

CARF Working Paper

CARF-J-113

日本の自発的ロックダウンに関する考察

渡辺 努

東京大学大学院経済学研究科

藪 友良

慶應義塾大学商学部

2020年8月20日

現在、CARF は第一生命保険株式会社、野村ホールディングス株式会社、株式会社三井住友銀行、株式会社みずほフィナンシャルグループ、株式会社三菱 UFJ 銀行、農林中央金庫、株式会社東京大学エッジキャピタルパートナーズから財政的支援をいただいております。CARF ワーキングペーパーはこの資金によって発行されています。

CARF ワーキングペーパーの多くは以下のサイトから無料で入手可能です。

<https://www.carf.e.u-tokyo.ac.jp/research/>

このワーキングペーパーは、内部での討論に資するための未定稿の段階にある論文草稿です。著者の承諾無しに引用・複写することは差し控えて下さい。

日本の自発的ロックダウンに関する考察*

渡辺努[†]

藪友良[‡]

2020年8月20日

概要

新型コロナウイルスの感染拡大に対して、日本政府は緊急事態宣言を含む施策を行った。本稿では、日本政府の施策がどのようなメカニズムで国民の行動変容を引き起こしたかを検討した。スマホの位置情報データを用いて、人々のステイホームの度合いを示す指標（外出者数 × 外出時間がコロナ前に比べてどれだけ減少しているか）を、県別に日次で作成し、その上で、各施策の開始と終了のタイミングが各県で異なることを利用して、各施策が行動変容を引き起こすチャンネルとして、(1) 国民が政府からの要請に従い外出を抑制する効果、(2) 国民が政府の施策のアナウンスメント等をもとに感染状況に関する認識を更新し自発的に外出を抑制する効果、の2つを識別した。本稿の主要な結果は以下のとおりである。第1に、感染拡大に伴い国民の外出はコロナ前に比べて約32%減少したが、そのうち政府からの要請に伴う行動変容で説明されるのは12%ポイントだった。第2に、各県における新規感染者数が1%増加すると、その県の人々の外出は0.022%ポイント減少した。第3に、東京都の外出抑制のうち政府の要請が寄与したのは約4分の1であり、残りの約4分の3は政府のアナウンスや日々発表される感染者数など、感染に関する新たな情報を受け取った都民が、感染のリスクをアップデートしたことによって生じた。本稿の分析結果は、感染封じ込めに必要なのは法的拘束力の強い措置ではなく、人々の行動変容を促す適切な情報の提供であることを示唆している。

*本稿の作成に際しては、青木浩介、宇井貴志、大西立顕、神取道宏、田邊勝巳、楡井誠、水野貴之、Gita Gopinat の各氏との議論が有益であった。水野貴之氏からはステイホーム指標の提供を受けた。記して感謝したい。また、リサーチアシスタントとしてデータ整備を手伝ってくれた中原彩花氏に感謝する。本稿は、日本学術振興会科学研究費基盤研究 S「対話型中央銀行制度の設計」（課題番号：18H05217）の研究活動の一環として作成された。藪友良は、日本学術振興会科学研究費基盤研究 C「非線形時系列手法を用いたマクロ経済分析」（課題番号：20K01594）の支援を受けた。

[†]東京大学大学院経済学研究科。E-mail: watanabe@e.u-tokyo.ac.jp, Website: <https://sites.google.com/site/twatanabelab/>

[‡]慶應義塾大学商学部。E-mail: tyabu@fbc.keio.ac.jp, Website: <https://www.fbc.keio.ac.jp/tyabu/>

1 はじめに

コロナの感染拡大を受けて日本政府は2月27日に県などの地方自治体に対して学校の閉鎖要請を発出した。続いて日本政府は4月7日には東京都を含む7県を対象地域として緊急事態宣言を発出し、4月16日には対象地域を47都道府県全部に拡大した。安倍首相は「外出を控えることによって、人との接触を最低でも7割、極力8割減らして欲しい」と国民に呼びかけた。こうした政府の要請に反応して人々は外出を抑制した。例えば東京に住む人々が外出する割合は、3月にはコロナ感染が拡大する前の1月との比較で-18%であったが、緊急事態宣言の発動中の4月26日には-64%まで低下した。こうした人々の外出抑制の結果、1日当たりの新規感染者数はピーク時の209人から5月23日には2人にまで低下し、5月25日には緊急事態宣言が解除された¹。

日本の緊急事態宣言は中国や米国、イタリア等の欧州諸国のロックダウンと異なり、法的な拘束力をもたない。緊急事態宣言中に外出しても罰金や逮捕などの懲罰が課されることはない。警察が街で外出者に警告することもない。日本の状況は「自発的なロックダウン」である²。オックスフォード大学のブラバトニック公共政策大学院は各国政府の感染対策の強さを指標化し、厳格度指数 (Stringency index) として公表しているが³、日本で緊急事態宣言が発動中の4月末の時点でみて、日本の値は47.22であり、フランス (87.96)、米国 (72.69)、英国 (75.93)、ドイツ (76.85)、イタリア (93.52)、カナダ (72.69) と比べて、厳格度の低さが際立っている。日本はスウェーデン (46.30) と同水準である。個別の項目をみると、「集会の制限 (Restrictions on gatherings)」の項目は「制限なし (No restrictions)」であり、「公共交通機関の閉鎖 (Close public transport)」の項目についても「対策なし

¹ただし、緊急事態宣言の解除後、経済活動が再開される中で、東京の新規感染者数は6月下旬以降、再び増加に転じ、緊急事態宣言前のピークを更新した。

²Gordon (2020) は日本とそれ以外の国の違いについて「国内外の多くの識者が、日本における比較的ソフトな『緊急事態 (state of emergency)』の特殊性を指摘している。日本の緊急事態宣言は、法律で定められているにも関わらず、命令、罰金、逮捕ではなく、その施策は要請に頼っている」と述べている。日本政府による法的拘束力のない施策について海外メディアは以下のように報道している。

「日本の中途半端なコロナ対策はとにかく効いている」 (Foreign Policy, 2020年5月14日)

<https://foreignpolicy.com/2020/05/14/japan-coronavirus-pandemic-lockdown-testing/>

「日本はロックダウンや大量検査なしでウイルスに勝ったのか?」 (Bloomberg, 2020年5月22日)

<https://www.bloomberg.com/news/articles/2020-05-22/did-japan-just-beat-the-virus-without-lockdowns-or-mass-testing>

「危機一髪からサクセスストーリーへ：日本はコロナウイルスにどう取り組んできたか」 (The Guardian, 2020年5月22日)

<https://www.theguardian.com/world/2020/may/22/from-near-disaster-to-success-story-how-japan-has-tackled-coronavirus>

³<https://www.bsg.ox.ac.uk/research/research-projects/coronavirus-government-response-tracker>

(No measures)」となっており、他国と大きく異なっている。「自宅滞在要件 (Stay at home requirements)」の項目についても、「自宅滞在の要請 (Recommend staying at home)」であり、米国や欧州各国が「例外を除いて必須 (Required with exceptions)」であるのと比較して、強制力が低い。

コロナ感染拡大に対して法的拘束力のない施策しか行ってこなかった日本で国民の行動変容が起きたという事実は、日本以外の国での行動変容の原因が（法的拘束力のある）ロックダウンではない可能性を示唆している。本稿の目的は、日本政府による法的拘束力のない施策が国民を外出抑制などの行動変容へと導いたメカニズムを明らかにすることである⁴。

日本政府による感染拡大のための施策が人々の行動変容をもたらしたチャンネルとして、本稿では次の2つに注目する。第1のチャンネルは「介入 (intervention) 効果」である。これは政府の命令や要請に国民が従い外出を抑制するという意味である。中国武漢のロックダウンは最初の事例であるが、中国や米国、欧州各国では政府が国民の移動の自由を奪う法的な権力をもつ。日本の緊急事態宣言は、法的拘束力はなく、あったとしても非常に限定的であり、政府からの「要請」と呼ぶのが適当である。一方、日本政府の行った学校閉鎖は強制的な側面をもった。

第2のチャンネルは「情報効果」である。一般に、政府が何かの施策の実施をする際には事前に様々な情報を収集し、それを踏まえて意思決定すると考えられる。したがって、国民は政府の決定を通して、現状がどうなっているかに関する情報を得ることができる。政府の施策のシグナリング効果である。これを今回の緊急事態宣言等の施策に当てはめると、政府の発表を通して、国民は感染の状況に関する新たな情報を入手したと考えられる。日本を含む先進各国では、感染者のプライバシー保護の観点から、感染の実態の詳細が国民に知らされることはない。そのため政府がもつ情報量が多く（少なくとも多くの国民はそのように信じている）、シグナリング効果も強いと考えられる。

