

AIによる国・地域特性を考慮した COVID-19感染拡大抑制施策の効果分析

AI-based analysis of impact of non-pharmaceutical interventions against COVID-19 with respect to country/region features

野呂 智哉^{1*} 加藤 孝史² 福田 茂紀¹ 浅井 達哉¹
岩下 洋哲¹ 藤重 雄大¹ 福田 貴三郎¹ 大堀 耕太郎¹
Tomoya Noro¹ Takashi Kato² Shigeki Fukuta¹ Tatsuya Asai¹
Hiroaki Iwashita¹ Yuta Fujishige¹ Takasaburo Fukuda¹ Kotaro Ohori¹

¹ 株式会社富士通研究所

¹ Fujitsu Laboratories Ltd.

² 富士通九州ネットワークテクノロジーズ株式会社

² Fujitsu Kyushu Network Technologies Limited

Abstract: Each country/region has implemented some non-pharmaceutical interventions (NPIs), such as school closure, workplace closure, restriction of gatherings, and stay-at-home requirement, to control COVID-19 epidemic. It is important to analyze the association between the NPIs and COVID-19 incidence and to estimate the impact of each of the NPIs against COVID-19 for the future policy-making. Although the impact potentially differs depending on country/region features (e.g. society, economy, life style), existing works for analysis of COVID-19 transmission growth and control according to NPIs and country/region features are done separately, and no analysis of the impact of each NPIs with respect to country/region features has been done as of yet. In this paper, we extract exhaustively combination of NPIs and country/region features associated with COVID-19 incidence using “Wide Learning” developed by Fujitsu Laboratories, and propose hypotheses for impact of the NPIs against COVID-19 with respect to country/region features as well as comparing our findings with findings on the existing analysis of the impact of NPIs against COVID-19.

1 はじめに

新型コロナウイルス感染症 (COVID-19) は、2019年12月に中国の武漢で初めての感染者が報告された後、216の国・地域で2300万人以上の感染者、80万人以上の死亡者が確認され¹、現在も感染拡大が続いている。

しかし、感染拡大の程度は国・地域により大きく異なる。ヨーロッパの国・地域では最初の感染者が確認されてから急激に感染者数が増加し、イタリアやスペイン、イギリス等では死亡者数も急増した。ヨーロッパ以外でもアメリカやブラジル、インド等で特に感染が拡大している。一方、台湾、日本、韓国等の東アジア。

東南アジアの国・地域やオーストラリア、ニュージーランド等のオセアニアの国・地域では、感染拡大を比較的抑制している。

感染拡大を抑え込むため、各国・地域では様々な対策を実施している。その中には、集会制限や学校閉鎖、営業休止、外出制限等、医療や薬剤によらない対策 (non-pharmaceutical intervention, NPI) もある。感染者数や死亡者数の統計をもとにした分析 [4, 6, 7, 9] や数理モデル・シミュレーション解析 [3, 8, 14] により、これらの対策の効果を推定する研究が多く報告されている。一方、気候条件 (気温や湿度等)、経済水準 (GDP 等)、人口統計 (人口密度や年齢別人口比等)、健康や生活習慣に関する統計 (癌による死亡率、糖尿病罹患率、喫煙率等) といった各国・地域の特性が COVID-19 の感染拡大の程度に関連するとも言われており、これらの相関の有無を統計的分析 [1, 2, 10, 11] や数理モデル・

*連絡先: 株式会社富士通研究所
〒211-8588 神奈川県川崎市上小田中 4-1-1
E-mail: t.noro@fujitsu.com
ORCID: 0000-0002-5645-8497

¹WHO 発表 (2020年8月24日現在). <https://who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019>

シミュレーション解析 [12] により推定する研究も報告されている。しかし、各国・地域の対策の効果の分析と各国・地域の特性の相関の分析は別々に行われ、統合的な分析はされていない。例えば、Hunter らは、集会制限、学校閉鎖、レストランやバーなどの一部のビジネスの休業の実施は感染拡大の抑制との関連がある一方、すべての不要不急サービスの休業や外出制限の実施に感染拡大の抑制との関連がないことを示している [4] が、効果の有無はその国・地域の特性によって異なる可能性がある。もし違いがあるとすれば、どのような特性が影響するだろうか。これが明らかとなれば、今後の COVID-19 感染拡大の第 2 波、第 3 波に対して、国・地域ごとにその特性に合った効果的な対策の実施が期待できる。

