換、更に対数変換したものである。

$$m = \log \left(1 + \frac{\text{週次増減率}(\%)}{100} \right). \quad (13)$$

図2は6指数のうちの1つ、小売店と娯楽施設に関わる人流指数（対数変換前）の推移である。感染拡大後の期間、基準値の水準を上回る週が少ない点はすべての都道府県に共通した特徴である。その中でも東京、大阪、沖縄の3都府県の値が基準値を大幅に下回る水

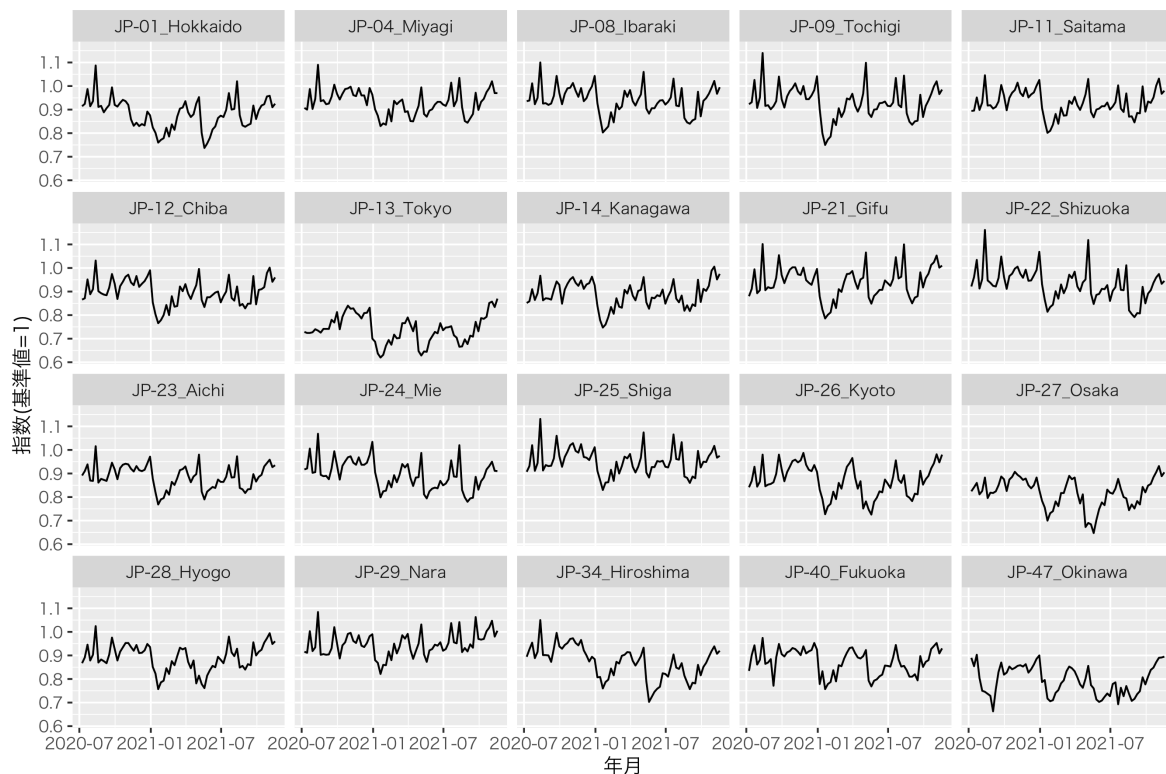


図2 小売店・娯楽施設の人流指数

注：Google COVID-19 Community Mobility Reports の指数から著者作成。図の期間は 2020 年 7 月 5 日の週から 2021 年 11 月 14 日の週までで、横軸の日付は各週の水曜日に調整。

準で変動している一因には、県境を越境する人流に制限が加えられたことも影響していると考えられる。

気象関連のデータは気象庁のホームページの「過去の気象データ・ダウンロード」から取得した「日最高気温」と「降水量の日合計」を利用する。都道府県ごとに複数の観測地点での観測データが記録されているが、今回は都道府県庁所在地の観測データを当該地域の代表的な気象状況と見做した。日最高気温から「週あたりの真夏日と真冬日の日数」を、また日次降水量を合計して「週あたりの降水量」を求めた^{*12}。図3は真夏日・真冬日の日数である。なお、気象データについては観測値がゼロやマイナス値をとることもある

^{*12} 気象庁が発表している気温をもとにした分類には、猛暑日（最高気温が 35℃ 以上の日）、真夏日（最高気温が 30℃ 以上の日）、夏日（最高気温が 25℃ 以上の日）、真冬日（最高気温が 0℃ 未満の日）、冬日（最低気温が 0℃ 未満の日）がある。本稿では、真冬日と真夏日を暖房や冷房のために換気を怠る可能性が高い日と考え、1 週あたりの日数を計測した

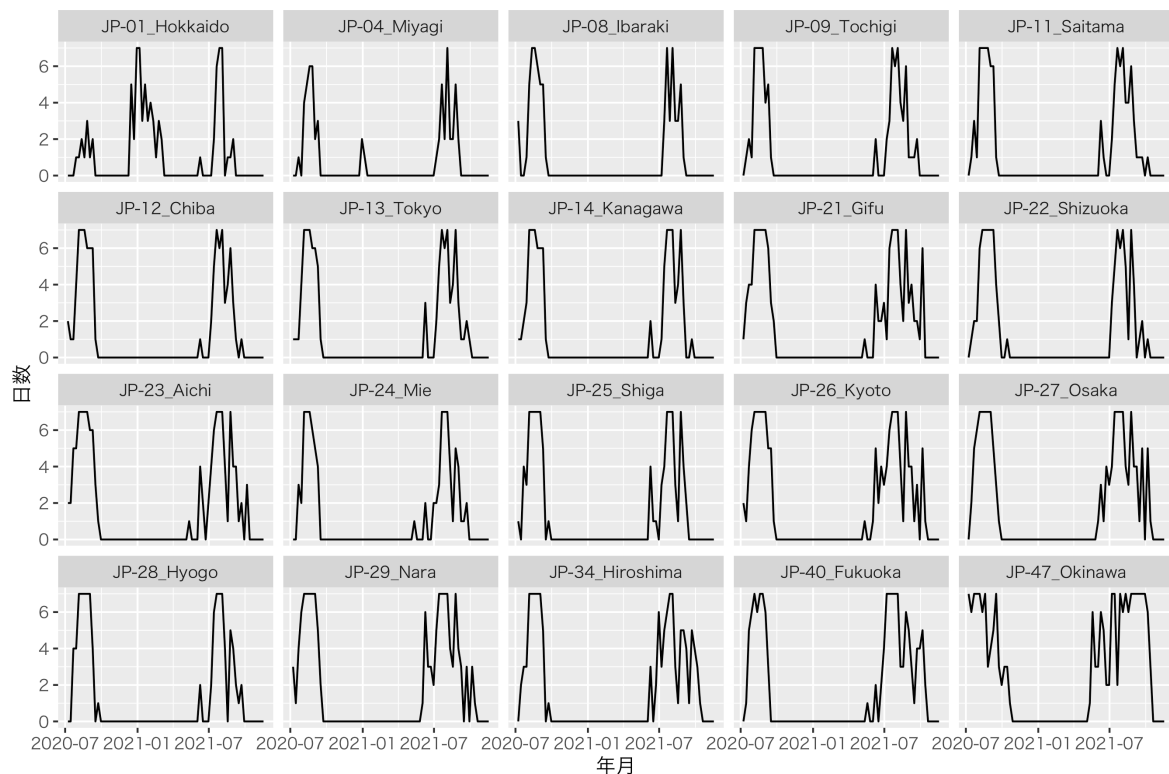


図3 週あたりの真夏日・真冬日の日数

注：気象庁データから、都道府県庁所在地で観測された日最高気温を元に作成。図の期間は2020年7月5日の週から2021年11月14日の週までで、横軸の日付は各週の水曜日に調整。

ため、回帰分析の際には対数変換をせずにそのままの値を利用した。

ワクチン接種比率は2つの情報源から取得したデータを使って計算した。まず週次接種者数は、政府CIOポータルに掲載されている（医療従事者を除く）一般接種者の日次都道府県別接種回数（64歳以下と65歳以上の区分、1回目と2回目の区別、性別区分）データをもとに、各都道府県について2回目接種完了者数を週ごとに集計して作成した^{*13}。なお週次集計の際、年齢区分が不明な接種回数が少数存在しており、それらは合計から除外した。都道府県ごとに接種割合を計算するにあたり、総務省Webサイトの「住民基本台帳に基づく人口、人口動態及び世帯数」にて公開されている「【総計】令和3年住民基本台帳年齢階級別人口（市区町村別）」を利用した。2021年10月時点で、ファイザー社