本稿では、スマホの位置情報データを用いて、人々のステイホームの度合いを示す指標（外出者数 × 外出時間がコロナ前の2020年1月との対比で何%低下したか）を、県別に日次で計測し、パネルデータを構築し、緊急事態宣言と学校閉鎖という2つの施策がそれぞれステイホーム指標にどのような影響を及ぼしたかを分析する。その際に重要なのは介入

⁴本稿の主題とは離れるが、そもそも日本はなぜ法的拘束力のある措置を打たないのかという問いも重要である。Kushner (2020) は、日本でもかつてはコレラやハンセン病の感染拡大を防ぐため、検査や隔離などを行う法的な権限を警察に与えていた。特にハンセン病患者に対しては非常に厳格な隔離政策が採られた。これらの厳しい感染対策には当時も今も批判が多く、そのために日本政府は強権的な緊急事態宣言に踏み切れなかったのではないかと指摘している。

効果と情報効果の識別である。本稿では、緊急事態や学校閉鎖の開始と終了のタイミングが各県で異なることを利用して2つの効果の識別を行う。例えば、東京に緊急事態宣言が出たのは4月7日であったが、その時点では、東京から北100キロ、新幹線で1時間という位置にある栃木県には発出されなかった。栃木県に緊急事態宣言が発出されたのは4月16日である。したがって、7日から15日までの間は栃木県で介入効果はない。しかし栃木県の人々は東京に緊急事態が発令されたことは認識しているので情報効果は存在し、その分だけ外出が減少する。これに対して東京の人々は介入効果と情報効果の両方の要因から外出抑制が働く。したがって、東京と栃木の人々が感染について同じ情報を持ち両県の情報効果に差がないという前提の下では、両県のステイホーム指標の差をみることにより介入効果を取り出すことができる。緊急事態宣言は発動のタイミングが県の間でずれただけでなく、解除も3回に分けて行われたので、そのタイミングのずれを利用して介入効果を識別できる。同様に学校閉鎖についても、学校閉鎖の解除のタイミングが県の間で大きなばらつきがあるので、これを利用して介入効果を識別できる。

本稿の主要な結果は以下のとおりである。第1に、緊急事態宣言は、人々の外出をコロナ前に比べて20%ポイント低下させる効果があった。そのうちの7%ポイントは介入効果によるものであり残りは情報効果によるものである。一方、学校閉鎖は人々の外出をコロナ前に比べて12%ポイント低下させる効果があった。そのうちの5%ポイントは介入効果によるものである。第2に、各県における新規感染者数の増加はその県の人々の外出を抑制する効果があった。各県における新規感染者数が1%増加すると、その県の人々の外出は0.022%ポイント減少した。かりに新規感染者数が0から100人に増えると外出は12%ポイント抑制された。人々は新規感染者数の全国の合計値にも反応して外出を抑制した。第3に、東京都の外出抑制を介入効果と情報効果に分けると、介入効果の寄与は約4分の1、情報効果の寄与は約4分の3であり、行動変容の支配的なチャンネルは情報効果であった。本稿の分析結果は、日本国民が、政府からの施策のアナウンスメントや日々発表される感染者数など様々な情報をもとに、感染を抑えるための外出抑制を自発的に行ってきたことを示している。感染封じ込めに必要なのは法的拘束力の強い措置ではなく、人々の行動変容を促す適切な情報の提供であることを示唆している。

コロナ感染の経済への影響に関する研究は数多く発表されており、その数は急速に増えているが、本稿は其中でも以下の3つの分野の研究と密接に関連している。第1はスマホの位置情報データを用いた人々の外出抑制行動に関する研究である。研究例としては、

Alexander and Karger (2000), Barrios and Hochberg (2020), Couture et al. (2020), Chiou and Tucker (2020), Gupta et al. (2020) などがある。

第2は米国のロックダウン政策が人々の外出抑制に及ぼした効果に関する研究である。研究例としては、Forstyle et al. (2020), Rojas et al. (2020), Coibion et al. (2020), Goolsbee and Syverson (2020) Alexander and Karger (2000), Gupta et al. (2020) などがある。本稿の主たる関心は、日本政府のコロナ対策が法的拘束力をもたなかったにもかかわらず行動変容をもたらしたのは何故かであるが、この点で興味深いのは、米国のデータを用いた研究のいくつかは、政府によるロックダウンは米国民の行動変容の限られた部分しか説明していない、と指摘していることである。例えば、Goolsbee and Syverson (2020) は、ロックダウンが全米で一斉に行われた訳ではなく、州または郡によって実施のタイミングがずれていることを利用して、ある時点でロックダウンの行われている郡と行われていない郡を比較して、消費者の購買行動に有意な差があるかを調べた結果、両者の差は確かに存在するものの、差はさほど大きくないことを示した。また、Rojas et al. (2020) は、学校閉鎖のタイミングが州の間で異なることに注目し、ある時点で学校閉鎖が行われている州とそうでない州で失業保険申請件数に差があるか否かを調べた結果、統計的に有意な差はないことを示した。米国民の行動変容は（法的拘束力のある）ロックダウンに起因するものではない可能性はChetty et al (2020) でも指摘されている。これらの研究は、米国の行動変容は、政府によって行われた法的拘束力のある施策によってもたらされたものではなく、感染に対する米国民の自発的な対応の結果と指摘している⁵。

本稿と関連する第3の分野はアジアにおけるロックダウン政策の効果に関する研究である。Fang et al. (2020) は中国について、スマホの位置情報データを用いて、武漢がロックダウンされた日の前後で人の流れがどのように変化したかを推定した。他の要因をコントロールした上でのロックダウン自体の効果として、武漢への流入が76%、流出が56%、武漢内の移動が54%低下したとの結果を得ている。Aum et al. (2020) は韓国について、感染が突出して多かった大邱と慶北地域とその他の地域を比較することにより、人口1000人当たりの感染者数が1人増えると雇用が2-3%減少するとの結果を得た。日本に関する研究では、Cato et al. (2020) が、東京都知事が3月25日に感染の深刻さを説明する会見を行

⁵米国以外のデータを用いた研究としては、Sheridan et al. (2020) が、感染拡大のために政府が外出や経済活動に法的な介入を行ったデンマークと、それらの介入のなかったスウェーデンを比較して、銀行の取引データに観察される経済活動の落ち込みは大きく異ならず、したがって政府による介入は経済活動停滞の主因ではないと主張している。

う直前と直後で、経済の先行きに関する家計の予想がどのように変化したかを分析しており、人々は会見を聞いた後で、雇用や物価、医療品や生活必需品などの不足に関する懸念を強めたことが示されている。

本稿の構成は以下のとおりである。第2節では、日本でのコロナ感染の概要を説明する。第3節と第4節では、本稿の実証分析で用いる手法とデータについてそれぞれ説明する。第5節では、実証分析の結果を説明する。第6節では、本稿の結論と政策的含意を述べる。

2 日本における COVID-19 の発生と政策対応

新型コロナウイルス感染の日本国内での最初の報告事例は、2020年1月16日であり、中国武漢への渡航歴のある男性であった。その後、2月5日には横浜港に寄港していたクルーズ船の乗客から10人の感染者が確認された。2月10日には国内での初の死者が報告された。国内での感染が本格化したのは2月後半以降であり、2月29日の時点での国内感染者の累計数は242名となった。3月入り後、感染はさらに拡大し、3月末には感染者の累計数は2234名となった。政府は、こうした感染拡大を受けて、2月27日に全国小中高校に対し臨時休校を要請したほか、3月24日に2020年夏に予定されていた東京オリンピックの延期を決定した。さらに、4月7日に緊急事態宣言を(東京を含む)7都府県に発令し、4月16日には対象地域を全ての都道府県に拡大した。

図1の棒グラフは、東京都における毎日の新規感染者数を示している。新規感染者数は3月下旬に急速に増加し、3月17日には100名を超え、4月10日には200名を超えた。緊急事態宣言の発令などに伴い、新規感染者数は減少し、5月中旬にはほぼゼロとなった。しかし、5月後半から新規感染者数が再び増加に転じた。