本稿では、各国・地域の COVID-19 感染拡大抑制施策の実施状況と各国・地域の特性の組み合わせと感染拡大の抑制との関連を、数理モデル・シミュレーション解析ではなく、実データをもとにした統計的分析により検出する。分析には、富士通研究所の開発技術「Wide Learning」 [5, 13]² を利用し、感染拡大の抑制に関連する施策と国・地域の特性の組み合わせを網羅的に抽出する。Wide Learning で抽出した組み合わせを従来研究で得られた知見と比較するとともに、従来研究で言及されていない組み合わせについて、国・地域の特性を考慮した施策効果に関する新たな仮説を提示する。

2 従来研究

2.1 各国・地域の COVID-19 関連施策の効果

Hunter らは、ヨーロッパ 30 ヶ国を対象に、各国・地域が実施した集会制限 (mass gathering restrictions)、教育機関閉鎖 (educational facilities closed)、レストランやバー等の一部の不要不急ビジネス閉鎖 (initial business closure)、すべての不要不急サービス閉鎖 (non-essential services closed)、外出制限 (stay at home order)、フェイスマスク着用 (face coverings) の 6 つの施策の効果を分析している [4]。分析にはベイズ一般化加法混合モデル (GAMM) を利用し、各施策開始日からの経過日数と感染者数および死者数の関係を推定している。その結果、集会制限、一部のビジネスの休業、教育機関閉鎖は感染者数、死者数の抑制と関連があり、すべての不要不急サービス閉鎖、外出制限、フェイスマスク着用は関連が見られないとしている³。

Islam らは、149 の国・地域を対象に、学校閉鎖 (school closures)、職場閉鎖 (workplace closures)、交通機関閉

鎖 (public transport closure)、大規模集会制限 (restrictions on mass gathering)、ロックダウン (lockdown) の 5 つの施策の効果を分析している [6]。この分析では、個々の施策ではなく、複数の対策の同時実施や実施順序に注目し、学校閉鎖、職場閉鎖、大規模集会制限、ロックダウンの同時実施は感染者数の抑制と関連があるが、それに交通機関閉鎖を加えてもより大きな抑制との関連は見られないことと、ロックダウンを学校閉鎖や職場閉鎖より早く実施すると、遅く実施する場合に比べてより大きな抑制と関連することを示している。

これらの分析では、各国・地域の特性は考慮しておらず、特性による各施策の効果の有無の違いについては明らかとなっていない。本稿では、各国・地域の特性を考慮し、特性と対策の組み合わせから感染拡大抑制施策の効果に関連する仮説を発見する。

2.2 各国・地域の特性と COVID-19 感染拡大状況

Notari らは、各国・地域の人口、気候、経済、生活習慣、医療等に関係する特性 (統計) と感染拡大状況の相関を分析している [10]。多くの国・地域では、感染者数が 10 のオーダに到達すると、その後の数週間は指数的に感染者数が増大し、その後、ロックダウン等の施策や国民の意識変化等の影響により増加傾向は緩やかとなり、やがて増加傾向はおさまることに着目し、感染拡大の初期段階における増加ペースと各国・地域の特性の相関を判定している。その結果、気温、外国人旅行者数、高齢者・労働者比、都市部人口比、がん死亡率、アルコール消費量、BCG 接種率等と感染者数の増加ペースの間に相関があるとしている。

この研究では、対象を感染拡大初期の感染者数の変化に限定し、各国・地域の施策の影響を排除しながら、国・地域の特性と感染拡大の関連を分析している。本稿では、国・地域の特性だけでなく、各国・地域がとる施策も考慮し、特性と施策の組み合わせから感染拡大抑制の効果に関連する仮説を発見する。

3 分析手法

3.1 Wide Learning

富士通研究所の開発技術「Wide Learning」 [5, 13] は、分類問題を対象とし、入力データ項目 (説明変数) のあらゆる組み合わせを網羅的に探索し、分類ラベル (目的変数) の判定に適した組み合わせを重要な仮説「ナレッジチャンク (knowledge chunk, KC)」として網羅的に抽出する。Wide Learning により、各国・地域の特性や感染拡大抑制施策の実施状況に関する入力デー

²<https://widelearning.labs.fujitsu.com>

³外出制限はむしろ感染者数の増加と、フェイスマスク着用は死者数の増加と関連があることを示している。

タ項目の組み合わせの中から抑制効果の有無に関連する KC を列挙することができる。列挙した KC は、感染拡大抑制施策の効果に関する従来研究の知見と比較するとともに、従来研究で言及されていない KC について、国・地域特性を考慮した感染拡大抑制施策の効果に関する新たな仮説として提示する。

