

公衆衛生活動報告

新型コロナウイルス感染症下における県立大学と広域自治体の
連携事例：神奈川県 EBPM プロジェクトの成果と課題

エガシラ 江頭	ユウキ 勇紀*	ワタナベ 渡邊	リョウ 亮*	ヨシダ 吉田	ホナミ 穂波*	テイ 鄭	ユウイチ 雄一*
ニシウミ 西海	ノボル 昇 ^{2*}	ヘイ Byung-Kwang Yoo*	キョウ ユウ	ユウ			

目的 COVID-19の感染流行に伴うまん延防止措置法等の適用に際し、都道府県は科学的根拠に基づいた政策立案を求められたが、国の支援と都道府県の政策需要の乖離が課題であった。そのため、神奈川県立保健福祉大学と神奈川県庁は、共同でEBPM (Evidence Based Policy Making) プロジェクトを立ち上げ、COVID-19感染予測モデルを開発し、政策判断へ活用した。そこで、本事例の成果および課題を検討し、今後の公衆衛生行政への示唆を提示する。

方法 Google社が開発した新型コロナウイルス感染者予測モデル『COVID-19感染予測 (日本版)』(Google AI) の推計と公開データを組み合わせ「簡易モデル」、二次医療圏の日別データを使用した「主要モデル」を開発した。主要モデルの開発では、神奈川県庁内で散逸したデータを統合データプラットフォームに格納し、二次医療圏ごとに療養者、入院者、重症者を予測した。予測は、パネルデータ推計にGoogle AIの推計を外挿することで、新規感染者数のピーク値を反映させた。

活動内容 約50種類のデータを統合データプラットフォームに格納し、神奈川県立保健福祉大学の学術チームによる、データの質の評価後、使用データを選定した。推計結果は、平均絶対パーセント誤差 (MAPE)、平均二乗誤差の平方根 (RMSE)、平均二乗対数誤差 (RMSLE) により評価した。主要モデルで最も精度が高かったのは、2021年9月5日を基準日としたモデルであった。

結論 統合データプラットフォームを用いて二次医療圏の日別データを用いることで、高い精度で予測できたため、政策判断の際に活用された。官学連携の際、専門家とともに、行政側の意思決定プロセスに精通した者をアカデミア側に参画させることにより、円滑な連携が行えることがわかった。一方、諸外国と比較し、本邦では、公開データの粒度の粗さ、限定された研究主体、継続的な予測モデルの開発が課題であることが明らかとなった。

Key words : COVID-19, EBPM, 感染予測モデル, 統合データ, 官学連携, 政策判断

日本公衆衛生雑誌 2023; 70(3): 197-205. doi:10.11236/jph.22-039

I はじめに

2019年12月に中国武漢で確認された新型コロナウイルス感染症 (COVID-19) は、2021年3月30日には全世界で感染者数が481,756,671人、死亡者が6,127,981となり¹⁾、わが国でも感染者数は6,438,292

人、死亡者数は27,905人に達した²⁾。

政府は、こうした事態に対して、2020年4月7日に、感染拡大の抑制を目的とした緊急事態宣言を发出し、直近では2022年1月27日から同年3月21日まで、まん延防止を目的とする新型コロナウイルス感染症まん延防止等重点措置³⁾を都道府県に対して適用するなど様々な政策が実施された。

あわせて、国は都道府県を支援するため、新型コロナウイルス感染症対策専門家会議において、数理モデルに基づいた感染予測を都道府県単位で行ったが、都道府県が政策決定をする際には、市町村単位などの都道府県より詳細な単位での感染予測が必要

* 神奈川県立保健福祉大学ヘルスイノベーション研究科

^{2*} 神奈川県健康医療局保健医療部医療課
責任著者連絡先：〒210-0821 川崎市川崎区殿町 3-25-10
神奈川県立保健福祉大学ヘルスイノベーション研究科 Byung-Kwang Yoo

であった。たとえば、新型インフルエンザ等対策特別措置法は、都道府県知事は新型インフルエンザ等のまん延を防止する必要があるときは、期間および区域を定めた上で、事業者に対して営業時間の変更やその他必要な措置を要請することができるよう規定している。また、COVID-19に対する医療提供体制の整備の際には、病床使用率を考慮する必要があるが、当該使用率は、二次医療圏ごとに異なっていた。このように、都道府県は市町村単位などの都道府県より詳細な単位で政策決定を行う必要があり、中央政府の施策と都道府県のニーズが乖離している可能性があった。