図1の青の折れ線グラフは、スマホの位置情報データを用いて作成したステイホーム指標である(作成の詳細については後述)。コロナ感染が拡大する前の2020年1月との対比で東京の居住者が自宅にとどまる度合いがどの程度増えているかを示している。新規感染者数が増えると人々がステイホームに向かうことを示している。人々は東京都知事が毎日発表する新規感染者の数から感染に関する情報をアップデートし、感染回避の行動をとっていることを示唆している。また、ステイホーム指標は、2月27日の臨時休校の要請、4月7日の緊急事態宣言の発出のタイミングでジャンプしており、政府の施策が人々の行動を変容させたことを示している。興味深いのは、ステイホーム指標の上昇は、緊急事態宣言の対象が全県に拡大された4月16日でも生じている点である。東京の緊急事態宣言は

既に4月7日に出ており、16日の施策は東京の居住者には直接関係ないはずだ。東京の居住者は、他県を対象とする施策ではあるが、政府の施策発表から感染拡大に関する新しい情報を入手した可能性がある。もうひとつの注目点は、5月後半から6月初にかけて緊急事態宣言が解除され、学校も再開されたにもかかわらず、ステイホーム指標は1月対比で20%超と高い水準を維持していることだ。仮に、政府による外出抑制の要請が人々の行動変容の主因だとすれば、要請解除とともにステイホーム指標が元の水準まで低下するはずだ。そうはなっていないということは、人々の行動変容の少なからざる部分が自発的なものであることを示唆している。

東京は国内で感染者の最も多い県であるが、その他の県の中には、感染者がゼロまたは非常に少数という県もある。図2では、感染者数の少ない県の例を示している。ここで示しているのは栃木県であり、東京から北100キロに位置している。栃木県の新規感染者数は6月末までの累計で72名で東京の1%に過ぎない。栃木県のステイホーム指標は、東京ほどではないものの、3月初以降、上昇を示した。2月27日の休校要請と4月16日の緊急事態宣言の発出の直後にステイホーム指標はジャンプした。栃木県のように感染の少ない地域でも、政府による外出抑制の要請が一定の効果をもったことを示している。また、栃木県のステイホーム指標は、東京を含む7都道府県を対象に出された緊急事態宣言（栃木県は対象外）が出された4月7日にもジャンプが見られる。栃木県の住民は、感染の多い地域での感染状況を注視しており、それを踏まえて行動を変容させたことを示唆している。

3 推定方法

本稿では、2020年1月6日から6月28日の期間について、47都道府県のステイホーム指標を作成し、分析を行う。このパネルデータを用いることで次の2つの意味での識別を行う。

第1は「介入効果」と「情報効果」の識別である。緊急事態宣言や学校閉鎖などの政府による施策は県の間でタイミングのズレがあり、そのズレを利用することで人々の行動変容の要因が2つの効果のどちらによるかがわかる。例えば、東京に緊急事態宣言が出たのは4月7日であったが、その時点では栃木県には発出されなかった。栃木に緊急事態宣言が発出されるのは4月16日である。したがって、7日から15日までの間は栃木県で介入効果はない。しかし栃木県の人々は東京に緊急事態が発令されたことは認識しているので情報効果は存在し、その分だけステイホーム指標が上昇する。これに対して東京の人々は介

入効果と情報効果の両方の要因から外出を自粛しステイホーム指標が上昇する。したがって、東京と栃木の人々が感染について同じ情報を持ち両県の情報効果に差がないという前提の下では、両県のステイホーム指標の差をみることにより介入効果を取り出すことができる。緊急事態宣言は発動のタイミングが県の間でずれただけでなく、解除も3回に分けて行われたので、そのタイミングのずれを利用して介入効果を識別できる。同様に学校閉鎖についても、学校閉鎖の解除のタイミングが県の間で大きなばらつきがあるので、これを利用して介入効果を識別できる。なお、新型コロナウイルス感染への対策は県を単位として行われているので、それより下位の市町村のレベルで施策が異なることは少ない。

第2は、人々の行動変容が自分の周囲の感染状況に左右されるのか、それとも日本全体の感染状況に左右されるのかに関する識別である。図2でみたように、県内の新規感染者数が少ない県でも、人々は外出を抑制している。このことは、人々が県内の感染者数ではなく、全国の感染者数に反応して外出抑制の意思決定を行っている可能性を示唆している。感染は東京など大都市圏に集中しているので、これらの県の感染者数と全国の感染者数は強く相関している。しかしそれ以外の県では、その県の感染者数と全国の感染者数の相関は弱い。この性質を利用することで、人々の行動変容が地域の感染者数と全国の感染者数のどちらにどの程度影響を受けたかを推計できる。

本稿で用いる推計手法は以下のとおりである。県 i の時点 t におけるステイホーム指標を y_{it} と表記する。県 i の時点 t における新規感染者数を \tilde{x}_{it} と表記する。全国の新規感染者数を \tilde{x}_t と表記する。新規感染者数の分布は、東京など少数の県で極端に大きな値をとるため、右に歪んだ分布となっている。先行研究では対数をとることが多いが、県によっては新規感染者数がゼロの日があり、対数をとることができない。そこで本稿では、 \tilde{x}_{it} と \tilde{x}_t のそれぞれについて、逆双曲線正弦 (inverse hyperbolic sine) 関数により変換した値を用いることにする。具体的には、 $x_{it} \equiv \ln(\tilde{x}_{it} + \sqrt{\tilde{x}_{it}^2 + 1})$ 、 $x_t \equiv \ln(\tilde{x}_t + \sqrt{\tilde{x}_t^2 + 1})$ と定義す

る。本稿で用いる推計式は以下のとおりである⁶。

$$y_{it} = \mu_i + \underbrace{\alpha_0 D_{it}(\text{緊急事態宣言}) + \beta_0 D_{it}(\text{学校閉鎖})}_{\text{介入効果}} + \underbrace{\sum_k \alpha_k A_t(E_k) + \sum_k \beta_k A_t(C_k) + \gamma_1 x_{it} + \gamma_2 x_t + \epsilon_{it}}_{\text{情報効果}} \quad (1)$$

ここで μ_i は i 県に固有の効果 (Prefecture FE) を表す。 D_{it} (緊急事態宣言) は県 i で時点 t において緊急事態宣言が発動中のときに 1, それ以外は 0 をとるダミー変数である。同様に, D_{it} (学校閉鎖) は県 i で時点 t において学校閉鎖中のときに 1, それ以外は 0 をとるダミー変数である。 $A_t(E_k)$ は緊急事態宣言に関して政府が行った k 番目のアナウンスメントを表し, k 番目のアナウンスが行われた翌日以降, 全ての県で 1 をとるダミー変数である。同様に, $A_t(C_k)$ は学校閉鎖に関して政府が行ったアナウンスメントを表すダミー変数である (これら変数の詳しい定義は第 4.3 節を参照)。

D_{it} (緊急事態宣言) と D_{it} (学校閉鎖) は介入効果を表す。一方, $A_t(E_k)$ と $A_t(C_k)$ は 2 つの政策のアナウンスメントがステイホーム指標に及ぼす影響を表すので情報効果となる。また, 県内及び全国の新規感染者数に対するステイホーム指標の反応も情報効果を表すと解釈できる。

(1) 式では, 感染に関する人々の情報源は政府による政策アナウンスメントと新規感染者数と仮定した。しかし人々はこれ以外の経路でも感染に関する情報を取得している可能性がある。この点を考慮した推計式として本稿では以下の推計も行う。

$$y_{it} = \mu_i + \underbrace{\alpha_0 D_{it}(\text{緊急事態宣言}) + \beta_0 D_{it}(\text{学校閉鎖})}_{\text{介入効果}} + \underbrace{\lambda_t + \gamma_1 x_{it} + \epsilon_{it}}_{\text{情報効果}} \quad (2)$$

ここで λ_t は時間効果 (Day FE) を表す。介入効果の定式化は (1) 式と同じである。一方, 情報効果のうち政府の政策アナウンスは, 全ての県の住民に同一の情報を提供するので時間効果で表現されている。同様の理由で, 全国の新規感染者数も時間効果で表現されている。しかし時間効果は感染に関するこれ以外の情報も含まれており, この点で (1) 式と異