Wide Learning を感染拡大抑制施策の効果分析に適用する場合、学校閉鎖や外出制限などの感染拡大抑制施策の実施の有無、施策開始からの経過日数が7日以上・未満といった施策の実施状況に関する項目や、1人あたり GDP が高い・低い、高齢者人口比率が高い・低い、喫煙者人口比率が高い・低い、1000人あたり病床数が多い・少ないといった国・地域の特性に関する項目を、「高齢者人口比率が高く、かつ、外出制限開始から7日未満」のように組み合わせることにより、その条件に合う状況では感染拡大を抑制できるか否かを予測する。一般に、項目数が増えれば組み合わせ爆発を引き起こすが、Wide Learning は、「枝刈り」「メモ化」といった効率的な組み合わせ列挙の技術を使った処理手順を最適化することにより、現実規模の問題に対し、組み合わせを高速に列挙することを可能にしている。

3.2 目的変数と問題設定

感染拡大抑制施策の効果分析のための目的変数を設定する。まず、時刻(年月日) t でどのくらいのペースで感染者数が増加しているかを表す指標として、「感染拡大率 (spread rate, SR)」を以下のように定義する。

$$SR(t) = \frac{\text{時刻 } t \text{ の直後 1 週間の新規感染者数} + \sigma}{\text{時刻 } t \text{ の直前 1 週間の新規感染者数} + \sigma} \quad (1)$$

σ は平滑化のためのパラメータである。本稿では、1日あたり平均1人を加算することとし、 $\sigma = 7$ とする。この感染拡大率が1を上回る場合は感染者数が増加傾向にあり、1を下回る場合は減少傾向にあることを示す。また、日々の感染拡大率が1より大きい値でほぼ一定である場合、その期間の新規感染者数は指数関数的に増加していることを示し、感染拡大率が下がる場合はその増加ペースが緩やかになっていることを示す。

COVID-19 は、実際に感染してから発症し、PCR 検査等により感染が確認されるまでに1、2週間程度かかると言われている。つまり、ある国・地域が何らかの施策を開始した場合、その効果が新規感染者数の増減として現れるまでに1、2週間かかることが予想される。Hunter らの分析では、感染拡大抑制との関連があるとされる施策でも、その関連が現れるまでに2週間かかることを示している [4]。Islam らは、感染者数を予測するモデルにおいて、施策開始後の7日間を施策実施前として扱っている [6]。本稿では、施策の効果が

現れるまでに要する期間を考慮し、時刻 t とその14日後 ($t + 14\text{days}$) の感染拡大率の比 (spread rate ratio, SRR) を以下のように定義する。

$$SRR(t) = \frac{SR(t + 14\text{days})}{SR(t)} \quad (2)$$

この感染拡大率の比が1を下回る場合、感染者数の増加傾向が緩和している、増加傾向から減少傾向に転じている、減少傾向が加速している、のいずれかにあたる。

Wide Learning が対象とする問題は分類問題であるため、目的変数を感染拡大の抑制の成否とする。本稿では、各国・地域の感染拡大期間内で4日ごとに基準日を設定し、各基準日における SRR の値が0.5未満である場合を「感染拡大を抑制している」と判断して正例として扱い、0.5以上である場合を負例として扱う。つまり、国・地域と基準日の組み合わせごとに1つの事例(入力データ)を作る。各国・地域の感染拡大期間は、累計感染者数が30人を超えた日を開始日とし、感染拡大率が1未満の日が7日続く日を終了日とする。ただし、ブラジルのように、感染拡大の抑制が効かず長期化する国・地域もあるため、期間が50日を超える場合は、開始日から50日後を終了日とする⁴。また、基準日の時点で感染拡大率が1.0未満となる事例は、正例、負例のいずれにも含めず、除外する。

ある国・地域の感染拡大率の変動の例を図1に示す。感染拡大期間の初期は感染者数が指数関数的に増加するため、感染拡大率は高い値で推移する。その後、施策の実施や国民の意識、生活スタイルの変化等により、感染拡大率は低下し、やがて、1.0を下回って新規感染者数は減少に転じる。ある程度新規感染者数が少なくなると減少のペースは緩やかになり、感染拡大率は1.0前後となる。図1において、 t_1 から t_6 は基準日を表し、各基準日を始点とする矢印の終点は2週間後を表す。つまり、矢印の終点と始点の感染拡大率の比が、その基準日における SRR となる。この例の場合、 t_2 , t_3 , t_5 を基準日とする事例を正例として扱い、 t_1 , t_4 , t_6 を基準日とする事例を負例として扱う。

3.3 データ収集

目的変数の値の算出のため、各国・地域の日々の COVID-19 新規感染者数のデータを、Our World in Data が公開しているデータ⁵ から収集した。