以上の背景のもと、本活動を行った神奈川県では、次の2つの理由により、COVID-19流行の早期から科学的根拠に基づく政策立案が求められた。

第一に、神奈川県は、国内で最も早くCOVID-19への大規模な感染対策を行った地域であったためである。2020年1月14日に、神奈川県在住の者（武漢からの帰国者）が、国内1例目となるCOVID-19感染者として確認された。同年2月23日には、国内1例目のCOVID-19による死亡事例が、神奈川県内で確認された⁴⁾。2020年2月には、クルーズ船ダイヤモンド・プリンセス号が横浜港に寄港し、3,711人中、712人がCOVID-19の陽性となり、13人が死亡した。同時に、国内初となるCOVID-19の大規模な搬送調整が実施された⁵⁾。2020年4月7日には、神奈川県を含む、1都1府5県に対して、緊急事態宣言が発出され、外出の自粛や施設の使用制限等の協力が要請された⁶⁾。このように、神奈川県は、国内一例目のCOVID-19感染者への対応から、緊急事態宣言などの各種対策を早期から実施した地域であった。

第二に、神奈川県は東京都に隣接し、人口は約924万人と本邦で二番目に多い。そのため、COVID-19の罹患者数および死者数の影響が大きく、各種施策の実施に際し、科学的な根拠が求められたためである⁷⁾。神奈川県の感染拡大時の各指標を見ると、人口100万人あたりの死者数は、第一波（2020年4月～6月）では全国で5番目に多く（神奈川県10.4人、全国値7.7人）、第二波（2020年7月～10月）では全国で6番目に多く（神奈川県18.4人、全国14.0人）、第三波（2020年11月～2021年2月）では全国で7番目に多かった（神奈川県101.3人、全国114.3人）^{4,8)}。病床使用率は、第一波から第二波の間は、概ね20%未満であったが、第三波のピーク時（2021年1月27日の週）は、59.7%に達し、全国で7番目に高かった⁹⁾。救急搬送困難事案について、神奈川県内で最も多くの人口を有する横浜市

では、第二波までの最も多い時で2020年8月第3週の139件であったが、第三波の中にあつた2021年1月第3週には280件となり、総務省の公開している全国52消防本部の中で、東京消防庁、大阪市消防局に次いで3番目に多かった¹⁰⁾。

このように、COVID-19による死亡者数や病床使用率は、全国と比較しても高い水準であり、一般医療への影響を示す救急搬送困難事案も、同様に高い水準であった。こうした感染拡大による影響を受け、2021年1月に第二回目の緊急事態宣言を発出、2021年4月には、まん延防止措置法を発令し、飲食店への営業時間の短縮要請や事業者へのイベントの制限を要請するなどの施策を講じた。しかし、こうした施策は、県民および事業者に一定の制限を求めるため、政策判断にあたっては、科学的根拠に基づいた入院患者の将来推計等が求められるようになった。

しかし、科学的根拠に基づく推計を行うにあたっては、次の2つの課題があった。一点目は、神奈川県でも2021年4月から第三波の新規陽性者や入院患者数の増加率を基に推計を行ったが¹¹⁾、統計モデルを使用したものではなく、政策決定にあたり、科学的妥当性のある推計が求められたことである。二点目は、神奈川県庁内では、COVID-19に関するデータは、感染症対策、医療政策など複数の担当課に散逸しており、データを横断した分析を行うことが困難であったことである¹²⁾。

そこで、上記課題を解決するために、神奈川県は行政課題に関する証拠に基づく政策立案（Evidence Based Policy Making: EBPM）の観点から、自治体としては初めてCOVID-19対策のために統合データプラットフォームを導入した。そして、2021年5月に、神奈川県と神奈川県立保健福祉大学が共同でEBPMプロジェクトチームを発足し、統合データプラットフォームを用いた「新型コロナウイルス感染者予測モデル」（予測モデル）の開発を行った。

本報告では、上記事例の成果と課題を検討することによって、全国の他都道府県の公衆衛生行政の発展に資することを目的とする。

II 方 法

神奈川県庁内で散逸的に管理されていたCOVID-19に関するデータを、統合データプラットフォーム「Foundry（パランティア）」¹³⁾に格納し、予測モデルの開発を以下の手順のとおり行った。

はじめに、神奈川県庁内に散逸していたデータを統合データプラットフォームに格納した。次に、二段階に分けて、二次医療圏ごとに、28日後までの療養者数、入院者数、重症者数の予測モデルを開発し

た。

一段階目として、2021年8月に、神奈川県が公開する新規感染者数等のオープンデータと、Google社の開発した新型コロナウイルス感染者予測モデル「COVID-19感染予測（日本版）」（Google AI）¹⁴⁾を用いた「簡易モデル」を開発した（図1）。「簡易モデル」では、「Google AI」が予測した神奈川県全体の療養者数・入院者数の計の週単位の予測値に、二次医療圏別・年齢階級別の新規陽性者数、年齢階級別の重症者数の割合、二次医療圏ごとの年齢階級別人口の割合を乗じ、予測を行った。