⁶ x_{it} と x_t は, 県内及び全国の新規感染者数を逆双曲線正弦関数により変換した値であり, この変換は対数と似た性質を持つことが知られている。(1) 式において, この 2 つの変数にかかる係数である γ_1 と γ_2 は, 例えば, 県内新規感染者数が 1% 増えると被説明変数が $0.01\gamma_1$ 上昇することを意味する。詳しくは Bellemare and Wichman (2020) を参照されたい。

なる。なお、(2)式では、どの県の住民も、県内の新規感染者からの情報を除くと、感染に関してもっている情報は同一であり、それが行動変容に及ぼす影響も同じと仮定している。しかし実際には、人々のもつ情報や、情報の受け止め方は地域間で異なるかもしれない。例えば、同じ政府アナウンスメントでも、感染の厳しい地域とそうでない地域では受け止め方が異なるかもしれない。第5節では、日本を7つの地域(Region)に分割した上で、時間効果が各地域で異なる(Day×Region)可能性も考慮した推計を行う。

4 データ

4.1 ステイホーム指標

位置情報データとしては、株式会社ドコモ・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(“Mobile Spatial Statistics”)」を用いる⁷。モバイル空間統計は、約7800万台のドコモの携帯電話がどこにあるかを10分ごとに記録したデータである。具体的には、各地にある携帯電話の基地局は、その地域内にどの携帯電話があるかを把握している。そのデータをもとに、日本国内を500m×500mのメッシュに区切った上で、あるメッシュにおいて、ある時刻(10分刻み)に、そのメッシュ内に何台の携帯電話があるか、それらの携帯電話の持ち主の年齢や性別、居住地区は何かを記録したデータが作成・公開されている。ただし、携帯電話の台数が非常に少ないメッシュについては、個人情報保護の観点から除外されている。

このデータを利用して、次の2つのステップでステイホーム指標を作成した。第1のステップは住宅地の検出である。あるメッシュについて、深夜0時から5時までの時間帯に平均的に何人いるかをカウントし、それをそのメッシュの夜間人口とする。同様に、朝9時から17時までの時間帯に何人いるかをカウントし、それをそのメッシュの昼間人口とする。住宅地は、昼間人口が夜間人口よりも多ければビジネスや商業の地域と考えることができ、その逆に昼間人口が夜間人口よりも少なければ住宅地である。本稿では、コロナ感染が拡大する前の2020年1月の時点で、昼間人口/夜間人口 < 0.8 を満たすメッシュを住宅地と定義した。なお、閾値を0.9または0.7としても計算結果は定性的には同じだった。

第2のステップは、外出率の計算である。第1のステップで住宅地と判定されたメッシュについて、ある日のある時刻(10分刻み)における夜間人口と昼間人口をカウントし、夜

⁷<https://mobaku.jp/>

間人口から昼間人口を差し引くことにより外出者数を計算する。それを時刻とメッシュについて集計することにより、県別日次の外出者数を計算する。例えば、コロナ感染拡大前の1月の時点での東京都では、住宅地の夜間人口が約530万人に対して、昼間人口は平日で約360万人であり、外出者数は約170万人である。

最後に、コロナ感染拡大前の2020年1月（2020年1月6日から1月31日まで）の外出者数を平常時の外出者数とし、県別日次の外出者数が平常時の外出者数から何パーセント乖離しているかを算出する。乖離率に-1を掛けたものをステイホーム指標として用いる⁸。

4.2 新規感染者数

政府及び県は新規感染者数を日々発表している。日付はPCR検査により陽性であることを医師が確認した日（確定日）である⁹。ジャググジャパン株式会社が作成・公開しているデータベースの数値を用いている¹⁰。新規感染者数は曜日要因によって大きく変動する。本稿の分析では、人々は過去1週間の趨勢的な推移をみて外出するか否かを決めていると仮定し、当日を含む過去1週間の平均値を用いる。

4.3 感染拡大に対する政府の対策

学校閉鎖要請 政府は2月27日に、全国全ての小学校、中学校、高等学校、特別支援学校を対象として、3月2日からの休校を要請した。これを受けて北海道を除く全ての県が3月2日から休校とした¹¹。学校閉鎖に関する以下の2つのダミー変数を作成した。学校閉鎖ダミーは、その県での学校閉鎖期間中は1をとりそれ以外はゼロのダミー変数である。具体的には、北海道を除く各県について、学校閉鎖の開始日は3月2日とし、各県における学校再開の前日まで1とする。北海道については学校閉鎖の開始日である2月27日から1とした。学校再開日は県の間でばらつきが大きく、最も早い県で4月6日、最も遅い

⁸ステイホーム指標の計算手順の詳細については Mizuno et al. (2020) を参照されたい。

⁹感染に関する日付としては感染日と確定日がある。感染日は感染した日であり、感染者の記憶に頼るため、確定が不可能な場合も少なくない。これに対して確定日は明確に記録される。新聞やTV等で報道されるのは確定日ベースの人数であるから、人々の外出に関する意思決定に影響を及ぼすのも確定日ベースの人数と考えられる。

¹⁰<https://gis.jag-japan.com/covid19jp>。なお、感染者の居住する県が不明または居住地が外国の場合はサンプルから除外した。

¹¹詳細は https://www.mext.go.jp/content/20200304-mxt_kouhou02-000004520_1.pdf を参照。

県で6月1日である。各県の学校閉鎖の開始と終了の日付は図3に示してある。なお、再開後に短期間で再度閉鎖した場合は再開とみなしていない。第2のダミー変数は、政府による学校閉鎖要請のアナウンスメントを表すものであり、政府が要請を行った2月27日の翌日から北海道を除く全県で1とする。北海道についてはアナウンスのあった2月26日の翌日から1とした。なお、学校再開のタイミングは、県レベルで決定されたため、県によるアナウンスは行われたが、政府によるアナウンスは確認できなかった。これを踏まえ、学校閉鎖終了のアナウンスを表すダミー変数は本稿では使用しないこととした。

緊急事態宣言 政府は、4月7日に7都道府県（埼玉、千葉、東京、神奈川、大阪、兵庫、福岡）に緊急事態宣言を発令し、4月16日には対象を全県へと拡大した¹²。緊急事態宣言は、5月14日に感染被害の少ない39県で解除され、5月21日にはさらに3県で解除、最後に5月25日には東京を含む5県で解除された。緊急事態宣言についても、2種類のダミー変数を作成した。最初のダミーは緊急事態ダミーであり、その県で緊急事態発動中は1でそれ以外はゼロである。例えば、東京都の緊急事態ダミーは、東京都に緊急事態宣言が発令された翌日の4月8日から解除された5月25日まで1とする。各県の緊急事態の開始と終了の日付は図4に示してある。第2のダミー変数は、緊急事態の開始と解除に関する政府のアナウンスを表すダミーであり、アナウンスのあった翌日から全県で1をとる。具体的には、緊急事態の開始に関する2回のアナウンス（4/7、4/16）と緊急事態の終了に関する3回のアナウンス（5/14、5/21、5/25）のそれぞれに対応する5つのダミー変数を作成した。

4.4 人々の外出に影響を及ぼすその他の要因

その他の要因として、雨ダミーと土日祝日ダミーを用いる。雨ダミーは、県庁所在地の降水量が0より大きいなら1、それ以外はゼロである。降水量のデータは気象庁のウェブサイトから入手した。土日祝日ダミーは、土日及び祝日に1、それ以外はゼロである。

¹²活動制限の内容は県によって異なる。詳しくは<https://www3.nhk.or.jp/news/special/coronavirus/tokyo/>を参照されたい。

5 推定結果

5.1 基本推計

ステイホーム指標を被説明変数として、固定効果モデルにより推計を行った¹³。結果は表1に示してある。まず、Model 1では、学校閉鎖ダミーと緊急事態ダミーを説明変数とし、その他の説明変数として、雨ダミー、土日祝日ダミーを加えた推計を行った。学校閉鎖はステイホーム指標を11%ポイント引き上げ、緊急事態宣言は16%ポイント引き上げたとの結果となっており、両者ともに大きな効果があったことを示している。

Coibion et al. (2020)などが指摘するように、感染者数の増加は、緊急事態宣言など政府の対応を引き起こす一方、人々の感染に対する恐怖心を強め、自発的に外出を抑制させる効果もある。Model 1でみたステイホーム指標の増加は政府の施策によるものではなく、感染者数の増加に起因するものかもしれない。そこでModel 2では、県内の新規感染者数と全国の新規感染者数を説明変数として追加した。県内及び全国の新規感染者数を説明変数に加えることにより、学校閉鎖ダミーと緊急事態ダミーの係数はModel 1に比べ小さくなっている。しかしいずれのダミー変数の係数も引き続き有意にゼロと異なっており、学校閉鎖と緊急事態がステイホーム指標に及ぼす影響は、感染者数をコントロールしてもなお残ることを示している。