感染拡大抑制施策に関する項目を説明変数として選定するにあたり、従来研究で示されている知見をもとに仮説を立てる。従来研究には Hunter らの分析 [4] と

⁴ 予備調査では、感染拡大期間が50日を超える国・地域は、145ヶ国中26ヶ国であった。

⁵ <https://github.com/owid/covid-19-data/tree/master/public/data>

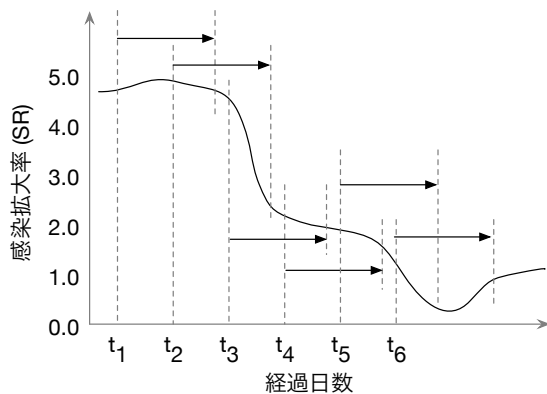


図 1: 感染拡大率の変動の例

Islam らの分析 [6] がある。Hunter らは個々の施策と感染者数および死者数の抑制の関連を分析している一方、Islam らは複数の施策の同時実施や実施順序と感染者数の抑制の関連を分析している。本稿では個々の施策と感染拡大抑制の関連に注目することとし、Hunter らの分析による知見をもとに下記の仮説を立てる。

仮説 1 (学校閉鎖): 初等教育から高等教育までのすべての教育機関の閉鎖は、感染拡大抑制の効果がある

仮説 2 (営業休止): 一部またはすべての不要不急ビジネスの休業は、感染拡大抑制の効果がある

仮説 3 (集会制限): 公的または私的の集会の禁止 (制限人数の違いは問わない) は、感染拡大抑制の効果がある

仮説 4 (外出制限): 不要不急の外出の制限は、感染拡大抑制の効果がない

仮説 2 について、Hunter らの分析では、レストランやバー等の一部のビジネスの休業と、すべての不要不急ビジネスの休業を区別して扱い、前者は感染拡大抑制と関連があるが、後者は関連がないとしている。しかし、この 2 つの施策は、ビジネスの休業という観点では同じ施策であり、後者の施策は前者の施策をより厳しくしたものである。本稿では、この 2 つの施策を区別せず、一部またはすべての不要不急ビジネスの休業として扱う。

これらの仮説にもとづき、Oxford COVID-19 Government Response Tracker (OxCGRT) ⁶ から、各施策の実施状況に関するデータを収集する。OxCGRT は、各施策の実施状況について、その厳しさ (スケール) を 3 段階から 5 段階の数値で表しているが、我々の分析

⁶<https://bsg.ox.ac.uk/research/research-projects/coronavirus-government-response-tracker>

では、Hunter らの分析に合わせて表 1 に示すようにスケールを設定する。Hunter らの分析の対象の感染拡大施策は、いずれも勧告 (recommendation) ではなく義務 (requirement) のレベルであるため、それ以外の感染拡大抑制施策についても、義務のレベル以上にスケールを設定する。ただし、外国からの入国制限は、Islam ら [6] が指摘するように、自国民ではなく外国人に対する施策であり、この施策の実施は他国にも影響を与えるものであるため、我々の分析においても対象外とする。

表 1: 説明変数として利用するデータ項目

感染拡大抑制施策	学校閉鎖 (スケール 3) 営業休止 (スケール 2 以上) 集会制限 (スケール 4) 外出制限 (スケール 2 以上) 公共行事中止 (スケール 2) 交通機関閉鎖 (スケール 2) 国内移動制限 (スケール 2)
国・地域特性	1 人あたり GDP 高齢者 (65 歳以上) 人口比 平均寿命 外国からの旅行者数 都市部人口比 喫煙者人口比 糖尿病罹患率 BCG 予防接種受診率 人口密度 1000 人あたり病床数 1000 人あたり医師数 給与所得者比 極度貧困率 手洗い環境普及率 飲料水設備普及率 下水処理設備普及率
その他	国・地域のエリア分類

また、Hunter らは、ヨーロッパの 30ヶ国を対象に感染拡大抑制施策の効果の分析を行っているが、本稿ではヨーロッパに限定せずにデータを収集する。その代わりに、上述の仮説と我々の分析結果の比較のため、World Bank が設定する国・地域のエリア分類⁷ を説明変数として追加する。Hunter らの分析対象のヨーロッパ 30ヶ国は、World Bank のエリア分類における「Europe and Central Asia」に相当する。