二段階目として2021年9月に、統合データプラットフォームに格納したデータを用いた二次医療圏ごとの療養者等の予測や、ワクチン接種率や人流の変化率（二次医療圏ごとの住民数と来訪者数の計）による影響をシミュレートできる「主要モデル」を開発した（図2）。「主要モデル」では、療養者数（自

宅および宿泊・施設療養者）、入院者数（中等症および重症者）、ワクチン接種率（全年齢・二回目の接種を終えた者）、二次医療圏ごとの人流、二次医療圏ごとの年齢階級別人口、二次医療圏ごとの確保病床数を用いたパネルデータを構築し、療養者数、入院者数、重症者数（療養者等）ごとに1日を単位とし、7日後までの予測値を推計した。また、感染により新たに療養する者と回復や退院により療養が終了する者を考慮するため、療養者は推計日から1～7日前の累積療養者数（新たに療養する者）と8～14日前の累積療養者数（療養が終了する者）の2つを変数として設定した。なお、ワクチンの接種率、人流の変化率、確保病床数は推計基準日から変化しないと仮定した。

その後、「Google AI」による7日後の推計値を基準とし、14日目、21日目、28日目の変化率を、パネルデータを用いた予測に乗じて、二次医療圏ごとに

図1 簡易モデルの推計ロジック

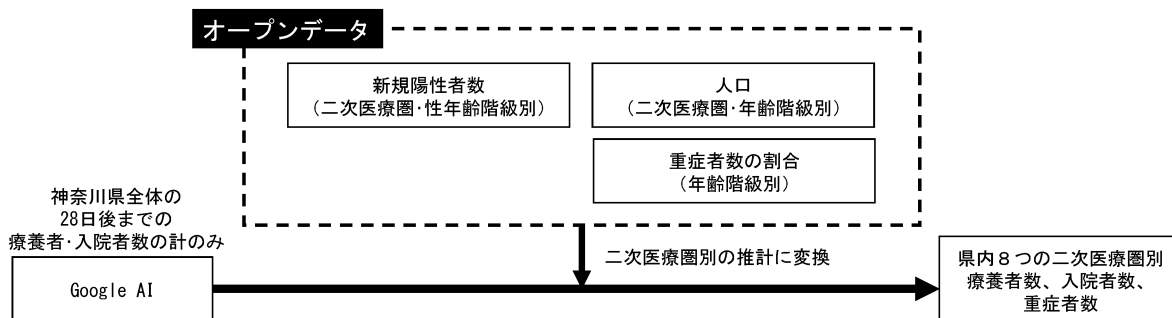
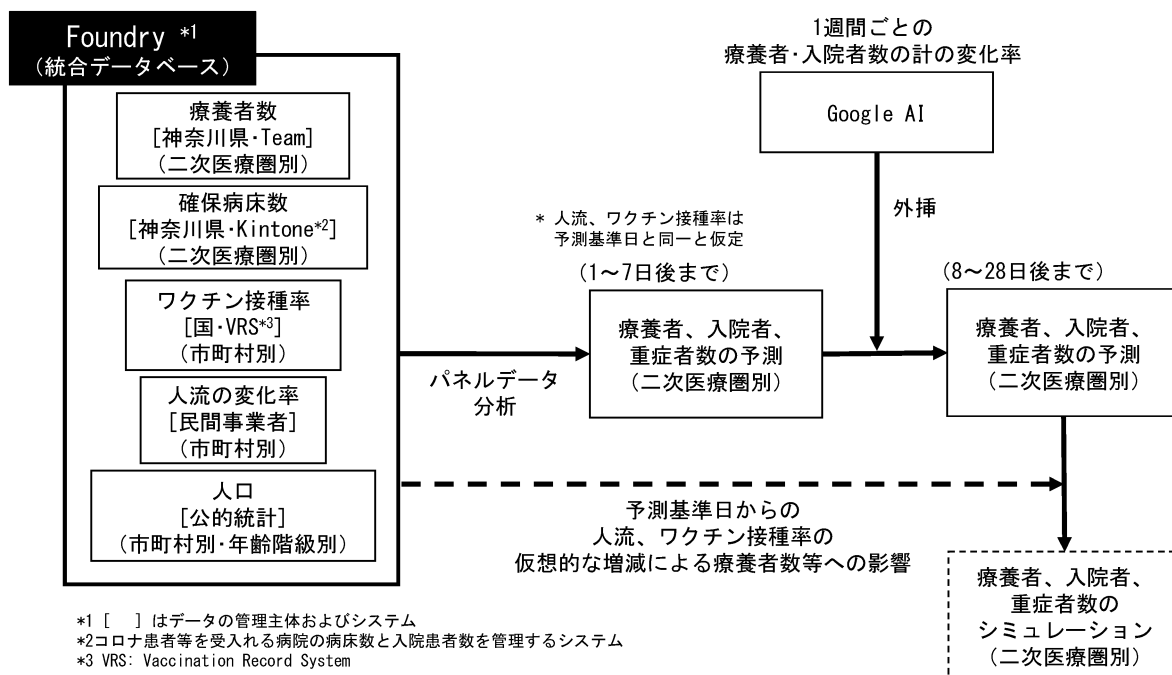