^{*13} 政府CIOポータルのURLはhttps://cio.go.jp/c19vaccine_opendata。

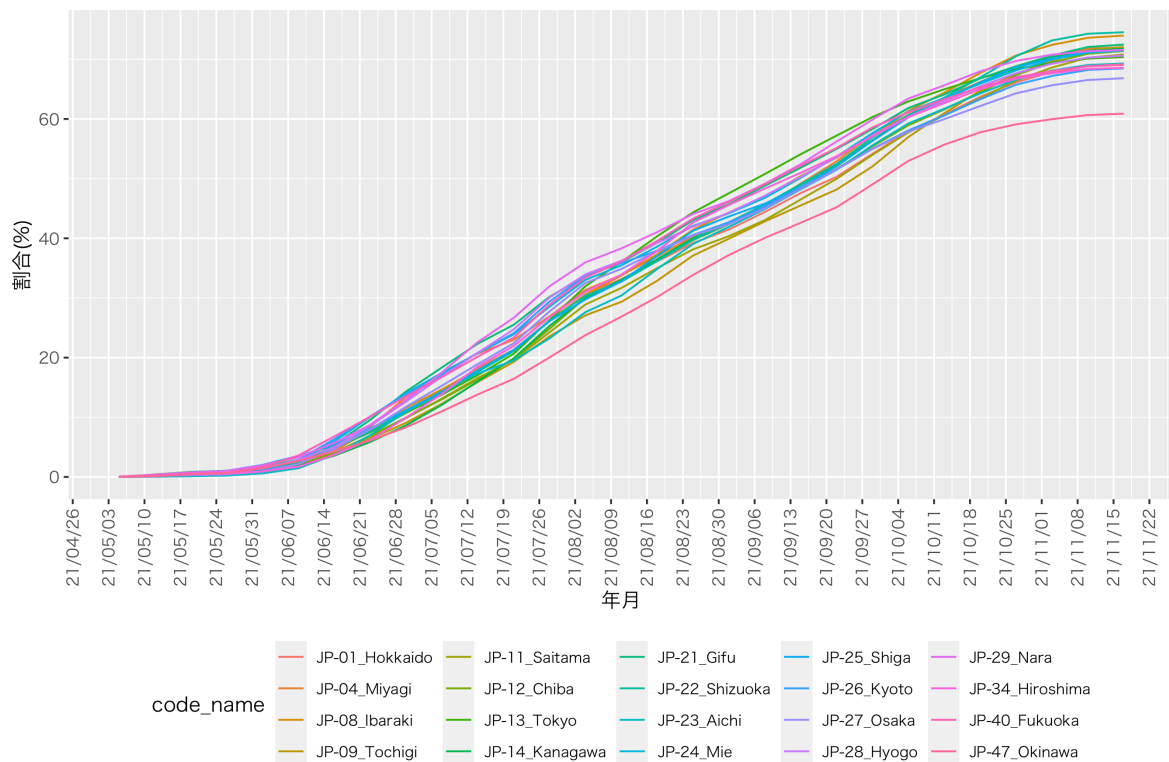


図4 ワクチン接種2回目完了者割合

注：一般接種者のみで医療関係者の値は含まない。図の期間は2021年5月2日の週から2021年11月14日の週までで、横軸の日付は各週の水曜日に調整。

のワクチン及び武田／モデルナ社のワクチンにおいて、いずれも12歳以上が接種対象となっているが接種比率は対総人口で計算した^{*14}。図4からは、直近の6ヶ月の間、全国的にほぼ同じペースでワクチン接種が進行していた様子が確認できる。

緊急事態宣言ダミーは、内閣官房新型コロナウイルス感染症対策推進室のサイト「新型コロナウイルス感染症緊急事態宣言の実施状況に関する報告」（令和3年10月8日）を参考に作成した^{*15}。緊急事態宣言が実施されている週は1、それ以外は0とする。図5からは地域別、時期別に宣言が実施されていた状況が異なっていることがわかる。なお、人流抑制政策としてはまん延防止等重点措置も実施されている。しかし緊急事態宣言では、飲食店などに対し、休業や営業時間短縮の命令や要請ができるのに対し、まん延防止措置で

^{*14} 厚生労働省のURLは<https://www.cov19-vaccine.mhlw.go.jp/qa/0044.html>

^{*15} URLは<https://corona.go.jp>

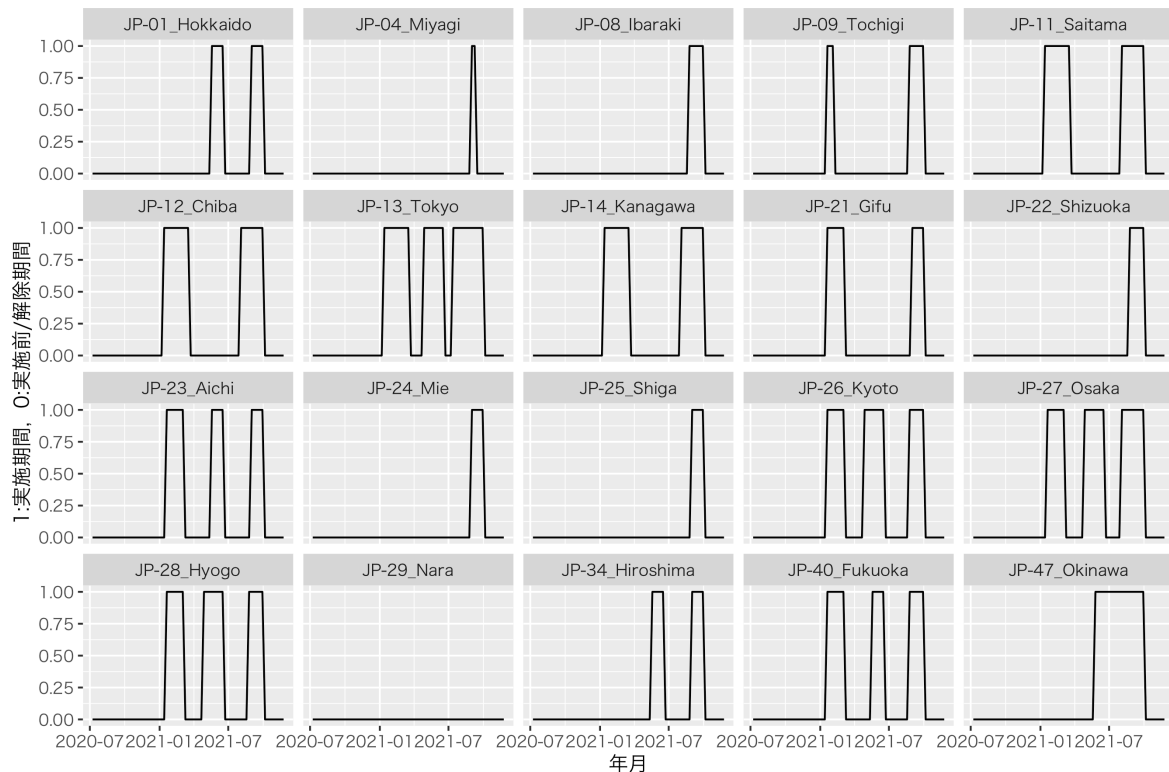


図5 緊急事態宣言の実施期間

注：図の期間は2020年7月5日の週から2021年11月14日の週までで、横軸の日付は各週の水曜日に調整。

は休業の命令や要請はできず、営業時間短縮のみとなる。また緊急事態宣言は各都道府県全域が対象になるのに対し、まん延防止措置は特定の地域内で感染を抑え込むことを目的とし、知事が指定した地域のみが対象になっている。このような事情から、今回、まん延防止等重点措置が実施された期間は特別に考慮していない。

4 ベンチマークモデルの推定結果

本節ではベンチマークモデルである(10)式の推定結果を紹介する。既に述べたように、インパルス応答分析にはLocal Projection法を使うため、異なる予測期間 h ごとに $h = 1, \dots, 5$ について(10)式をそれぞれ推計する。なお(10)式は都道府県ダミーと週次ダミーを含むモデルなので、推計にはtwo-wayの固定効果推定量を用いる。都道府県ダミーは人口動態や人口密度、生活習慣(通勤・通学の交通手段、繁華街の有無など)、医療

体制、外部からの人流、平均世帯規模といった分析期間に大きな状況変化はないが、感染拡大に影響する可能性があり、しかし説明変数として明示的にモデルに含まれていない地域固有の要因を捉える。他方で、時間ダミーは、変異株の登場による平均的な感染率の変化や、コロナ政策や各種経済政策など同時点で異なる都道府県に一齐に影響するが説明変数で調整されていない要因の代理変数である。データは 20 都道府県に関する 2020 年 7 月 5 日から 2021 年 11 月 14 日までの 72 週間のパネルデータである。