国・地域特性に関する項目は、Notari らの分析 [10] で感染拡大ペースと相関があるとされている項目を中心に、World Bank が公開するデータ⁸ から選定する。我々の分析で扱う国・地域特性に関する項目を表 1 に示す。

⁷<https://datahelpdesk.worldbank.org/knowledgebase/articles/906519-world-bank-country-and-lending-groups>

⁸<https://datatopics.worldbank.org/universal-health-coverage/coronavirus>

3.4 説明変数の離散化および2値化

各感染拡大抑制施策の実施状況に関する項目について、下記の2種類の説明変数を用意する。

実施有無: 基準日の時点で当該の施策を実施しているか否か (True/False)

経過日数: 基準日の時点で当該の施策を開始して何日経過しているか (整数値)

施策の効果があるとすれば、それは施策開始からの経過日数が少ないうちにSRRの値の変動として現れるという仮定のもと、経過日数は7日と14日の2ヶ所を閾値として離散化し、2値化する。つまり、7日以下か否か、8日以上か否か、14日以下か否か、15日以上か否かの4つの説明変数に分けられる。

数値データである各国・地域特性に関する項目は、ある閾値でデータ集合を2分割した場合のそれぞれのデータ集合のエントロピーの加重平均が最小となるときの閾値で離散化する。つまり、ある閾値でデータ集合がAとBの2つの集合に分割されるとき、下記の式で算出するHの値が最小となる閾値で離散化する($P_1(A)$, $P_0(A)$ はそれぞれ集合Aの中の正例、負例の割合を表す)。

$$\begin{aligned} H(A) &= -P_1(A) \log P_1(A) - P_0(A) \log P_0(A) \\ H(B) &= -P_1(B) \log P_1(B) - P_0(B) \log P_0(B) \\ H &= \frac{|A|}{|A|+|B|} H(A) + \frac{|B|}{|A|+|B|} H(B) \end{aligned} \quad (3)$$

離散化は一度だけ実行する。つまり、各項目を2分割し、2値化する。

カテゴリーデータである国・地域のエリア分類は、one-hot 表現に変換することにより2値化する。

4 分析結果

4.1 Wide Learning 用入力データ概要

新規感染者数、各国・地域の感染拡大抑制施策実施状況、各国・地域の特性に関するデータは、2020年8月6日に収集した。各国・地域のSRRの値や感染拡大抑制施策に関する説明変数の値を決定する際の基準日は、2020年1月1日から7月11日までの間で4日ごとに設定した。データサイズは1,002件(国・地域数は145)、そのうち正例は336件(正例の割合は約33.5%)となった。国・地域のエリア分類をヨーロッパ・中央アジアに限定すると、データサイズは306件、そのうち正例は142件(正例の割合は約46.4%)となった。

4.2 感染拡大抑制施策単独の効果に関する仮説の確認を通じたKC採用基準の設定

Wide Learningは、入力データ中のあらゆる説明変数の組み合わせの中から、感染拡大を抑制できるか否かと強く関連するものを重要な仮説(KC)として列挙する。本節では、第3.3節で立てた、感染拡大抑制施策の効果に関する4つの仮説の確認を通して、組み合わせの中からKCとして採用する基準を設定する。

本稿では、各組み合わせと感染拡大を抑制できるか否かの間の関連の強さを表す指標として、正規化相互情報量と確信度を利用し、ヨーロッパ・中央アジアであることと各施策の経過日数に関する説明変数の組み合わせの正規化相互情報量をもとにKCとして採用するかどうかの基準を設定する。正規化相互情報量として、以下の式で計算される不確定係数を利用する。

$$NMI(L|C) = \frac{I(L;C)}{H(L)} = \frac{H(L) - H(L|C)}{H(L)} \quad (4)$$

Lは正例・負例を表す変数を、Cは注目する組み合わせに該当するか否かを表す変数であり、 $I(L;C)$ は相互情報量を、 $H(L)$ はエントロピーを表す。正規化相互情報量は、注目する組み合わせに該当するか否かが、正例・負例の区別とどの程度関連があるかを表す。一方、確信度は、注目する組み合わせに該当するデータのうち、分類ラベルが組み合わせのラベルと一致するデータの割合を表す。すなわち、ラベルが肯定の組み合わせ(感染拡大を抑制することを示す組み合わせ)の場合は正例の割合を表し、ラベルが否定の組み合わせ(感染拡大を抑制しないことを示す組み合わせ)の場合は負例の割合を表す。