図2 主要モデルの推計ロジック



*1 [] はデータの管理主体およびシステム
 *2 コロナ患者等を受入れる病院の病床数と入院患者数を管理するシステム
 *3 VRS: Vaccination Record System

推計した。解析には StataIC (Version15) を用いて、Foundry とオンライン接続し、自動でデータの取得・更新をした。

最後に、「簡易モデル」、「主要モデル」の結果を、週次で二次医療圏ごとに評価した。

評価の指標は、平均絶対パーセント誤差 (MAPE)、平均二乗誤差の平方根 (RMSE)、平均二乗対数誤差 (RMSLE) を用いた。

評価対象は、各モデルの開発時 (簡易モデルは 2021年8月14日; 主要モデルは 2021年9月5日) から、第五波において神奈川県の新規陽性者の7日間移動平均が最も低くなった 2021年11月1日より前を予測28日目としたモデルとした。予測モデル開発にあたり、神奈川県は基礎データの収集および集約、神奈川県立保健福祉大学チーム (学術チーム) は、予測モデルの開発および精度の評価を行った。

なお、学術チームには、神奈川県との連絡調整を円滑に進められるよう行政組織での実務経験がある者が複数人参画した。あわせて、政治的要因等の環境要因により恣意的に予測モデルを解釈されることを避けるため、行政 (神奈川県) にフルタイムで勤務する職員は予測モデルの解釈には参加しないこととした。

また、科学的知見から政策立案を行うために、学術チームと神奈川県との間で、「病床の逼迫を防ぐ」ために予測モデルを構築・活用するという共通の目標を設定した。

本プロジェクトは、神奈川県立保健福祉大学研究倫理審査委員会の承認を受けて、実施した。(SHI 第7, 2021年8月6日承認)

Ⅲ 活動内容

データ統合後、各データの妥当性評価を行い、予測モデルに使用するデータを選定した。予測モデルの結果は、(a) 主要モデルの予測と実績値を図中で比較する定性的な評価と、(b) 簡易モデル、主要モデルともに、実績値との誤差を MAPE, RMSE, RMSLE により定量的に評価した。結果は以下の3点にまとめられる。

第一に、データの統合と予測モデルの構築について述べる。統合データベースには、約50種類のデータが格納された¹⁵⁾。神奈川県が記者発表している値を基準にデータの質の評価を行った結果、格納されたデータのうち以下の4つのデータが選定された。(1) 性・年齢階級別の自宅および宿泊施設療養者数 (神奈川県が独自に活用したデータベースアプリケーション「Team」)、(2) 二次医療圏ごとの確保病床数 (神奈川県が独自に活用したデータベースア

プリケーション「Kintone」)、(3) 市町村別のワクチン接種率 (国が構築したワクチンデータベース「Vaccination Record System: VRS」)、(4) 市町村別の人流 (民間事業者)。ワクチン接種率は、一部データに欠損があったため、線形補正を行った。また、二次医療圏ごとの年齢分布の違いによる罹患率や重症化割合を考慮するため、年齢階級別人口データをあわせて使用し、推計を行った。

第二に、予測の精度の定性的な評価については、政策上最も重要な入院者数 (主要モデル) について、神奈川県全体および横浜市の結果を図3に示した。図3中の6つの図はいずれも、主要モデルの予測が実績値に近いことと、精度が高かったのは基準日が9月5日の予測値であることを示す。また、「2021年9月24日~10月21日」および「2021年10月2日~10月29日」のモデルは予測および実績ともに確保病床数を下回った。

第三に、予測の精度の定量的な評価結果について、表1に神奈川県全体の結果を示す。MAPE, RMSE, RMSLE の3つの指標はいずれも値が0に近い程、精度が高いことを意味する。簡易モデルの予測値の経時的な変化については、8月27日が基準日の予測値の精度が低いことが、療養者・入院者・重症者において共通して認められた。同じ基準日の予測値について MAPE を用いて比較すると、入院者数の予測値が療養者数の予測値よりも精度が高かったのは、基準日が8月27日・9月7日・9月16日の場合であった。また、主要モデルの予測値の経時的な変化について、同じ基準日の予測値について、MAPE を用いて比較すると、入院者数の予測値が療養者数の予測値よりも精度が高かったのは、簡易モデル同様、基準日が9月5日の場合であった。