次に、Model 3では、学校閉鎖と緊急事態のアナウンスによるステイホーム指標の変動をコントロールするために、学校閉鎖については、2月27日の政府による学校閉鎖のアナウンスを表すダミーを、緊急事態については、緊急事態の開始に関する2度のアナウンスと緊急事態の解除に関する3度のアナウンスを表すダミーを加えた(この推定は第3節の(1)式に該当する)。例えば、緊急事態アナウンス(4/7)は、アナウンス翌日の4月8日以降、全ての県において1をとるダミー変数であり、その係数が正であれば、4月7日に出された緊急事態宣言の対象県か否かにかかわらずステイホーム指標が上昇したことを示している。

Model 3の結果をもとに学校閉鎖の効果をみると、学校閉鎖ダミーの係数は8.3であり、有意にゼロと異なる。しかし学校閉鎖アナウンスの係数は小さく、ゼロと有意に異ならない。情報効果を上回る大きな介入効果があったことがわかる。次に、緊急事態宣言の効果をみると、緊急事態ダミーの係数は8.2であり、学校閉鎖とほぼ同じマグニチュードの介

¹³ステイホーム指標は、元の値に100をかけたものを用いた。

入効果があったことがわかる。また、2度の緊急事態アナウンスの係数はともに正で有意であり、合計するとステイホーム指標を7.4%ポイント引き上げる効果があった。一方、緊急事態解除のアナウンスの係数をすべて合計するとほぼゼロである。上記の結果は、緊急事態宣言は介入効果と情報効果の両方のチャンネルを通じてステイホーム指標を引き上げる効果があったことを示している。

次に Model 4 では、時間効果 (Day FE) を含めた推計を行った (この推定は第3節の(2)式に該当する)。時間効果は、各都道府県すべてに同じ影響を与える要因を捉えている。学校閉鎖や緊急事態など政府によるアナウンスメントのみならず、感染拡大に関する様々な情報を人々が入手しそれに反応して外出を抑制する効果も捉えられている。学校閉鎖ダミーの係数と緊急事態ダミーの係数は、どちらも Model 3 の結果と比べると幾分小さくなっているが、引き続き統計的に有意である。

図5の青の実線は、この推計で得られた時間効果 (Day FE) を示している。時間効果には、2020年4月に2回のジャンプが観察される。最初のジャンプは4月7日の緊急事態宣言の発令に対応し、2度目のジャンプは4月16日の緊急事態宣言の全国への拡大に対応している。図5の点線は、時間効果を被説明変数として、説明変数を全国感染者数、緊急事態アナウンス (4/7, 4/16)、緊急事態解除アナウンス (5/14, 5/25)、土日休日ダミーとして推計し、その理論値を示したものである¹⁴。点線で示した理論値は時間効果の変動を捉えており、緊急事態アナウンスなどの変数で時間効果の変動のほとんどを説明しているが、時期によっては時間効果と異なる動きをしている。例えば、2月初旬は時間効果が上昇しているにもかかわらず点線には変化が見られない。2月3日には、感染者の出たクルーズ船であるダイヤモンド・プリンセス号が横浜港に寄港し、5日から検疫が始まったため、マスメディアで報道され注目を集めた。この報道がきっかけになり各県の人々が外出抑制に向かった可能性がある。

Model 3 と Model 4 では、政府のアナウンスなどに対する各県の居住者の反応は同一と仮定してきた。しかし、人々の反応は住む地域 (Region) によって異なる可能性がある。そこで Model 5 では、日本全国を7つの地域 (東北、関東、近畿、中部、中国、四国、九州) に分け、時間効果を Day×Region と定式化することにより、それぞれの地域で時間効果が異なる可能性を許容する定式化とした¹⁵。推計結果をみると、学校閉鎖の係数は4.9、緊急

¹⁴Model 3 の推計で2月27日の学校閉鎖アナウンスと5月21日の緊急事態解除アナウンスは有意でなかったため、ここでの推計では除外している。また理論値の算出は、土日祝日ダミーの係数を0として行った。

¹⁵本稿では北海道を東北地方、沖縄を九州地方に含めたが、北海道と沖縄はともに島であり、別の経済圏で

事態宣言の係数は7.1となっており、学校閉鎖の係数が大きく低下している。しかし、学校閉鎖、緊急事態ともに係数は引き続き有意に正である。

Model 5の結果を米国に関する先行研究と比較してみよう。Goolsbee and Syverson (2020)では、ある郡に外出禁止 (shelter-in-place: 以後SIP) 命令が出されることによって、その郡にある小売店への来店客数が7.6%減少するとの結果を得ている。これが米国のSIPの介入効果である。一方、日本では、緊急事態宣言が発出される直前のステイホーム指標は約0.17であり、コロナ前の2020年1月を基準にすると外出(外出者数×外出時間)の水準が0.83であった。Model 5の緊急事態ダミーの係数が7.1ということは、緊急事態宣言の介入効果で外出の水準が $0.759(=0.83 - 0.071)$ に下がったことを意味し、外出の変化率は-8.6%である。Goolsbee and Syverson (2020)は外出抑制の度合いを来店客数で測っており、本稿の尺度とは異なるため、直接の比較はできないが、米国のSIPの外出への影響が-7.6%であるのに対して、日本の緊急事態宣言の外出への影響は-8.6%と、ほぼ同じオーダーである。「要請」型の日本政府の介入と、法的拘束力のある米国のロックダウンがほぼ同じ大きさの介入効果をもつというのは興味深い。

次に、Model 5の県内新規感染者の係数を米国の結果と比較すると、県内新規感染者数の係数は2.2であり、緊急事態宣言が発出される直前のステイホーム指標の水準(0.83)を踏まえると、これは県内新規感染者数が1%増えると外出(外出者数×外出時間)が0.03%減少することを意味する。これに対して、Goolsbee and Syverson (2020)では、累積の死亡者数が1%増えると店舗への来店客数がやはり0.03%減少するとの結果となっている。感染者数と死亡者数という異なる変数に対する反応であるため比較は難しいが、両国民が感染拡大の情報に類似の反応をした可能性がある。

学校閉鎖ダミーと緊急事態ダミーの係数が正で統計的に有意という結果をどのように解釈すべきだろうか。学校閉鎖については、安倍首相が学校閉鎖を提案し、学校を所管する県や市町村等の地方自治体に対して要請を行った。地方自治体はこの要請を受け入れ、安倍首相の提案の4日後には実際に休校が開始された。こうした経緯は、安倍首相の要請が地方自治体に対して強制力を持ったことを示唆している。学校閉鎖が介入効果をもったという上記の結果はこれを裏づけるものである。

これに対して緊急事態宣言は、中国や米国・欧州のロックダウンと異なり、法的拘束力のな

ある可能性がある。結果の頑健性を確認するため、北海道と沖縄を除いた推定も併せて行ったが主要な結果は同じであった。

いものであった。罰金や逮捕といったペナルティのない「要請 (requests and instructions)」に人々が従う合理的な理由はなく、別な説明が必要である。ひとつの可能性として考えられるのは、政府の要請がきっかけとなって、企業間の戦略的な関係に変化が生じたということである。例えば、企業が勤務時間の短縮や在宅勤務に切り替えるか否かを検討する際に大事なポイントとなるのは、自分の取引先の企業がどう反応するかである。取引先が時間短縮や在宅勤務をしないのであれば、自分だけ切り替えるのは望ましくない。全ての企業が同じように考えれば、結局、どの企業も切り替えができない。しかし自分の取引先が時短や在宅勤務に切り替えるのであれば自分も切り替えるのが望ましい。この循環が生まれれば、皆が営業時間の短縮や在宅勤務に切り替え、結果として外出が抑制される。政府の「要請」を契機として、他の企業がどう対応するかに関する予想が変化し、それが協調的な外出抑制へとつながった可能性がある¹⁶。

5.2 平日と土日祝日を分けた推計

表1の推計では、説明変数として土日祝日ダミーを入れることで、平日と土日祝日で定数項が異なる可能性を考慮した。しかし、平日と土日祝日では、定数項だけでなく、各説明変数の係数も異なっているかもしれない。平日の外出については、職場や学校などが政府の要請に対してどのように対応するかによって決まる部分が多い。これに対して、土日祝日の外出の意思決定を行うのは個人であり、個人が政府からの要請をどのように受け止めるかに依存している。平日と土日祝日の外出抑制の度合いを比べることにより、外出抑制の背景にある事情を掘り下げて調べることができる。