エリアがヨーロッパ・中央アジアであることと感染拡大抑制施策の経過日数が7日以内であることの組み合わせの正規化相互情報量と確信度を表2に示す(確信度の列の括弧内の数値は、正例、負例のデータ数を表す)。これらはすべてラベルが肯定の組み合わせであり、確信度を見ると、公共行事中止の施策が感染拡大抑制と最も関連が強く、学校閉鎖、営業休止、集会制限、外出制限、国内移動制限までは、ヨーロッパ・中央アジアの国・地域に関するすべてのデータに占める正例の割合(約46.4%)より高く、感染拡大抑制との関連が見られる。外出制限も抑制との関連があるという結果は、Hunterらの分析結果(第3.3節の仮説4)とは異なる結果である。一方、交通機関閉鎖の正規化相互情報量は、他の6つの施策と比較して極端に低く、確信度もヨーロッパ・中央アジアの国・地域に関するすべてのデータに占める正例の割合より低いことから、感染拡大抑制との関連は弱いと推定される。

この結果を踏まえ、本稿では、ヨーロッパ・中央アジアの国・地域であることと国内移動制限の経過日数が

表 2: ヨーロッパ・中央アジアの国・地域と各施策の組み合わせの正規化相互情報量と確信度

組み合わせ (ラベル: 肯定)	NMI	確信度
ヨーロッパ・中央アジア	0.0255	0.720
∧ 公共行事中止日数 ≤ 7		(36, 14)
ヨーロッパ・中央アジア	0.0163	0.594
∧ 営業休止日数 ≤ 7		(41, 28)
ヨーロッパ・中央アジア	0.0149	0.633
∧ 学校閉鎖日数 ≤ 7		(31, 18)
ヨーロッパ・中央アジア	0.0127	0.586
∧ 集会制限日数 ≤ 7		(34, 24)
ヨーロッパ・中央アジア	0.0121	0.574
∧ 外出制限日数 ≤ 7		(35, 26)
ヨーロッパ・中央アジア	0.0077	0.537
∧ 国内移動制限日数 ≤ 7		(29, 25)
ヨーロッパ・中央アジア	0.0003	0.391
∧ 交通機関閉鎖日数 ≤ 7		(9, 14)

7日以下であることの組み合わせの正規化相互情報量(0.0077)を、KCとして採用するかどうかの基準として設定する。また、説明変数の組み合わせは最大4つまで(ただし、国・地域のエリア分類に関する変数を含まない場合は最大3つまで)とする。その結果、49,274件の組み合わせ(ラベルが肯定の組み合わせは19,268件、否定の組み合わせは30,006件)がKCとして採用された。これは、すべての組み合わせ(311,613件)のうち、正規化相互情報量の上位約15.8%にあたる。

4.3 国・地域特性を考慮した感染拡大抑制施策の効果に関する仮説の発見

第4.2節で採用された国・地域の特性に関する説明変数と感染拡大抑制施策に関する説明変数の組み合わせからなるKCの中から、極度貧困率と施策の組み合わせからなるものの例を表3に示す。一般に、貧困層の人々の生活環境は悪く、感染予防の徹底が難しいため、極度の貧困層の人口が多い国・地域では感染拡大を抑制することが難しいことが予想される。しかし、表3のとおり、極度貧困率が1.25%を超える国・地域において、1000人あたり病床数が1.60以下の場合や外国人旅行者数が5,265,000人以下の場合、これらの特性と集会制限の組み合わせからなるKCは感染拡大の抑制を否定するものである一方、サハラ以南アフリカで交通機関閉鎖を実施していない場合や、平均寿命が78.7歳より高い場合は、これらと公共行事中止の組み合わせからなるKCが感染拡大の抑制を肯定するものであり、公共行事中止の施策と感染拡大の抑制の間に関連が見られる。

我々の分析の対象としている施策の中で、日本が実施したものは学校閉鎖のみであり、その他の施策は実施していない。日本でこれらの施策を実施した場合、その効果は期待できるだろうか。また、日本で実施した

表 3: 極度貧困率と施策の組み合わせからなる KC

KC (ラベル: 肯定)	NMI	確信度
極度貧困率 > 1.25	0.0086	1.000 (5, 0)
∧ サハラ以南アフリカ		
∧ 交通機関閉鎖実施なし		
極度貧困率 > 1.25	0.0086	1.000 (5, 0)
∧ 平均寿命 > 78.8		
∧ 公共行事中止日数 ≤ 7		
KC (ラベル: 否定)	NMI	確信度
極度貧困率 > 1.25	0.0110	1.000 (0, 17)
∧ 病床数 ≤ 1.60		
極度貧困率 > 1.25	0.0100	1.000 (0, 16)
∧ 外国人旅行者数 ≤ 5265000		
∧ 集会制限日数 ≤ 7		