Ⅳ 考察

1. 成果

統合プラットフォームを用いて、推計精度の高いモデルを開発した結果、政策判断に活用された。さらに、行政組織での実務経験がある者が、学術チームに複数人参画したことで、各種会議や議会での活用といった行政側のニーズを踏まえた官学連携を実現することができた。また、学術チームと神奈川県との間で「病床の逼迫を防ぐために予測モデルを開発する」ことを共通の目標に設定したことで、エビデンスが恣意的に利用されることなく、プロジェクトの円滑な実施につなげることができた。成果は以下の二点 (1-A) と (1-B) にまとめられる。

1-A 第一に、週ごとに推計・評価見直しを行った結果、表1のとおり、政策判断に最も必要な入院者

図3 主要モデルの入院者の予測と実績

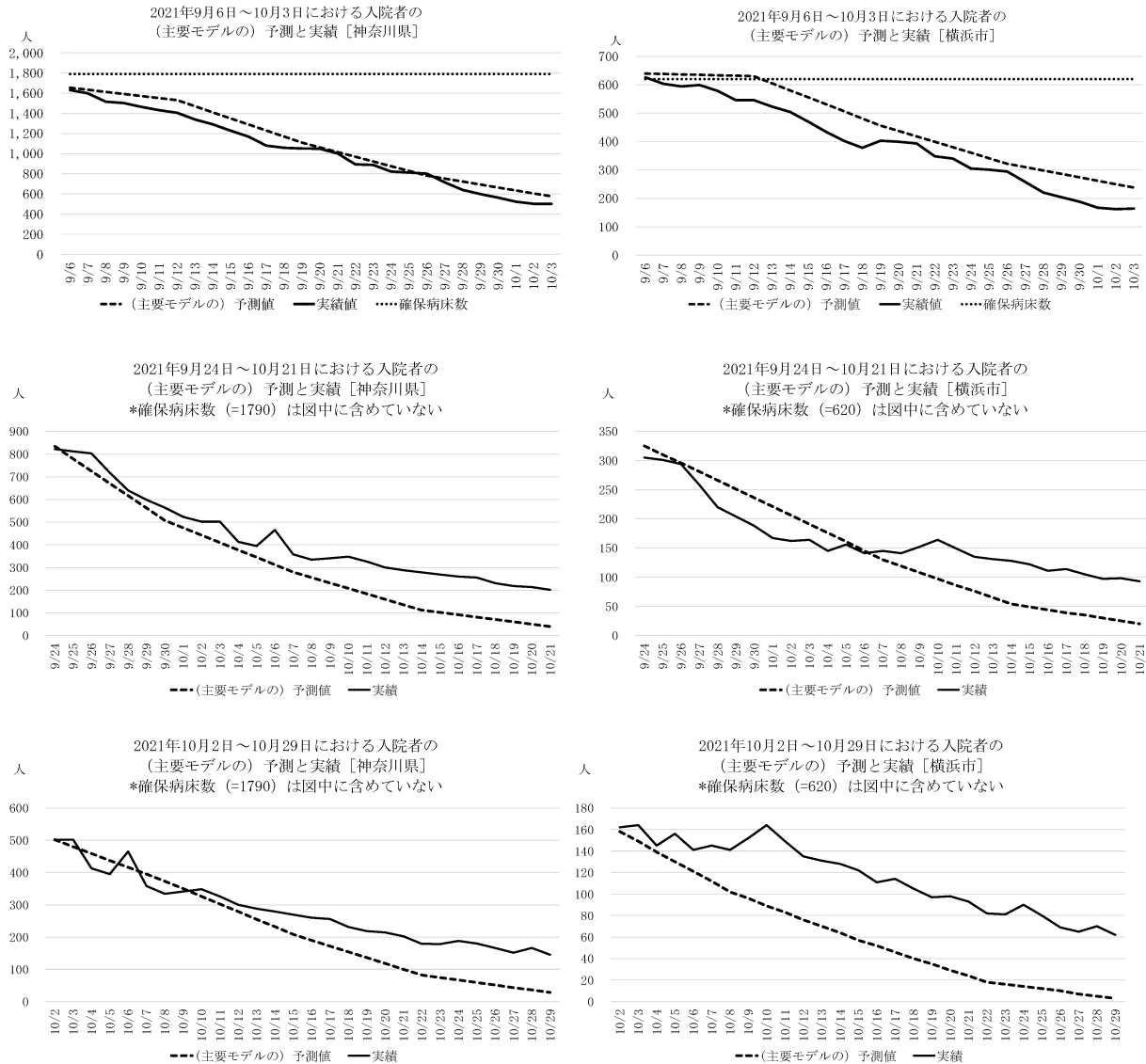


表1 簡易モデルおよび主要モデルの予測の評価結果 (神奈川県全体)