感染の制御には人流や接触機会の抑制、ワクチン接種が欠かせないという考え方があり、これを実際に観察されたデータから検証することが本研究の主たる目的である。そのために、本稿では、都道府県単位で集計した新規感染者数の動向と人流の動的関係をデータに基づいて把握することを試みるが、都道府県内の人流を多角的に把握する工夫が必要である。しかし容易に想像できるように、都道府県内であっても局所的に人流が密な地点とそうではない地点が存在すること、人流が増減しても接触機会次第では必ずしも直接的には感染拡大につながらない可能性もあることなど、人流の影響を一元的な尺度で把握することは容易ではない。そこで本稿では、6 種類の Google COVID-19 Community Mobility Reports 指数を使って、多元的に人流増の影響を分析する。

また、冬場にインフルエンザなどの感染症が流行するように、新型ウィルスに関しても、気候が寒くなると、免疫力が低下し、感染が拡大しやすくなる可能性がしばしば指摘されている。また、感染予防には定期的な換気も重要であるとも言われている。本稿では、感染率が気象に関する変数にも依存すると仮定し、気象変数のうち気温については本稿で新たに採用した「真夏日・真冬日の日数」を使う。これは室内換気との関係や、高温・低温による免疫力の低下などを示す変数と考えられる^{*16}。

感染率の代理変数として (10) 式に含めた人流変数と気象変数については、何期間のラグまで含めるべきかに関しては、理論的根拠となるものは乏しく、実証的に判断せざるを得ない。そこで感染から発症までの時間的ラグを考えて最大ラグ次数 P を 3(週間) とし、

^{*16} Wilson (2021) と同様に「真夏日・真冬日の日数」を「週の最高気温」で置換したモデルも推計したが、気温の係数は有意でなく、また以下で行うインパルス応答分析についても大きな違いは見られなかったため「最高気温」を使ったモデルの結果は採用しないこととした。

情報量規準を用いて最適ラグ数を探索した。結果は表 1 の通りである。含めた変数の組合せにもよるが赤池情報量規準（AIC）でもシュワルツ・ベイジアン情報量規準（BIC）でも 0 期を選択するケースが多いことがわかる。そこで以下の推計とインパルス応答分析には、人流変数と気象変数については同時点の値のみを利用し、ラグ効果は考慮しない定式化 ($P = 0$) を採用する。

	ラグ次数	赤池情報量規準(AIC)					シュワルツ・ベイジアン情報量規準(BIC)				
		予測期間					予測期間				
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
m1 小売店・娯楽施設	0	0.8321	1.5019	1.8607	2.0911	2.2465	1.1926	1.8629	2.2221	2.4530	2.6089
	1	0.8306	1.5034	1.8623	2.0921	2.2478	1.2026	1.8760	2.2355	2.4659	2.6223
	2	0.8336	1.5072	1.8656	2.0961	2.2510	1.2171	1.8914	2.2506	2.4819	2.6376
	3	0.8375	1.5104	1.8690	2.0972	2.2471	1.2325	1.9062	2.2657	2.4949	2.6458
	最適ラグ次数	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
m2 食料品店・薬局	0	0.8522	1.5435	1.9125	2.1467	2.3056	1.2127	1.9045	2.2740	2.5086	2.6680
	1	0.8546	1.5454	1.9154	2.1487	2.3075	1.2266	1.9179	2.2886	2.5226	2.6820
	2	0.8556	1.5484	1.9188	2.1529	2.3119	1.2390	1.9326	2.3038	2.5386	2.6985
	3	0.8595	1.5524	1.9229	2.1569	2.3142	1.2544	1.9482	2.3197	2.5546	2.7129
	最適ラグ次数	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
m3 公園	0	0.8450	1.5302	1.8978	2.1338	2.2939	1.2063	1.8920	2.2601	2.4966	2.6572
	1	0.8450	1.5330	1.9009	2.1366	2.2953	1.2181	1.9067	2.2752	2.5116	2.6710
	2	0.8493	1.5375	1.9049	2.1417	2.3005	1.2341	1.9231	2.2913	2.5289	2.6885
	3	0.8537	1.5416	1.9097	2.1457	2.3019	1.2503	1.9391	2.3082	2.5452	2.7023
	最適ラグ次数	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
m4 公共交通機関	0	0.8446	1.5251	1.8767	2.0953	2.2506	1.2051	1.8860	2.2381	2.4572	2.6130
	1	0.8442	1.5234	1.8728	2.0935	2.2492	1.2161	1.8960	2.2460	2.4673	2.6237
	2	0.8470	1.5251	1.8760	2.0973	2.2536	1.2304	1.9093	2.2610	2.4831	2.6402
	3	0.8496	1.5288	1.8803	2.1012	2.2564	1.2446	1.9247	2.2770	2.4989	2.6550
	最適ラグ次数	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
m5 職場	0	0.8556	1.5442	1.9054	2.1425	2.3009	1.2161	1.9051	2.2669	2.5044	2.6633
	1	0.8546	1.5415	1.9065	2.1428	2.3015	1.2265	1.9140	2.2797	2.5167	2.6760
	2	0.8567	1.5447	1.9104	2.1470	2.3060	1.2402	1.9289	2.2954	2.5328	2.6926
	3	0.8587	1.5471	1.9141	2.1500	2.3077	1.2537	1.9430	2.3108	2.5477	2.7064
	最適ラグ次数	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
m6 住宅	0	0.8366	1.5062	1.8570	2.0924	2.2452	1.1970	1.8672	2.2184	2.4543	2.6077
	1	0.8301	1.5006	1.8558	2.0887	2.2418	1.2021	1.8731	2.2290	2.4625	2.6164
	2	0.8339	1.5043	1.8591	2.0929	2.2446	1.2174	1.8885	2.2440	2.4786	2.6311
	3	0.8360	1.5058	1.8619	2.0929	2.2453	1.2310	1.9016	2.2587	2.4906	2.6440
	最適ラグ次数	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0

表 1 ベンチマークモデルのラグ数、予測期間と情報量規準

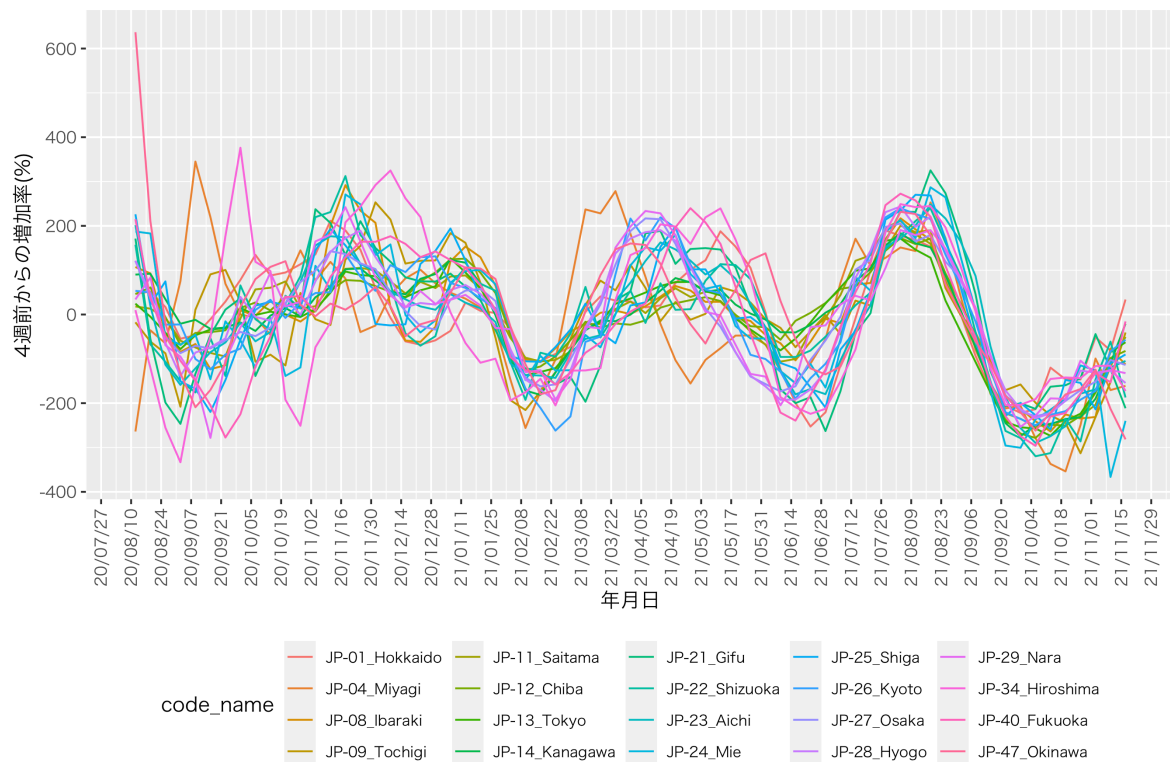


図6 4週先新規感染者数変化率(%)の推移: $100 \times (\log(I_{t+4}) - \log(I_t))$

注：図の期間は2020年8月2日の週から2021年11月14日の週までで、横軸の日付は各週の水曜日の日付に調整。

4.1 4週先モデルの推定結果

図6は分析対象とする20都道府県について新規感染者数の週次集計をもとに計算した4週間からの新規感染者数変化率の推移である。分析期間は、4週間分少なり、2020年8月2日の週(第1波と第2波のあいだ回り)から2021年11月14日の週(第5波の収束期)までである。回帰分析に使用した変数の記述統計量をまとめた表2にあるように、最大増加率は636.8%、逆に最大減少率は-366.3%。期間前半は感染状況に地域間で差異がみられる。2020年12月上旬の広島県、2021年3月の宮城県、2021年5月末の沖縄県などは上昇が顕著である。他方、標本期間後半の2021年8月中旬から9月中旬にかけては全国共通で感染者数が急速に減少している傾向が見られる。