学校閉鎖の施策は、効果が期待できるものだったであろうか。それを確認するため、各施策と日本の特性の組み合わせからなるKCを調査した。施策ごとに、その施策の経過日数が7日以内であることと日本の特性の組み合わせからなるKCの数を表4に示す。いずれの施策についても肯定を表すKCが存在する一方、否定を表すKCは集会制限と日本の特性の組み合わせからなるものが2件あるのみであった。表5に、各施策と日本の特性の組み合わせからなるKCのうち、正規化相互情報量が最大のものを示す。交通機関閉鎖以外の施策と日本の特性の組み合わせからなるKCの中には、正規化相互情報量と確信度の両方が高い、すなわち感染拡大抑制の成否との関連の強いKCが存在し、日本ではこれらの施策の実施による感染拡大抑制の効果が出る可能性がある。一方、交通機関閉鎖と日本の特性の組み合わせからなるKCは少ない上に、正規化相互情報量は小さく、他の施策と比較して日本での感染拡大抑制との関連があることを示す根拠が少ないことが分かる。

表 4: 施策と日本の特性の組み合わせからなる KC の数

施策	肯定	否定
公共行事中止日数 ≤ 7	458	0
営業休止日数 ≤ 7	342	0
学校閉鎖日数 ≤ 7	306	0
集会制限日数 ≤ 7	309	2
外出制限日数 ≤ 7	355	0
国内移動制限日数 ≤ 7	281	0
交通機関閉鎖日数 ≤ 7	37	0

5 むすび

本稿では、富士通研究所の開発技術「Wide Learning」を利用し、各国・地域のCOVID-19感染拡大抑制施策の実施状況と各国・地域の特性の組み合わせと感染拡

表 5: 施策と日本の特性の組み合わせからなる KC の例

KC (ラベル: 肯定)	NMI	確信度
高齢者人口比 > 8.48 ^ 外国人旅行者数 > 5265000 ^ 公共行事中止日数 ≤ 7	0.0560	0.898 (44, 5)
平均寿命 > 78.8 ^ 営業休止日数 ≤ 7	0.0343	0.78 (39, 11)
病床数 > 1.60 ^ 平均寿命 > 78.8 ^ 学校閉鎖日数 ≤ 7	0.0283	0.795 (31, 8)
高齢者人口比 > 8.48 ^ GDP/人 > 19071 ^ 集会制限日数 ≤ 7	0.0327	0.810 (34, 8)
人口密度 > 66.9 ^ 下水処理普及率 > 64.4 ^ 外出制限日数 ≤ 7	0.0298	0.755 (37, 12)
喫煙者人口比 > 14.1 ^ GDP/人 > 19071 ^ 国内移動制限日数 ≤ 7	0.0309	0.833 (30, 6)
東アジア・太平洋 ^ 交通機関閉鎖日数 ≤ 7	0.0086	1.000 (5, 0)
KC (ラベル: 否定)	NMI	確信度
都市部人口比 > 45.0 ^ 国内移動制限日数 > 14 ^ 集会制限日数 ≤ 7	0.0084	1.000 (0, 13)

大の抑制との関連を検出し、従来の感染拡大抑制施策の効果分析の研究で得られた知見と比較するとともに、各国・地域の特性を考慮した感染拡大抑制施策の効果に関する新たな仮説を提示した。

国・地域特性を考慮しない、感染拡大抑制施策単独での効果については、公共行事中止の施策の実施は感染拡大抑制との関連が強く、営業休止、学校閉鎖、集会制限、外出制限、国内移動制限の施策の実施も関連が見られた一方、交通機関閉鎖の施策の実施については関連が見られなかった。国・地域特性を考慮した施策の効果の分析では、極度貧困率が高い国・地域でも、サハラ以南アフリカの国・地域や平均寿命の高い国・地域の場合、これらと公共行事中止の組み合わせからなる KC と感染拡大抑制の成否に関連が見られた。さらに、各施策と日本の特性との組み合わせからなる KC を調査すると、日本ではすべての施策について感染拡大抑制の効果が出る可能性があるが、交通機関閉鎖は他の施策に比べて感染拡大抑制の効果があることを示す根拠が少ないことが分かった。

我々の分析は最初の感染拡大時期を対象に行っているが、この分析で得られた仮説が感染拡大の第2波、第3波でも成立するか、分析する必要がある。また、今回の分析では、各施策の厳しさの変化や施策終了の影響を考慮していない。この影響を考慮した分析の検討は、今後の課題である。