基準日	予測1日目	予測28日目	療 養			入 院			重 症		
			MAPE	RMSE	RMSLE	MAPE	RMSE	RMSLE	MAPE	RMSE	RMSLE
簡易モデル											
8/14/2021	8/15/2021	9/11/2021	35.97%	5,406.02	0.35	52.06%	996.48	0.45	39.23%	116.41	0.37
8/27/2021	8/28/2021	9/24/2021	223.03%	13,857.48	1.16	72.74%	992.06	0.60	82.49%	156.76	0.65
9/7/2021	9/8/2021	10/5/2021	83.29%	2,339.51	0.63	10.11%	106.80	0.12	7.66%	11.29	0.11
9/16/2021	9/17/2021	10/14/2021	62.05%	892.76	0.51	14.99%	95.32	0.18	32.22%	29.21	0.41
9/26/2021	9/27/2021	10/24/2021	16.48%	108.45	0.25	31.14%	94.45	0.49	36.39%	17.42	0.50
10/3/2021	10/4/2021	10/31/2021	23.95%	112.97	0.32	45.58%	104.94	0.72	43.84%	15.43	0.67
主要モデル											
9/5/2021	9/6/2021	10/3/2021	27.23%	1,087.28	0.32	8.71%	89.98	0.10	7.28%	13.58	0.09
9/23/2021	9/24/2021	10/21/2021	25.03%	123.99	0.44	33.89%	116.62	0.70	20.97%	12.46	0.32
10/1/2021	10/2/2021	10/29/2021	29.39%	131.80	0.27	32.25%	77.34	0.68	30.74%	11.95	0.66

- 療養…入院（重症含む）および自宅・宿泊施設療養者の計
- 入院…入院（軽症，中等症および重症者で入院したすべての者）の計
- 重症…入院のうち重症者の計

数を中心に精度を向上させ、信頼性の高い推計ができた。理由は以下の三点にまとめられる。

一点目は、統合データプラットフォームを活用し、学術チームがデータを横断的に解析できた点である。これまで、神奈川県庁では、各データが庁内に散逸し、統合的に分析する仕組みがなかった。しかし、統合データプラットフォームを用いることにより、データの収集から解析を行政と学術チームとが一体となり行うことができた。その結果、学術チームはデータの解析や推計モデルの構築に注力することができ、精度の高い推計モデルを構築できた。

二点目は、データの質が高かった点である。統合データプラットフォームに投入された50以上のデータを、学術チームが評価し、推計に用いるデータの質を担保した。さらに、神奈川県では、国が構築したワクチンデータベース「VRS」や陽性者のデータベース「HER-SYS」と併せ、独自のデータベースをアプリケーション「Team」, 「Kintone」を用いて構築していた。そのため、同じ種類のデータが複数存在した場合、比較検討した上で、最も質の高いデータを使用することができた。たとえば、各病院のCOVID-19病床の使用状況を見る際、国のデータベース「HER-SYS」と県データベース「Kintone」で数値が乖離していることがあった。その際、厚生労働省の公表データや県の記者発表資料の数値と比較検討し、より精度の高いデータを使用することにより、推計モデルの構築に最も適したデータの選別ができた。また、予測モデルで用いた各種データは、二次医療圏ごとの一日単位のデータのため、二次医療圏ごとの予測値と実績値が大きく乖離することなく、高い精度で推計ができた。

三点目は、Google AIを組み合わせることにより、感染者数がピークに達する時期を予測できた点である。パネルデータ分析を用いた線形分析のみでは、感染者数がピークに達する時期の予測は困難であった。しかし、推計基準日の7日後まではパネルデータ分析の結果を用い、8日以後から28日後までは機械学習の手法を取り入れたGoogle AIの予測を外挿することにより、ピーク値の推計も行うことができた。学術チームには、機械学習に精通した者はいなかったが、無料公開されているGoogle AIの推計結果を活用することで、機械学習の手法を推計モデルに反映させることができた。

このようにして、精度の高い推計を行うことができた結果、神奈川県の政策決定や日々業務へ活用された。例えば、2021年9月22日に開催された感染症対策協議会においては、延期可能な入院・手術の延期の解除がされたが、上記政策決定を行うにあつ

て、予測モデルの結果が基礎的資料として用いられた¹⁶⁾。また、簡易モデル、主要モデルともに、新型コロナウイルスの対策を行う医療危機対策本部室の職員が毎週の更新の度に確認を行い業務の参考とした。