表 2 記述統計量

変数名	標本サイズ	平均値	標準偏差	最小値	最大値
$\log I_{t+4} - \log I_t$	1,360	-0.0362	1.3784	-3.6636	6.3682
$\Delta \log I_t$	1,420	0.0015	0.5244	-3.0445	3.6109
m1 (小売店・娯楽施設)	1,440	-0.1197	0.0920	-0.4780	0.1497
m2 (食料品店・薬局)	1,440	0.0123	0.0481	-0.1575	0.1422
m3 (公園)	1,368	-0.1041	0.1798	-0.9092	0.5686
m4 (公共交通機関)	1,440	-0.2954	0.1190	-0.7520	0.0862
m5 (職場)	1,440	-0.1549	0.1212	-0.8540	-0.0101
m6 (住宅)	1,440	0.0621	0.0282	0.0114	0.1906
真夏日・真冬日の日数	1,440	1.5111	2.4409	0	7
降水量	1,440	35.8528	53.9215	0	594
SOE ダミー	1,440	0.1889	0.3916	0	1
$4 \log(1 - c)$	1,440	-0.0197	0.0233	-0.1375	0
$4 \log(1 - \sigma\nu)$	1,440	-0.5998	1.1580	-5	0

注：m1 から m6 は Google COVID-19 Community Mobility Reports の 6 種類の指数から (13) 式の方法で著者が作成した人流指数。基本の標本は 2020 年 7 月 5 日の週から 2021 年 11 月 14 日の週までの 72 週間、20 都道府県。滋賀県の m3 (公園) には欠損値があったため除外。

次に推計結果の概要を紹介する。ここでは 4 週先新規感染者数変化率モデルの推計結果を例に、推計結果と解釈について議論する。表 3 は、(10) 式において $P = 0$ として推計した 4 週先新規感染者変化率の予測モデルの結果である。表からわかるように、決定係数 R^2 はすべてのモデルにおいて約 0.75 で、モデルに高い説明力があることがわかる。また感染率に関わる 3 つの要因のうち、直近の新規感染者の変化率の係数はすべての人流指数についてマイナスに有意である。推定値が示唆する減少幅は直近の 1% 増に対して 0.2% 程度で大きくはないが、足元で感染が拡大している状況では更なる拡大を警戒することで 4 週先にかけて新規感染者が減少する傾向を捉えていると解釈できる。6 種類の Google COVID-19 Community Mobility Reports の人流指数 (mobility) の回帰係数は係数の大きさに差はあるもののすべて正で統計的に有意となっている。次に気象要因だが、降水量の影響はほとんど見られない。しかし真夏日・真冬日の係数はプラスで有意であり、該当日が 1 日増加すると 4 週間後の感染率が 3-5% 程度増加するという結果を得た。このことは、気温の極端な上昇や低下による免疫力の低下や、クーラーや暖房の利用から室内の換気が懸念される真夏日と真冬日が多い時期には感染が拡大しやすいという予想と合致して

表3 ベンチマークモデル, 72 週までで推計, 都道府県・週ダミー, 4 週先

	Google COVID-19 Community Mobility Reports					
	(1) 小売店・娯楽施設	(2) 食料品店・薬局	(3) 公園	(4) 公共交通機関	(5) 職場	(6) 住宅
$\Delta \log I$	-0.229*** (0.052)	-0.197*** (0.054)	-0.201*** (0.056)	-0.233*** (0.052)	-0.202*** (0.054)	-0.234*** (0.052)
mobility	6.039*** (0.655)	4.240*** (1.318)	1.311*** (0.258)	3.434*** (0.392)	3.028*** (0.939)	-27.781*** (2.998)
真夏日・真冬日	0.040** (0.019)	0.032* (0.019)	0.056*** (0.020)	0.042** (0.019)	0.029 (0.019)	0.053*** (0.019)
降水量	0.001 (0.001)	-0.00004 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.0004 (0.001)	0.001** (0.001)
SOE	-0.097 (0.083)	-0.439*** (0.076)	-0.461*** (0.077)	-0.289*** (0.076)	-0.381*** (0.079)	-0.132 (0.081)
$4 \log(1 - c)$	5.509** (2.349)	2.460 (2.401)	2.802 (2.431)	4.588* (2.347)	2.522 (2.400)	1.616 (2.333)
$4 \log(1 - \sigma\nu)$	-0.257 (0.304)	-0.370 (0.314)	-0.526* (0.312)	-0.288 (0.305)	-0.407 (0.313)	-0.340 (0.303)
Observations	1,340	1,340	1,273	1,340	1,340	1,340
R ²	0.758	0.743	0.746	0.756	0.743	0.758

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

いる。最後に、感染機会を政策的に制御する手段としての緊急事態宣言の効果であるが、小売店・娯楽施設の人流指数の場合を除き、新規感染者を大きく減少させる効果が確認できた。

次は感受性人口にかかわる要因である。累積感染者の係数は想定した符号を得たが有意でない場合が多かった。過去の累積感染者の増加により感受性人口が減少し、その結果として新規感染者が減少することを示唆する推計結果を得たことは興味深いが、諸外国と比較して累積感染者比率が極めて低い水準で推移する我が国なので、集団免疫効果を表すこの係数が有意でなかったことは理解できる。またワクチン接種の効果だが、これもほぼ有意ではなかった。ワクチン接種の効果については、後ほど別の観点から再検討することとする。

最後に、時間ダミーの推定値について検討する。図7は6指標それぞれのモデルから推定された週次ダミーの推定値である。横軸の日付は予測している週ではなく、予測先(4週先)の週の水曜日を表示している。図7からは標本期間を通じて、正の値をとる期間が多くなっているものの、2021年9月以降、急激に低下していることがわかる。言い換え

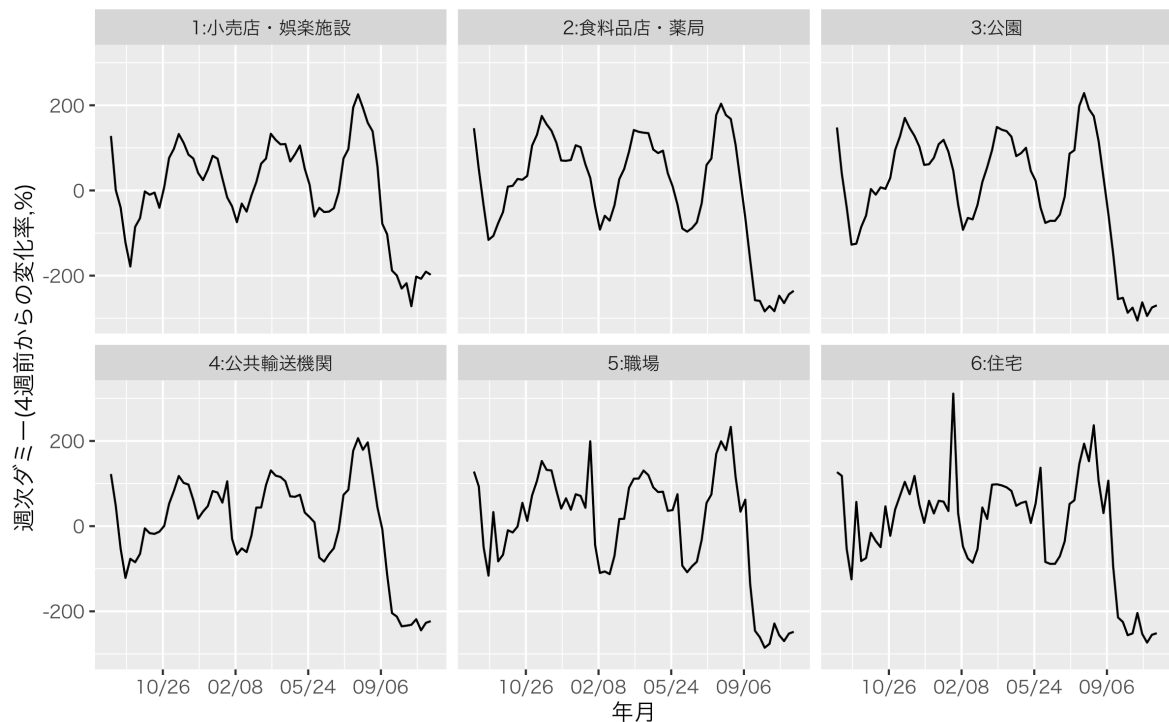


図7 週次ダミーの推定値

注：平均値がゼロになるように補正した。横軸の日付は、各週の水曜日の日付に調整。例えば標本期間の第1週は2020年8月2日(日)から8月8日(土)までだが、この週の値は8月5日(水)の位置で表示している。