表2の Model 1 と Model 2 は平日のデータだけを、また Model 3 と Model 4 は土日祝日のデータだけをを用いた推計結果を示している。表2の Model 1 と Model 3 は表1の Model 1 に対応し、また Model 2 と Model 4 は表1の Model 5 に対応している。表2の Model 1 と Model 3 の結果を比較すると、第1に、学校閉鎖ダミーは平日だけでなく土日祝日も有意に正であることがわかる。学校閉鎖は人々に対して土日祝日の外出抑制を命じるもので

¹⁶別な可能性としては、政府の要請を契機として、外出抑制に向けて社会の同調圧力が高まったことも考えられる。その象徴は、外出している人を見つけ出し批判する自粛警察 (virus vigilantes) の出現である。自粛警察については以下の記事を参照されたい。

https://www.washingtonpost.com/world/asia_pacific/in-japan-busy-pachinko-gambling-parlors-defy-virus-vigilantes-and-countrys-light-touch-lockdown/2020/05/14/8ffee74e-9447-11ea-87a3-22d324235636_story.html

<https://www.japantimes.co.jp/news/2020/05/13/national/coronavirus-vigilantes-japan/>

はないので、土日祝日の外出抑制は自発的なものと解釈すべきである。第2に、学校閉鎖ダミー、緊急事態ダミーの係数はともに土日祝日の方が大きい。Eichenbaum et al (2020)は、感染拡大は労働者と消費者の両方の行動に影響を与えると指摘している。すなわち、労働者は職場での他者との接触を恐れ職場に行くのを躊躇する一方、消費者は消費の現場での他者との接触を恐れて消費を控える。土日祝日の外出抑制が大きいとの分析結果は、消費者の行動変容が労働者の行動変容よりも大きかったと解釈できる。

表1の説明でも述べたとおり、表2のModel 1とModel 3は介入効果と情報効果を区別しておらず、2つのダミー変数の係数には介入効果と情報効果の両方が混在している。これに対して、Model 2とModel 4では、ステイホーム指標に影響を及ぼすその他の要因をコントロールするため、県内新規感染者数と時間効果を説明変数に追加した。時間効果は7つの地域で異なり得るという定式化にしている。Model 2とModel 4の推計結果をみると、第1に、学校閉鎖と緊急事態の2つのダミーの係数はともに平日の方が大きくなっていく。学校閉鎖の介入効果が平日に大きいというのは驚くべきことではない。一方、緊急事態ダミーについては、平日の介入効果がより大きいということは、政府からの要請に対して、労働者が消費者よりも積極的に対応したことを示唆している。政府からの要請に応じるかたちで、営業時間短縮や在宅勤務への移行などを企業が積極的に進めた結果と解釈できる。第2に、Model 1及びModel 3と比較すると、学校閉鎖ダミーと緊急事態ダミーの係数の大小関係が平日と土日祝日で逆転している。これは、情報効果については、介入効果とは逆に、土日祝日の方が大きいことを示唆している。情報効果については、企業や労働者ではなく、消費者の主導によるものだったと解釈できる。

5.3 加重最小2乗法

ステイホーム指標は、各県のスマホデータから作成しているが、各県のスマホ台数は異なり、各県のステイホーム指標の推定精度もそれに応じて異なる。この点を考慮するため、表3では、各県の住宅地でのスマホの保有台数をウェイトとする加重最小2乗法で推計を行っている。推計結果をみると、学校閉鎖ダミーと緊急事態ダミーの係数は表1とほぼ同じ値である。一方、新規感染者数の係数は表1より幾分大きくなっている。

表3の結果をまとめると以下のとおりである。第1に、緊急事態宣言は、人々の外出をコロナ前に比べて20%ポイント低下させる効果があった。そのうちの7%ポイントは介入効果によるものであり残りは情報効果によるものである。一方、学校閉鎖は人々の外出を

コロナ前に比べて12%ポイント低下させる効果があった。そのうちの5%ポイントは介入効果によるものである。第2に、各県における新規感染者数が1%増加すると、その県の人々の外出は0.022%ポイント減少した。各県における新規感染者数の増加はその県の人々の外出を抑制する効果があったといえる。かりに新規感染者数が0から100人に増えると外出は12%ポイント抑制される。第3に、外出抑制を介入効果と情報効果に分けると、介入効果の寄与は約3分の1、情報効果の寄与は約3分の2であり、行動変容の支配的なチャネルは情報効果であった。

図6では、表3のModel 5の推計結果を用いて、東京都のステイホーム指標の要因分解を行った¹⁷。図をみると、ステイホーム指標の要因として情報効果の寄与が大きいことがわかる。例えば、東京都のステイホーム指標は5月1日に55%と本稿のサンプル期間でのピークをつけたが、これを要因に分けると、学校閉鎖の介入効果が5%ポイント、緊急事態の介入効果が7%ポイントであり、両者合わせた介入効果は12%ポイントである。一方、新規感染者数の寄与は12%ポイント、時間効果は30%ポイントであり、両者合わせた情報効果は42%ポイントである。外出抑制のうち介入効果の寄与は約4分の1、情報効果の寄与は約4分の3であり、行動変容の支配的なチャネルは情報効果であったことがわかる。

6 結論と政策的含意

コロナ感染に関する最近の理論研究によれば、人々は自分が感染するリスクを低下させるために外出を控える誘因はもっている。しかし、自分がいったん感染者となり、しかも無症状または軽微な症状の場合、他人への感染を避けようとする誘因は弱く、そのため外出を控えることもなく、他人に感染させてしまう。こうした外部性の存在は、社会全体の健康被害を拡大し、社会的に望ましくない結果をまねくことになる（例えばEichenbaum et al. (2020)を参照）。こうした理論研究から出てくる重要な含意は、政府による介入の必要性である。つまり、感染拡大を阻止するという観点からは、政府が人々から外出の自由を奪うことが正当化される。

中国や米国・欧州では、ロックダウンのような、法的拘束力のある介入によって、人々の外出を抑制することが行われた。これに対して日本では、政府が国民に外出を控えるよう呼びかけるという「要請」のかたちをとった。日本では、当時、要請では十分な効果が期待できないという声も少なくなかった。しかし本稿の分析結果は、日本政府による緊急事態

¹⁷ステイホーム指標のおおまかな動きをみるため、ここでは平日のデータだけを図示している。

宣言は人々の行動変容に一定の効果をもったことを示している。具体的には、緊急事態宣言が発出された県では人々の外出（外出者数×外出時間）が8.6%抑制された。Goolsbee and Syverson (2020)によれば、米国でロックダウンされた郡では小売店の来店客数が7.6%減少した。興味深いことに、日本と米国で政府による介入の効果はほぼ同じであった。

この結果は何を意味するだろうか。第1に、米国の命令型のロックダウンでも、日本の要請型のロックダウンでも、人々の移動（mobility）に及ぼした影響は決して大きくなかった。米国と東京都では人の移動は平常時との対比で約60%減った。ロックダウンの寄与はこの減少の一部に過ぎない。残りは、感染者数や死亡者数の公表や、政府のアナウンスメントなどの情報をもとに、人々が感染の状況に関する認識を更新し、それを踏まえて、自発的に外出を控えたことによるものである。感染封じ込めに必要なのは、国民に正しい情報をタイムリーに届け、自発的な行動変容を促すこと—これが日米を通じて言える教訓である。

第2に、効果が限定的とは言え、政府の介入が必要であるとすれば、命令型のロックダウンと要請型のロックダウンのどちらが望ましいだろうか。命令型のロックダウンの利点は、効果がある程度予測できること、そして国民の幅広い層に対して（完全ではないにしても）一律な行動変容を期待できることだろう。一方、国民の立場からすると、個々人の事情と無関係に、罰金や逮捕というペナルティを課されたくないが故に、一律な対応を迫られるということであり、行動の自由を厳しく制約されるという問題がある。これに対して、要請型のロックダウンは、国民一人一人が自分の置かれた状況を踏まえて、要請に従うか否かの意思決定を行う余地がある。しかしその一方で、効果は不確かだ。日本で将来、同じ要請をした場合や、日本以外の国、例えば米国や欧州で同じ要請をした場合に有効か否かはわからない。本稿では、日本国民が要請に従った背景として、感染拡大阻止に向けた協調が生まれた可能性を示唆したが、その点について今後さらなる分析が必要である。