なお、主要モデルの推計は、9月5日以降であったため、感染流行による療養者数と入院者数の計が減少した局面(ピークは8月26日)のみの予測となったが、簡易モデルの推計は8月14日から行っており、感染流行の増加局面を反映していた。8月14日時点での簡易モデルは、感染ピークの時期(感染流行による療養者数と入院者数の計が最も高くなった日)を1日早く、ピーク時の療養者数と入院者数の計を18%過大に予測していた。そのため、簡易モデルの推計結果も政策立案に一定程度寄与できたと考えられる。

1-B 第二に、開発にあたり、神奈川県および学術チームの官学連携を円滑に実施できた点である。理由は以下の三点にまとめられる。

一点目は、行政側のデータ管理の窓口を一元化した点である。これまで神奈川県庁は、各所管課が別個にデータを収集、管理していたため、所管課横断的な活用が困難であった。しかし、本プロジェクトでは、庁内にデータの統合運用部門を設置し、課長級職員が指揮することにより、窓口を一元化し、データの収集から解析をワンストップで行うことができた。

二点目は、学術チームが専門性と行政との調整能力の双方を有していた点である。学術チームの指揮は、医療経済学を専門とする者が執ることで、妥当性評価を科学的に行えた。また、行政機関での職務経験がある複数の者が、学術チームに参画した。その結果、感染症対策協議会といった各種会議での活用や、議会への説明といった行政固有のニーズを考慮した上で、神奈川県庁と連絡調整を行うことができた。杉谷は、「エビデンスに基づく政策」における政策過程をポール・ケアーニーの「政策過程論アプローチ」を引用し、政策に役立つエビデンスを生産すれば自動的に政策がよくなるものではなく、エビデンスは一つの情報であり、政策形成者と研究者の相互理解の促進、およびエビデンスを提供する側の政策過程への理解が必要であることを指摘している¹⁷⁾。本プロジェクトでは、行政での実務経験者が学術チーム内に参画したことにより、政策過程を理解し、科学と政策をつなぐことができたのではないかと考える。

三点目は、行政と学術チームとの間で、「病床の逼迫を防ぐために予測モデルを開発する」という共

通の目標を設定することにより、エビデンスが正しく活用される仕組みを構築した点である。イギリスの政治学者Justin Parkhurstは、エビデンスの扱われ方には主体によって異なるバイアスが生じ、政策形成においても政策オプションに基づいた恣意的なエビデンスの選定や、優先する政策のために因果関係を誤って解釈してしまう可能性があることを指摘している。こうしたバイアスを乗り越えるため、エビデンスのための「良いガバナンスの必要性」を提唱している。その構成要素の一つとして、ガバナンスの「適切性 (Appropriateness)」を挙げており、エビデンスは社会的関心の解決のために選択され、政策目標達成に有用な形で作成されているかどうかを考慮する必要があるとしている。そして、適切性を有するための例として、初期の段階での「ゴールの明確化」を挙げている¹⁸⁾。本プロジェクトでは、「病床の逼迫を防ぐ」という共通の目標を設定した結果、恣意的な予測モデルの解釈をすることなく、COVID-19の入院者数等の予測モデルが政策目標達成のためのエビデンスとして機能したと考える。

2. 課題

一方、課題として、利用できるデータが神奈川県内に限られていたため、近隣都道府県の状況を踏まえた分析ができなかった点や、予測モデルに活用していたGoogle AIの更新が停止した結果、本プロジェクトの予測モデルも更新を停止することになった点が挙げられる。課題は以下の三点にまとめられる。

第一に、感染症は都道府県を越えて発生するため、神奈川県のみでは、予測モデルの推計精度に限界があった点である。国のホームページでは新規陽性者数や入院治療を要する者の推移等のデータが公表されている。しかし、当該データのみでは、都道府県が政策判断をするにあたって必要な二次医療圏単位でのマイクロな推計を行うことは困難であった。Alamoらは、各国におけるオープンデータの公開状況と推計モデルを比較検討した上で、統計モデルや機械学習の手法を用いた推計など様々なモデルが存在するが、より良い推計のためには、十分かつ質の高いデータが必要であるとし、各種データは地理的情報と連結していることが望ましいと述べている¹⁹⁾。しかし、本邦では、国レベルのデータ公開は限定的で、都道府県の公開情報や地理情報の粒度にも差があり、近隣都道府県の状況を考慮した推計を行う際に課題がある。