れば、2021年9月以降の感染者数の急激な低下は、人流、天候、ワクチン接種などの変数では、完全に説明できないことが見てとれる。また、図7の右下のグラフは住宅関係の人流指数を使ったモデルの推定値だが、2021年1月27日時点(図の前半2/5辺りのスパイク)に観測されるスパイクは、年末年始の親族の集まりなど、モデルに含めた説明変数の変動では説明しきれない年末年始から1月末にかけての感染拡大要因が存在することを示唆している^{*17}。さらに、図7の6枚に共通して、2021年2月初旬から3月末頃にかけてと、2021年6月初旬から8月初旬にかけて時間ダミーの値が上昇している。原因の特定は困難だが、この時期は従来種から変異種への割合が拡大したとされる時期とも一致する。特に6月から8月期については、国立感染症研究所の病原微生物検出情報

^{*17} 例えば京都大学の西浦博教授は「連休などがあると1人から何人に感染させるかを示す指標の『実効再生産数』が上昇する傾向が見て取れ、緊急事態宣言の間でも上昇していた。」と指摘している。

(IASR,2021 年 11 月号)によれば「(デルタ株)は、2021 年 3 月下旬に検疫で初めて検出され、4 月に日本国内で感染者が確認されて以降、8 月中には大都市圏でゲノムが解読された症例の約 9 割がデルタ株になるなど、急速に置き換わりが進んだ」とされている^{*18}。本稿のモデルでは変異種の出現やウイルスの特性変化などを表す変数は含めていないので、週次ダミーはこの種の要因を捉えていると推察される。

4.2 インパルス応答分析

本節では Local Projection 法に基づいて、まず人流の変化に対する新規感染者数変化率の反応についてインパルス応答分析を行う。都道府県ごとの人流の状況を一元的な尺度で捉えることができる指標は存在しないため、本稿では 6 種類の Google COVID-19 Community Mobility Reports 指数を使って多元的に人流の影響を分析する。図 8 は 6 種類の人流指数が 1 標準偏差分だけ上昇した時 (以下では人流 1 標準偏差増とする) の新規感染者数変化率のインパルス応答関数である^{*19}。上述したように、本分析では 1 週間を 1 期間としているので、図 8 のグラフの横軸の 1 目盛は 1 週間を表す。インパルス応答とその信頼区間は (10) 式に基づいてパネル OLS により推計した係数 ψ^h ($h = 1, \dots, 5$) とその標準誤差から計算しており、人流 1 標準偏差増によって新規感染者数の変化率が当初予想された水準を何パーセント上回るのかを表している。

図 8 からわかるように、住宅を除く 5 指数については、人流 1 標準偏差増は 1 週間後から少なくとも 5 週間後まで新規感染者数変化率を統計的に有意に上昇させることが明らかとなった。例えば、小売店・娯楽施設指数では、1 週間後の平均増加率は 20% 超、5 週間後には 60% に迫る水準にまで追加的に拡大する傾向にあることが確認できる。公共交通機関と職場関係の人流増については、3 から 4 週間後に新規感染者の追加的な増加率が 40% 程度水準となっている。この結果は、コロナ禍の働き方改革により浸透しつつあるリモートワークという就業形態には、経済活動を維持しつつ感染を抑制する効果がある

^{*18} 記事出所 : <https://www.niid.go.jp/niid/ja/2019-ncov/2502-idsc/iasr-in/10796-501c03.html>

^{*19} 表 2 にあるように、人流指数の標準偏差は小売店・娯楽施設が 9.20%、食料品店・薬局が 4.81%、公園が 17.98%、公共交通機関が 11.9%、職場が 12.12%、住宅が 2.82% である。

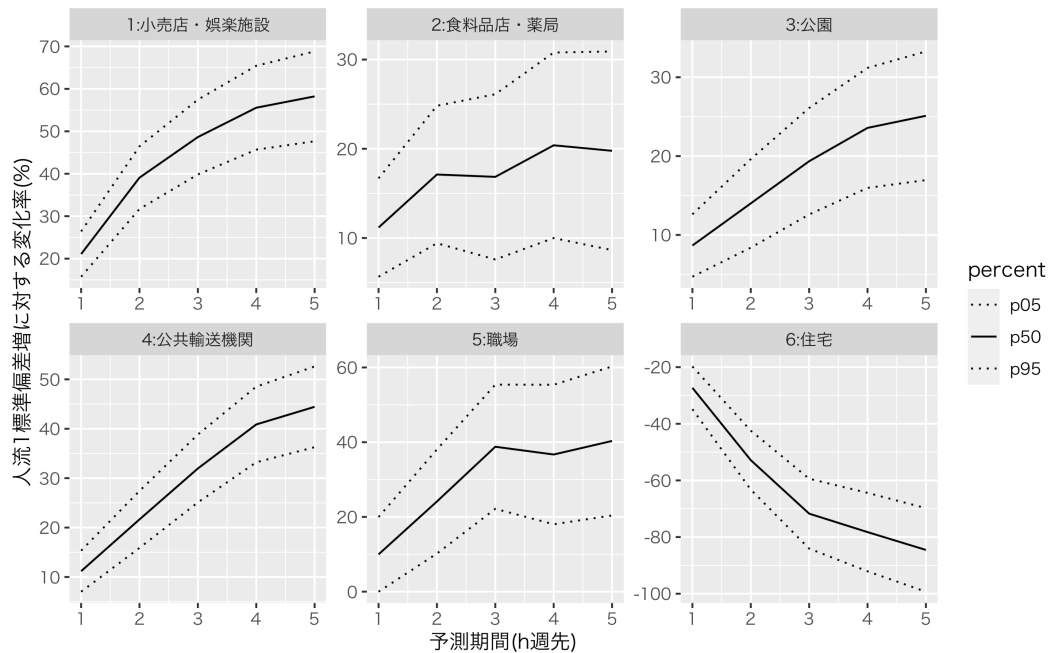


図8 人流1標準偏差増に対する新規感染者数変化率のインパルス応答関数

ことが示唆されており、興味深い結果である。逆に、リモートワークにより上昇したと考えられる住宅関連の人流指数については、値の上昇は感染拡大を抑制する方向で寄与しており、またその規模も他の指標よりも大きい(1標準偏差増に対して約80%の減少)ことも注目に値する結果である。公園への人流増による増加は5週間後時点で約25%となっており、食料品店・薬局への人流増は感染拡大に貢献するものの、その信頼区間の幅は大きく、他の人流よりは影響は小さいものとなっている。

次に図9は、1週間あたりの真夏日あるいは真冬日が1日増えたときの影響である。これらが1日増加するとすべての指数において3週間後にかけて感染が3-6%程度拡大している。人流に比べると1日増による感染拡大への寄与はわずかだが、図3に示したように夏場や冬場は、真夏日や真冬日が数週間継続することもありうるので、感染抑制のためには換気も有効であることを示唆する結果と考えられる。

最後に、緊急事態宣言の感染抑止効果について述べる(図10参照)。人流指数の種類によって抑制効果の程度に差はあるものの、ほぼすべての指数について有意に新規感染者数の増加率を減少させる効果が見られる。特に食料品店・薬局、公園、職場の3指数につい