参考文献

- [1] Alexander, Diane, and Ezra Karger. “Do Stay-at-Home Orders Cause People to Stay at Home? Effects of Stay-at-Home Orders on Consumer Behavior.” FRB of Chicago Working Paper No. 2020-12, June 2020.
- [2] Aum, Sangmin, Sang Yoon Tim Lee, and Yongseok Shin. “COVID-19 Doesn’t Need Lockdowns to Destroy Jobs: The Effect of Local Outbreaks in Korea.” No. w27264. National Bureau of Economic Research, 2020.
- [3] Barrios, John M., and Yael Hochberg. “Risk Perception Through the Lens of Politics in the Time of the Covid-19 Pandemic.” No. w27008. National Bureau of Economic Research, 2020.
- [4] Bellemare, Marc F., and Casey J. Wichman. “Elasticities and the Inverse Hyperbolic Sine Transformation.” *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 82(1), 2020: 50-61.
- [5] Cato, Susumu and Iida, Takashi and Ishida, Kenji and Ito, Asei and McElwain, Kenneth Mori, “The Effect of Soft Government Directives About COVID-19 on Social Beliefs in Japan.” April 16, 2020. Available at SSRN.
- [6] Chetty, Raj, et al. “How did Covid-19 and Stabilization Policies Affect Spending and Employment? A New Real-Time Economic Tracker Based on Private Sector Data.” No. w27431. National Bureau of Economic Research, 2020.
- [7] Chiou, Lesley, and Catherine Tucker. “Social Distancing, Internet Access and Inequality.” No. w26982. National Bureau of Economic Research, 2020.
- [8] Coibion, Olivier, Yuriy Gorodnichenko, and Michael Weber. “The Cost of the Covid-19 Crisis: Lockdowns, Macroeconomic Expectations, and Consumer Spending.” No. w27141. National Bureau of Economic Research, 2020.
- [9] Couture, Victor, et al. “Measuring Movement and Social Contact with Smartphone Data: A Real-Time Application to COVID-19.” No. w27560. National Bureau of Economic Research, 2020.

- [10] Eichenbaum, Martin S., Sergio Rebelo, and Mathias Trabandt. “The Macroeconomics of Epidemics.” No. w26882. National Bureau of Economic Research, 2020.
- [11] Fang, Hanming, Long Wang, and Yang Yang. “Human Mobility Restrictions and the Spread of the Novel Coronavirus (2019-ncov) in China.” No. w26906. National Bureau of Economic Research, 2020.
- [12] Forsythe, Eliza, et al. “Labor Demand in the Time of COVID-19: Evidence from Vacancy Postings and UI Claims.” *Journal of Public Economics*, 2020, 104238.
- [13] Goolsbee, Austan, and Chad Syverson. “Fear, Lockdown, and Diversion: Comparing Drivers of Pandemic Economic Decline 2020.” No. w27432. National Bureau of Economic Research, 2020.
- [14] Gordon, Andrew, “Explaining Japan’s Soft Approach to COVID-19.” WCFIA, Harvard University. Available at <https://epicenter.wcfia.harvard.edu/blog/explaining-japan-soft-approach-to-covid-19>
- [15] Gupta, Sumedha, et al. “Tracking Public and Private Response to the Covid-19 Epidemic: Evidence from State and Local Government Actions.” No. w27027. National Bureau of Economic Research, 2020.
- [16] Kushner, Barak, “Japan’s state of emergency has dark history.” *Nikkei Asian Review*, April 7, 2020. Available at: <https://asia.nikkei.com/Opinion/Japan-s-state-of-emergency-has-dark-history>
- [17] Mizuno, Takayuki, Takaaki Ohnishi, Tsutomu Watanabe, “Visualizing Social and Behavior Change due to the Outbreak of COVID-19 using Mobile Location Big Data.” *Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence*, Vol. 35, No. 5, 2020.
- [18] Rojas, Felipe Lozano, et al. “Is the Cure Worse than the Problem Itself? Immediate Labor Market Effects of Covid-19 Case Rates and School Closures in the US.” No. w27127. National Bureau of Economic Research, 2020.

- [19] Sheridan, Adam, et al. “Social distancing laws cause only small losses of economic activity during the COVID-19 pandemic in Scandinavia.” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2020.

表 1: 基本推計

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
学校閉鎖	11.238*** (0.346)	4.200*** (0.349)	8.265*** (0.380)	7.210*** (0.773)	4.873*** (0.816)
緊急事態	15.886*** (0.695)	12.091*** (0.453)	8.235*** (0.835)	7.923*** (0.807)	7.082*** (0.920)
学校閉鎖アナウンス (2/27)			0.203 (0.373)		
緊急事態アナウンス (4/7)			2.841*** (0.542)		
緊急事態アナウンス (4/16)			4.594*** (0.672)		
緊急解除アナウンス (5/14)			5.155*** (0.950)		
緊急解除アナウンス (5/21)			-0.304 (0.368)		
緊急解除アナウンス (5/25)			-4.423*** (0.538)		
県内新規感染者数		1.344*** (0.547)	2.382*** (0.473)	2.831*** (0.486)	2.199*** (0.328)
全国新規感染者数		2.367*** (0.100)	0.845*** (0.111)		
雨	1.904*** (0.315)	1.924*** (0.204)	1.815*** (0.151)	1.506*** (0.189)	0.765*** (0.185)
土日祝日	7.034*** (0.245)	7.083*** (0.241)	7.150*** (0.232)		
OBS	8225	8225	8225	8225	8225
Adjusted R^2	0.694	0.799	0.859	0.937	0.964
FEs	Prefecture	Prefecture	Prefecture	Prefecture Day	Prefecture Day×Region

注) カッコ内はロバスト標準誤差 (cluster robust standard error) を表す。*, **, ***は、それぞれ 10%, 5%, 1%の有意水準を表す。県内と全国の新規感染者数はそれぞれ以下の逆双曲線正弦関数により変換した値を用いた。 $\operatorname{arcsinh}(x) = \ln(x + \sqrt{x^2 + 1})$ 。

表 2: 平日と土日祝日を別々に推計

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
学校閉鎖	10.040*** (0.293)	5.558*** (0.936)	13.553*** (0.557)	3.302*** (0.700)
緊急事態	13.621*** (0.869)	7.085*** (0.970)	18.616*** (0.580)	6.887*** (0.768)
県内新規感染者数		2.178*** (0.369)		2.290*** (0.318)
雨	0.863*** (0.295)	0.722*** (0.193)	3.186*** (0.475)	1.039*** (0.277)
OBS	5499	5499	2726	2726
Adjusted R^2	0.682	0.951	0.679	0.973
サンプル	平日	平日	土日祝日	土日祝日
FEs	Prefecture	Prefecture Day×Region	Prefecture	Prefecture Day×Region

注) カッコ内はロバスト標準誤差 (cluster robust standard error) を表す。*, **, *** は、それぞれ10%, 5%, 1%の有意水準を表す。県内と全国の新規感染者数はそれぞれ以下の逆双曲線正弦関数により変換した値を用いた。 $\operatorname{arcsinh}(x) = \ln(x + \sqrt{x^2 + 1})$ 。

表 3: 加重最小 2 乗法による推計

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
学校閉鎖	12.119*** (0.269)	3.413*** (0.529)	9.325*** (0.523)	8.398*** (1.169)	4.797*** (1.002)
緊急事態	20.181*** (1.471)	14.970*** (0.701)	8.339*** (0.700)	8.155*** (0.743)	7.045*** (0.983)
学校閉鎖アナウンス (2/27)			0.141 (0.527)		
緊急事態アナウンス (4/7)			4.413*** (0.774)		
緊急事態アナウンス (4/16)			6.482*** (0.466)		
緊急解除アナウンス (5/14)			3.489*** (0.887)		
緊急解除アナウンス (5/21)			0.146 (0.518)		
緊急解除アナウンス (5/25)			-2.943*** (0.896)		
県内新規感染者数		1.808* (0.919)	2.960*** (0.604)	3.255*** (0.558)	2.234*** (0.361)
全国新規感染者数		2.644*** (0.245)	0.468** (0.216)		
雨	3.408*** (0.561)	2.944*** (0.309)	2.638*** (0.238)	2.307*** (0.375)	0.873*** (0.235)
土日祝日	6.143*** (0.378)	6.175*** (0.369)	6.292*** (0.360)		
OBS	8225	8225	8225	8225	8225
Adjusted R^2	0.708	0.819	0.886	0.942	0.977
FEs	Prefecture	Prefecture	Prefecture	Prefecture Day	Prefecture Day×Region
ウェイト	2020 年 1 月における各県の携帯保有台数				