参考文献

- [1] Marco Tulio Pacheco Coelho, Joao Fabricio Mota Rodrigues, Anderson Matos Medina, Paulo Scalco, Levi Carina Terribile, Bruno Vilela, Jose Alexandre Felizola Diniz-Filho, Ricardo Dobrovolski: Exponential phase of covid19 expansion is driven by airport connections, *medRxiv*, <https://doi.org/10.1101/2020.04.02.20050773> (2020)
- [2] Serge Dolgikh: Covid-19 vs BCG: Statistical Significance Analysis, *medRxiv*, <https://doi.org/10.1101/2020.06.08.20125542> (2020)
- [3] Seth Flaxman, Swapnil Mishra, Axel Gandy, H. Juliette T. Unwin, Thomas A. Mellan, Helen Coupland, Charles Whittaker, Harrison Zhu, Tresnia Berah, Jeffrey W. Eaton, Mlodie Monod, Imperial College COVID-19 Response Team, Azra C. Ghani, Christl A. Donnelly, Steven M. Riley, Michaela A. C. Vollmer, Neil M. Ferguson, Lucy C. Okell, Samir Bhatt: Estimating the effects of non-pharmaceutical interventions on COVID-19 in Europe, *Nature*, <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2405-7> (2020)
- [4] Paul Raymond Hunter, Felipe Colon-Gonzalez, Julii Suzanne Brainard, Steve Rushton: Impact of non-pharmaceutical interventions against COVID-19 in Europe: a quasi-experimental study, *medRxiv*, <https://doi.org/10.1101/2020.05.01.20088260> (2020)
- [5] Hiroaki Iwashita, Takuya Takagi, Hirofumi Suzuki, Keisuke Goto, Kotaro Ohori, Hiroki Arimura: Efficient Constrained Pattern Mining Using Dynamic Item Ordering for Explainable Classification, *arXiv:2004.08015*, <https://arxiv.org/abs/2004.08015> (2020)
- [6] Nazrul Islam, Stephen J Sharp, Gerardo Chowell, Sharmin Shabnam, Ichiro Kawachi, Ben Lacey, Joseph M Massaro, Ralph B D'Agostino Sr, Martin White: Physical distancing interventions and incidence of coronavirus disease 2019: natural experiment in 149 countries, *BMJ*, Vol. 370, No. m2743, <https://doi.org/10.1136/bmj.m2743> (2020)
- [7] Jasper S Johnston, Eloise S Johnston, Sebastian L Johnston: The importance of timing of a population level intervention on COVID-19 mortality,

- medRxiv*, <https://doi.org/10.1101/2020.04.19.20071845> (2020)
- [8] Kevin Linka, Mathias Peirlinck, Francisco Sahli Costabal, Ellen Kuhl: Outbreak dynamics of COVID-19 in Europe and the effect of travel restrictions, *medRxiv*, <https://doi.org/10.1101/2020.04.18.20071035> (2020)
- [9] Thomas A. J. Meunier: Full lockdown policies in Western Europe countries have no evident impacts on the COVID-19 epidemic, *medRxiv*, <https://doi.org/10.1101/2020.04.24.20078717> (2020)
- [10] Alessio Notari, Giorgio Torrieri: COVID-19 transmission risk factors, *medRxiv*, <https://doi.org/10.1101/2020.05.08.200905083> (2020)
- [11] ProfileAdebayo A Otitolaju, ProfileIfeoma P Okafor, ProfileMayowa Fasona, ProfileKafilat Adebola Bawa-Allah, ProfileChukwuemeka Isanbor, Chukwudozie Solomon Onyeka, ProfileOlawale S Folarin, Taiwo O Adubi, ProfileTemitope O Sogbanmu, ProfileAnthony E Ogbeibu: COVID-19 pandemic: examining the faces of spatial differences in the morbidity and mortality in sub-Saharan Africa, Europe and USA, *medRxiv*, <https://doi.org/10.1101/2020.04.20.20072322> (2020)
- [12] Sen Pei, Sasikiran Kanadula, Jeffrey Shaman: Differential Effects of Intervention Timming on COVID-19 Spread in the United States, *medRxiv*, <https://doi.org/10.1101/2020.05.15.20103655> (2020)
- [13] 大堀 耕太郎, 浅井 達哉, 岩下 洋哲, 後藤 啓介, 重住 淳一, 高木 拓也, 中尾 悠里, 穴井 宏和: 知識発見によって信頼をつなぐ Wide Learning 技術: FUJITSU, Vol. 70, No. 4, pp. 48-54, <https://www.fujitsu.com/jp/documents/about/resources/publications/magazine/backnumber/vol70-4/paper08.pdf> (2019)
- [14] 倉橋 節也: 新型コロナウイルス (COVID-19) における感染予防策の推定: 人工知能学会論文誌, Vol. 35, No. 3, <https://doi.org/10.1527/tjsai.D-K28> (2020)