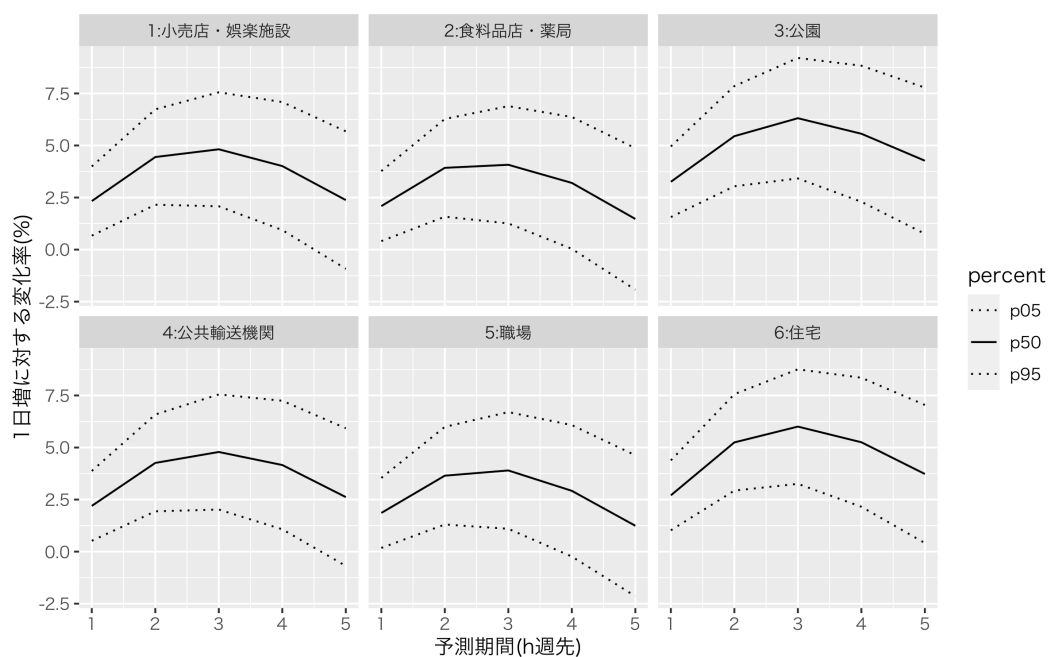


図9 真夏日・真冬日1日増に対する新規感染者数変化率のインパルス応答関数

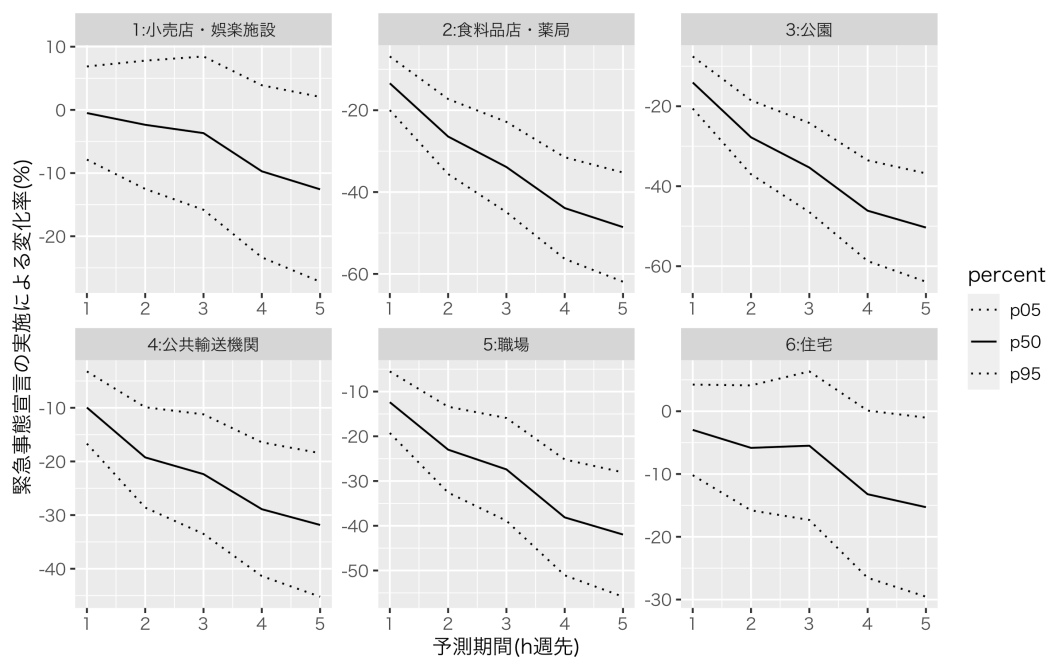


図10 緊急事態宣言発令日1日増に対する新規感染者数変化率のインパルス応答関数

ては5週間後の減少率は40%超、公共交通機関の指数についても30%超である。都道府県内の全体的な人流の状況を把握することは容易ではないが、どの指数を使っても一様に緊急事態宣言の発令に新規感染者の増加を抑制する効果が有意に見られたことは、この政策に一定の感染抑制効果があったことを示す結果と言えるだろう。

5 ワクチン接種の効果分析

前節の分析では、ワクチン接種割合の係数に統計的有意性は確認できなかった。また図4に示したように8月初旬時点の2回目接種完了者比率は3割程度であったことから、週次ダミーの推移に表れている2021年8月中旬以降の急激な新規感染者数の減少をワクチン接種の効果に求めるのは、時間的なラグからも困難と思われる。この第5波収束の背景には我々が考慮していない別の要因、例えば、過剰な変異がゲノムの安定性を自壊させウイルスを自滅させるとする「エラー・カタストロフ理論」などが存在するのかも知れないが、その原因を特定することは本稿の目的ではない。

では、ワクチン接種は有効では無かったのだろうか。SIRモデルによれば、ワクチン接種が新規感染者数の変化率に与える可能性としては、2つの経路が考えられる。ひとつは、ワクチン接種により感受性人口が低下し、新規感染者数の変化率が低下する可能性である。しかしながら、前節の結果は、ワクチン接種による感受性人口減少の影響は有意でないことが確認された。もうひとつの考えられる経路としては、ワクチン接種が人流による感染拡大を抑制する可能性である。つまり、ワクチン接種が有効な感染防止手段であれば、同じだけ人流が増加しても、未接種の時期よりも接種比率が上昇した時期の方が、感染を拡大させないことが予想される。この可能性に関しては、前節のベンチマークモデルでは考慮に入れていなかったもので、本節では次のようにモデルを拡張し、この可能性を検

証することとする*²⁰。

$$\begin{aligned}\log I_{i,t+h} - \log I_{it} = & \rho^h \Delta \log I_{it} + \psi^{h\tau} m_{it} + \kappa^h m_{it} \tilde{v}_{it}^h + \delta^{h\tau} w_{it} \\ & + \theta^h \tilde{c}_{it}^h + \lambda^h \tilde{v}_{it}^h + \phi^h SOE_{it} + \alpha_t^h + \alpha_i^h + \epsilon_{i,t,t+h}\end{aligned}\quad (14)$$

このモデルは (10) 式にワクチン接種による感受性人口への影響を捉えた変数 $\tilde{v}_{it}^h$ と人流指数 m_{it} との交差項およびその回帰係数 κ^h を加えたものである。これにより、ワクチン接種割合の上昇によって、人流 1% 増に対する新規感染者数の変化率のインパルス応答も次式のように変化する。

$$\frac{\partial(\log I_{i,t+h} - \log I_{it})}{\partial m_{it}} = \psi^{h\tau} + \kappa^h \tilde{v}_{it}^h \quad (15)$$

この (15) 式からわかるように、このモデルにおいては、人流に対する新規感染者数の変化率のインパルス応答は、ワクチン接種率に依存することとなる。もし、ワクチン接種率が 0% であれば、第 2 項は 0 となるので、インパルス応答はベンチマークモデルと同一の $\psi^{h\tau}$ である。しかしながら、ワクチン接種率が正の値をとると、 $\tilde{v}_{it}^h$ は負の値をとるようになる。したがって、 κ^h が正であれば、ワクチン接種率が増加するにつれて、人流が感染者数変化率に与える影響が低下するモデルとなる。

追加した交差項の影響を見るために、4 週先新規感染者数変化率モデルの推定結果をまとめたものが表 4 である。表からわかるように、表 3 と比較して、結果の傾向に大きな変化は見られないことがわかる。具体的には、住居を除く人流の増加や真夏日・真冬日の増加は、新規感染者数変化率を有意に上昇させる傾向があり、住居の人流の増加や緊急事態宣言の発令は新規感染者数増加率を有意に低下させる傾向が見られた。新たに追加した、ワクチン接種率と人流の交差項の係数は、全ての人流において正で推定されており、小売店・娯楽施設、公園、公共交通機関のモデルでは有意に正となっている。これは、ワクチン接種が進むにつれて、人流が新規感染者数変化率に与える影響が低下することが示唆されており、ワクチン接種が感染抑制に一定の効果があった可能性を示唆している。