注) カッコ内はロバスト標準誤差 (cluster robust standard error) を表す。*, **, ***は、それぞれ 10%, 5%, 1%の有意水準を表す。県内と全国の新規感染者数はそれぞれ以下の逆双曲線正弦関数により変換した値を用いた。 $\operatorname{arcsinh}(x) = \ln(x + \sqrt{x^2 + 1})$ 。

図 1: 東京都のステイホーム指標と新規感染者数

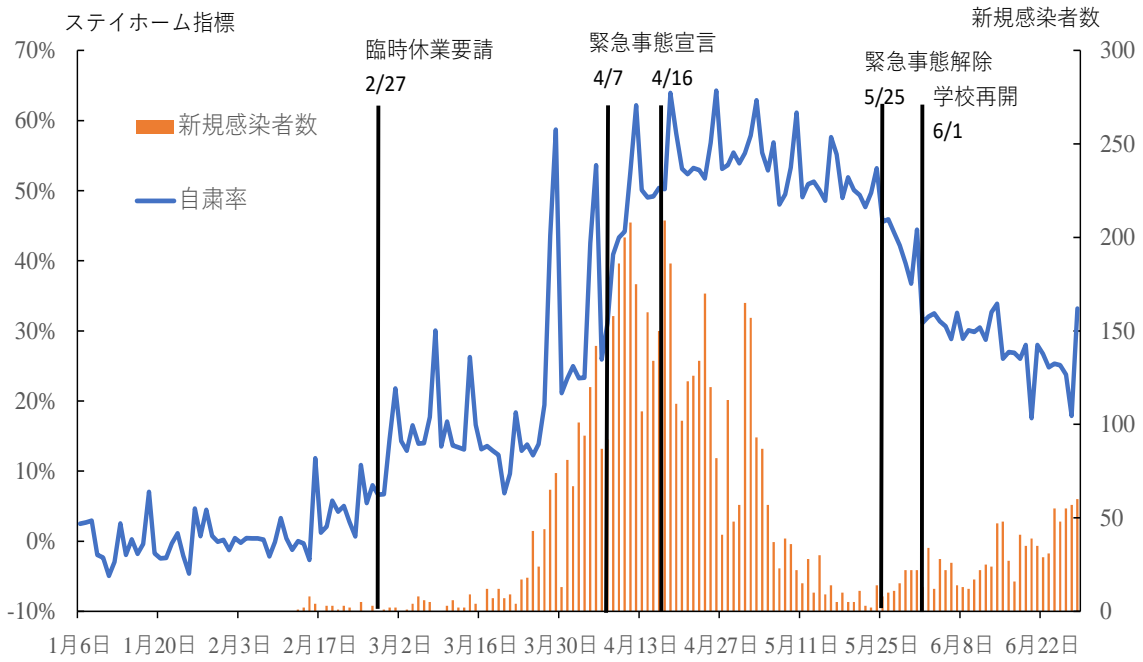


図 2: 栃木県のステイホーム指標と新規感染者数

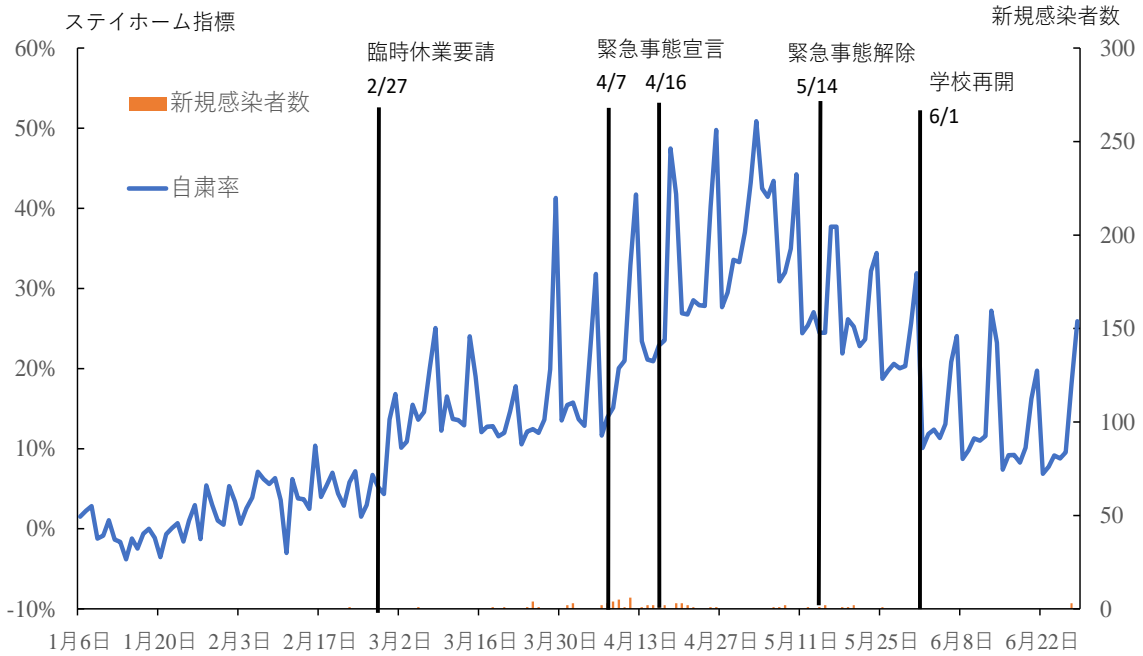


図 5：時間効果の推定値

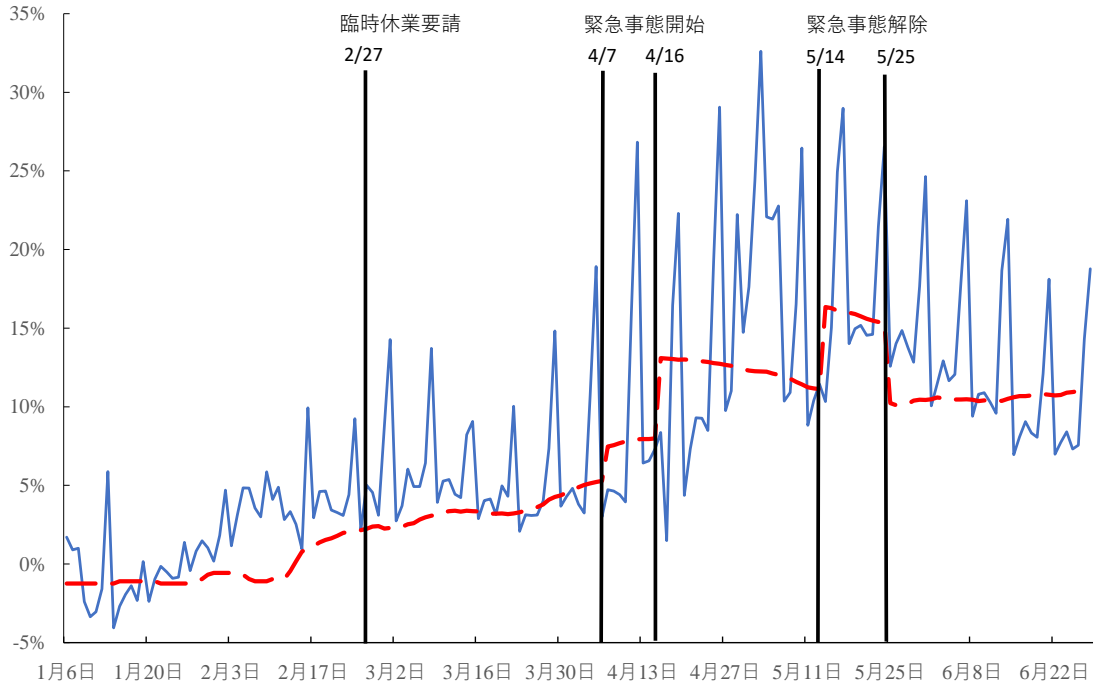


図 6：東京都のステイホーム指標の要因分解