*²⁰ なお前節の分析手順と同様に、まず情報量規準にもとづいて最適ラグ次数を探索したが、いずれの規準も最適ラグ数に 0 を示唆する結果となった。

表 4 交差項モデル, 72 週までで推計, 都道府県・週ダミー, 4 週先

	Google COVID-19 Community Mobility Reports					
	(1) 小売店・娯楽施設	(2) 食料品店・薬局	(3) 公園	(4) 公共交通機関	(5) 職場	(6) 住宅
$\Delta \log I$	-0.232*** (0.052)	-0.198*** (0.053)	-0.207*** (0.053)	-0.235*** (0.052)	-0.202*** (0.054)	-0.235*** (0.052)
mobility	6.374*** (0.670)	4.823*** (1.389)	1.381*** (0.266)	3.620*** (0.406)	3.107*** (0.963)	-27.766*** (3.015)
$4 \log(1 - \sigma\nu) \times \text{mobility}$	0.997** (0.434)	1.220 (0.916)	0.426** (0.211)	0.539* (0.312)	0.241 (0.644)	0.075 (1.674)
真夏日・真冬日	0.040** (0.019)	0.031 (0.019)	0.049** (0.020)	0.042** (0.019)	0.030 (0.019)	0.052*** (0.019)
降水量	0.001 (0.001)	-0.00004 (0.001)	0.0004 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.0004 (0.001)	0.001** (0.001)
SOE	-0.074 (0.083)	-0.431*** (0.076)	-0.413*** (0.076)	-0.283*** (0.076)	-0.376*** (0.080)	-0.133 (0.082)
$4 \log(1 - c)$	9.526*** (2.926)	4.233 (2.745)	6.004** (2.890)	5.981** (2.480)	3.171 (2.965)	1.543 (2.846)
$4 \log(1 - \sigma\nu)$	-0.039 (0.318)	-0.510 (0.331)	-0.406 (0.316)	-0.165 (0.313)	-0.357 (0.341)	-0.347 (0.348)
Observations	1,340	1,340	1,336	1,340	1,340	1,340
R ²	0.759	0.744	0.747	0.757	0.743	0.758

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

次に、ワクチンの 2 回目接種比率が人流による感染拡大を抑制する可能性をより包括的に調べるために、(14) 式を推定し、以下の 4 時点の接種割合のもとでインパルス応答関数を計算した。

1. 接種開始前
2. 2021/8/1 (2 週間前の 2 回目接種完了者の比率は 21.28%)
3. 2021/9/12 (2 週間前の 2 回目接種完了者の比率は 43.32%)
4. 2021/10/24 (2 週間前の 2 回目接種完了者の比率は 62.33%)

具体的には、これらの時点について、ワクチン接種の予防効果が現れるとされる 2 週間前時点における 2 回目接種 (一般接種) 済み人数を 20 都道府県について合計し、これを当該地域の総人口で割って標本中の都道府県の平均接種済み割合を計算した。そして、これをワクチン接種による非感受性人口割合として、インパルス応答関数を計算した*21。

*21 医療従事者の接種は考慮していないため、以下の分析では医療従事者が多い地域ではワクチンの効果を過小評価している可能性があることに注意されたい。

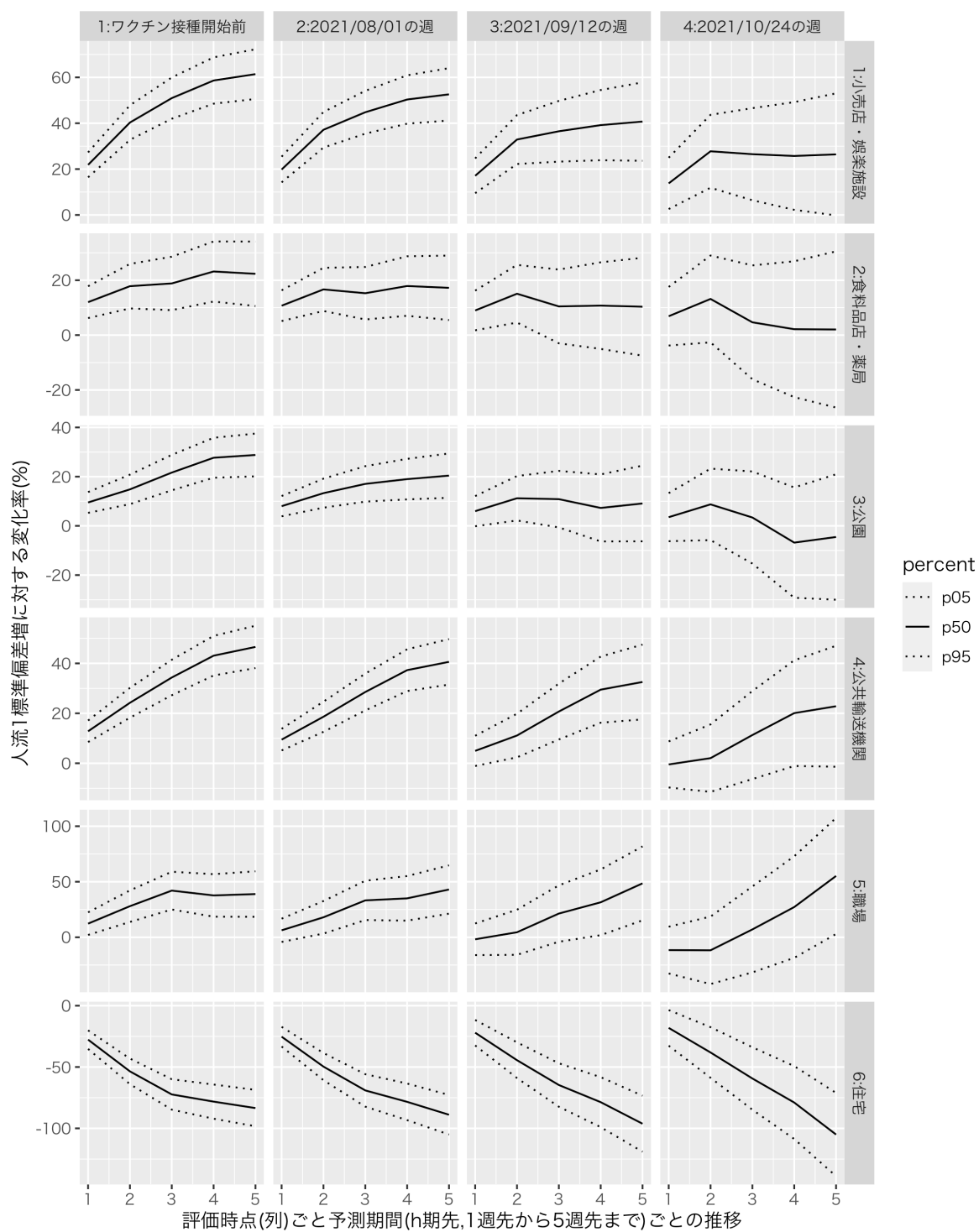


図 11 異なるワクチン接種率のもとでの人流 1 標準偏差増に対する新規感染者数変化率のインパルス応答関数

図 11 は上記の 4 時点で評価したインパルス応答関数を図示したものである。図からワクチン接種開始以前の時期では、住居を除く人流は新規感染者数変化率を有意に拡大させることがわかる。例えば、小売店・娯楽施設の人流 1 標準偏差増により、2 週間後にかけて、新規感染者数変化率が 40% 程度上昇することが示唆されている。また、5 週間後には新規感染者数変化率の追加的な上昇は、平均で 61.4% に到達し、90% 信頼区間も 50.6% から 72.3% である。しかしながら、その傾向はワクチン接種によって徐々に低下していることが図 11 から見てとれる。ワクチン接種割合が 20% を超えた 2021 年 8 月初旬には 5 週間先における上昇率が平均で 52.6% (90% 信頼区間は [41.2, 64.0]) にまで下がり、接種率が 50% に達した 9 月 12 日頃には平均で 40% 程度になっている。さらに、接種率が 60% を超えた 10 月下旬には、5 週間先上昇率は平均で 26.4% だが 90% 信頼区間の下限値が 0 を下回るまでになり、人流増と新規感染者数変化率との関係が弱回っていることが確認できる。人流の新規感染者数変化率に対する影響が低下する傾向は、食料品店・薬局や公園においても顕著であり、接種割合の上昇によって拡大率の平均値が低下していることが、図 11 からわかる。具体的には、接種割合が 50% 超となった 9 月中旬には食料品店・薬局や公園における人流増と感染拡大との関係は短期的にしか有意ではなくなり、10 月下旬では全く有意でなくなっている。また、公共交通機関における人流の新規感染者数変化率に対する影響の低下も大きく、10 月下旬では両者の関係は全く有意でなくなっている。さらに、職場の人流に関しては、短期における新規感染者数変化率への影響の低下が大きくなっていることがわかる。

6 まとめ

本稿では、新型コロナウイルスの感染抑制策として実施された政策や、ワクチンの効果を検証するために、SIR モデルを用いて、緊急事態宣言が新規感染者数変化率に与えた影響や、人流と新規感染者数変化率の間の動的関係、ならびにその関係にワクチンが及ぼした影響などを、実際に観測されたデータから分析した。分析の結果、緊急事態宣言は、新規感染者数変化率の低下に大きな効果があったことが確認された。緊急事態宣言は、日本

においては、人流抑制策としては最も強力な政策のひとつであり、その効果は予想されたものであるが、本稿において、実際のデータからその効果が定量的に評価されたことは大変意義深い。また、住居を除く各所に関する人流が新規感染者数変化率を有意に上昇させたことも確認された。小売店・娯楽施設や職場における人流と新規感染者数変化率に関しても、正の関係があることは指摘されてきたが、それを実際のデータから、定量的に評価したことは本稿の大きな貢献である。あわせて、本稿の結果は、住宅における人流が上昇すると、新規感染者数変化率が大きく低下する傾向にあることが示唆された。この結果は、ステイホームを促進することにより、感染を抑制できることが示されており、リモートワークの推進や飲食店の営業規制などステイホームを促進する政策の有効性を示すものである。これらの政策も、その有効性は予想されたものであるが、本稿において、その効果に関して定量的な評価を与えることができたことは、有意義なことである。

ワクチンの効果に関しても、本稿の結果は、貴重な示唆を提供している。ワクチンの効果に関しては、感受性人口の減少という観点からは、有意な感染抑制効果は示されなかったが、人流と新規感染者数変化率の間の正の関係を有意に低下させる効果が大きいことが示された。特に、小売店・娯楽施設、食料品店・薬局、公園における低下効果が大きくなっており、これは、ワクチン接種が進んだ際の経済再活性化政策に一定の根拠を与えるものであり、経済再活性化政策を施行するうえで、大きな参考となるであろう。

本稿は、人流と新規感染者数変化率の動的関係を、実際のデータから分析した数少ない研究のひとつである。したがって、得られた結果は示唆に富むものが多いが、それと同時に大きな限界もあることには注意されたい。まず、人流のデータは、6種類の場所について Google COVID-19 Community Mobility Reports 指数を用いたが、都道府県ごとの人流を測る指標として、どの程度適切なものであるかは議論の余地があるところである。また、この指数に関しては、県をまたいだ移動などが区別されているわけではなく、モデルも近隣都道府県から感染が伝播する可能性を明示的には考慮していないので、都道府県間の移動が感染の拡大に果たした役割に関して示唆するものは少ない。しかしながら、都道府県をまたぐ移動の自粛は度々要請されてきたので、都道府県をまたぐ移動が感染拡大

に与えた影響を定量的に評価することは、今後の重要な課題のひとつであろう。また、本研究の結果からは、人流、気象、ワクチンなどでは説明できない、時間効果の変動が大きいことも確認された。これは、変異株の出現やウィルスの性質の変化などが、新規感染者数の増減に大きな役割を果たしていることを示しており、ワクチン接種率の上昇により、人流と感染拡大の関係が弱まったとしても、変異株の出現には慎重な対応が必要であることを示唆している。その意味では、今回のオミクロン株に対する日本政府の対応は、リスクを抑制するという観点からは、一定の理解ができるだろう。最後に、本稿で分析したデータは新規感染者数であることにも注意されたい。政策を施行するうえでは、重症者・死亡者数を抑制するほうが重要であるという見方もあり、人流やワクチン接種率と重傷者・死亡者数の関係を、実際のデータから分析することは大変興味深い問題である。しかしながら、日本においては、重症者・死亡者数は低い水準に収まっており、それが実際のデータを用いた分析を難しいものとしている。重症者・死亡者数に関する分析自体は、大変有意義なものであるが、このまま事態が収束し、分析をする必要がないことを願いたい。

参考文献

- Allcott, H., Boxell, L., Conway, J. C., Ferguson, B. A., Gentzkow, M., and Goldman, B. (2020). What explains temporal and geographic variation in the early US coronavirus pandemic? *NBER Working Paper*, 27965.
- Arias, J. E., Fernández-Villaverde, J., Ramírez, J. R., and Shin, M. (2021). Bayesian estimation of epidemiological models: Methods, causality, and policy trade-offs. *NBER Working Paper*, 28617.
- Avery, C., Bossert, W., Clark, A., Ellison, G., and Ellison, S. F. (2020). An economist’s guide to epidemiology models of infectious disease. *Journal of Economic Perspectives*, 34(4):79–104.
- Badr, H. S., Du, H., Marshall, M., Dong, E., Squire, M. M., and Gardner, L. M. (2020). Association between mobility patterns and covid-19 transmission in the usa: a mathematical modelling study. *The Lancet Infectious Diseases*, 20(11):1247–1254.
- Bisin, A. and Moro, A. (2021). JUE insight: Learning epidemiology by doing: The empirical implications of a spatial-SIR model with behavioral responses. *Forthcoming in Journal of Urban Economics*, page 103368.
- Brodeur, A., Gray, D., Islam, A., and Bhuiyan, S. (2021). A literature review of the economics of COVID-19. *Journal of Economic Surveys*, 35:1007–1044.
- Caselli, F., Grigoli, F., Sandri, D., and Spilimbergo, A. (2021). Mobility under the COVID-19 pandemic: Asymmetric effects across gender and age. *Forthcoming in IMF Economic Review*.
- David, A. C. and Pienknagura, S. (2021). On the effectiveness of containment measures in controlling the COVID-19 pandemic: The role of labour market characteristics and governance. *Applied Economics Letters*, 28(19):1641–1647.
- Davis, S. J., Liu, D., and Sheng, X. S. (2021). Stock prices and economic activity in

- the time of coronavirus. *Forthcoming in IMF Economic Review*.
- Eichenbaum, M. S., Rebelo, S., and Trabandt, M. (2021). The Macroeconomics of Epidemics. *The Review of Financial Studies*, 34(11):5149–5187.
- Fang, H., Wang, L., and Yang, Y. (2020). Human mobility restrictions and the spread of the novel coronavirus (2019-ncov) in China. *Journal of Public Economics*, 191:104272.
- Fernández-Villaverde, J. and Jones, C. I. (2020). Estimating and simulating a SIRD model of COVID-19 for many countries, states, and cities. *NBER Working Paper*, 27128.
- Fraser, T. and Aldrich, D. P. (2021). The dual effect of social ties on COVID-19 spread in Japan. *Scientific Reports*, 11(1):1596.
- Fukao, M. and Shioji, E. (2021). Is there a trade-off between COVID-19 control and economic activity? implications from the Phillips curve debate. *Forthcoming in Asian Economic Policy Review*.
- Gamtkitsulashvili, T. and Plekhanov, A. (2021). Mobility and economic activity around the world during the covid-19 crisis. *Forthcoming in Applied Economics Letters*.
- Glaeser, E. L., Gorbach, C., and Redding, S. J. (2021). JUE insight: How much does COVID-19 increase with mobility? evidence from New York and four other U.S. cities. *Forthcoming in Journal of Urban Economics*.
- Granger, C. W., Inoue, T., and Morin, N. (1997). Nonlinear stochastic trends. *Journal of Econometrics*, 81(1):65–92.
- Harris, J. E. (2020). Data from the COVID-19 epidemic in Florida suggest that younger cohorts have been transmitting their infections to less socially mobile older adults. *Review of Economics of the Household*, 18:1019–1037.
- Hoshi, K., Kasahara, H., Makioka, R., Suzuki, M., and Tanaka, S. (2021). Trade-

- off between job losses and the spread of COVID-19 in Japan. *Japanese Economic Review*, 72:683–716.
- Hosono, K. (2021). Epidemic and economic consequences of voluntary and request-based lockdowns in Japan. *Journal of the Japanese and International Economies*, 61:101147.
- Jordà, O. (2005). Estimation and inference of impulse responses by local projections. *American Economic Review*, 95(1):161–182.
- Jung, J., Manley, J., and Shrestha, V. (2021). Coronavirus infections and deaths by poverty status: The effects of social distancing. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 182:311–330.
- Korolev, I. (2021). Identification and estimation of the SEIRD epidemic model for COVID-19. *Journal of Econometrics*, 220(1):63–85.
- Kubota, S. (2021). The macroeconomics of COVID-19 exit strategy: the case of Japan. *Japanese Economic Review*, 72:651–682.
- Mendolia, S., Stavrunova, O., and Yerokhin, O. (2021). Determinants of the community mobility during the COVID-19 epidemic: The role of government regulations and information. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 184:199–231.
- Milani, F. (2021). COVID-19 outbreak, social response, and early economic effects: A global VAR analysis of cross-country interdependencies. *Journal of Population Economics*, 34:223–252.
- Qiu, Y., Chen, X., and Shi, W. (2020). Impacts of social and economic factors on the transmission of coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China. *Journal of Population Economics*, 33:1127–1172.
- Rungcharoenkitkul, P. (2021). Macroeconomic effects of COVID-19: A mid-term review. *Pacific Economic Review*, 26:439–458.
- Shao, W., Xie, J., and Zhu, Y. (2021). Mediation by human mobility of the association

- between temperature and covid-19 transmission rate. *Environmental Research*, 194:110608.
- Wilson, D. J. (2021). Weather, mobility, and COVID-19: A panel local projections estimator for understanding and forecasting infectious disease spread. *Federal Reserve Bank of San Francisco Paper*, 2020-23.
- Xiong, C., Hu, S., Yang, M., Luo, W., and Zhang, L. (2020). Mobile device data reveal the dynamics in a positive relationship between human mobility and COVID-19 infections. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(44):27087–27089.