また、県外の影響を考慮するため、人流の変化率を用いたが、将来の人流の変化までは予測できないため、人流が変化した場合の影響をシミュレートす

るのみにとどまった。さらに、人流が変化した場合の影響の規模は小さいと推定された。たとえば、9月5日を基準とした主要モデルでは、人流が基準日の前週から1%変化したとしても療養者数の変化は23人であった。規模が小さい理由としては、我々の人流変数の観測誤差により重回帰分析(被説明変数は療養者数)における係数がゼロに近づいた可能性²⁰⁾と、ワクチン接種率の向上が人流と療養者数の相関関係の規模を減じた可能性がある。

第二に、予測の継続性である。本プロジェクトは、Google AIによる都道府県単位の推計結果を、予測モデルに外挿することにより、精度の高い予測を行うことができた。当該手法は、最も予測が難しいピーク値の推計は、機械学習を用いたGoogle AIの結果を外挿したため、安価かつ妥当性の高い手法であった。そのため、他広域自治体での応用も比較的容易なものであった。しかし、2022年2月に、Google AIの予測が停止したため、本プロジェクトの予測も停止せざるを得なくなり、その継続性が課題となった。

当該課題を克服するため、諸外国の事例を検討したい。アメリカでは、2020年4月から疾病予防管理センター(Centers for Disease Control and Prevention: CDC)とマサチューセッツ工科大学が「US COVID-19 Forecast Hub」を立ち上げた。これは、ウェブ上にデータを集積し、各研究チームがそれぞれ推計モデルを共有、公表するものである。発足当初は82の研究チームが参加し、2021年8月には100以上の推計モデルが、ホームページで公開されている²¹⁾。また、CDCは、個人を匿名化した上で、年齢、性別、罹患月のほか、入院や基礎疾患の有無などが地理情報に紐付いた計19のデータを2週間単位で、無償公開しており²²⁾、多様な主体が分析を行えるシステムを構築している。

ヨーロッパでも、ロンドン公衆衛生大学とヨーロッパ疾病予防管理センター(European Centre for Disease Control and Prevention: ECDC)による感染予測チームが主体となり、2021年後半に「European Covid-19 Forecast Hub」を立ち上げた。当該プロジェクトは、「US COVID-19 Forecast Hub」を参考にしており、ヨーロッパ国内外問わず、2022年3月時点で58の研究チームが参加しており、今後4週間の予測を毎週行っている。アメリカ同様、複数の研究チームが予測を行うことにより、予測精度の質の向上を図っている²³⁾。

このように、データの取扱いには一定の留意が必要であるが、アメリカやヨーロッパでは、複数の研究チームが独自に推計モデルを開発、共有できる環

境を整えることにより、モデル間の精度を比較検討し、政策決定においてより精度の高いモデルを参照できるようになっている。また、特定の研究チームに依存しない持続的な開発体制を構築している。そのため、本邦でも、特定の者や研究チームのみが予測を行うのではなく、広くデータを公開し、国内外問わず、多くの者が予測モデルを構築できる体制をつくることにより、持続可能性の高いエコシステムとすることができると考える。

第三に、予測モデル等の開発主体についてである。国でも、感染症数理モデルに基づいた予測を行っているが、地方自治体が政策判断を行うには、よりミクロな情報が必要となる。神奈川県のように日々単位でデータを個別に収集できる体制や財政規模、公衆衛生系の大学院を有する自治体であれば、本事例のような推計モデルの開発ができる可能性がある。しかし、すべての都道府県が神奈川県と同様の資源を有しているとは限らない。たとえば、財政面についてみると、神奈川県の財政力指数は、東京都、愛知県に次いで全国で三番目に高い²⁴⁾。そのため、一定以上の歳出ができる体制を有するが、他の自治体でも同様の体制を有するとは限らない。一方、国の新型コロナウイルス感染症対策分科会では、2021年10月に病床逼迫を予測するツールを開発し、各都道府県が自由に活用することができるようにするなど、国レベルでの支援を行った。しかし、入院基準の変更などにより、開発当初の予測の意図と行政側のニーズに徐々に違いが生じ、開発グループによる更新、修正は停止してしまった²⁵⁾。その結果、現在では、科学的妥当性を有し、かつ時宜に応じた予測は、地方自治体が個別に行うほかないといった課題が生じている。

この点について、アメリカの事例を検討したい。CDCでは、2020年4月から地域における病床数や感染状況等を入力することによって、将来の必要病床数等を自動計算するアプリケーション「COVID19SURGE」(SURGE)をホームページで、無償で公開している²⁶⁾。さらに、2020年12月からは、地域の感染状況や隔離期間やその追跡方法を入力することにより、必要なスタッフ数や時間を推計する「COVIDTracer」をSURGE同様に無償で公開している²⁷⁾。このようにアメリカでは、COVID-19が流行した早期の段階から、国が積極的に地域での政策決定に資する支援を行っている。日本でも病床逼迫の予測ツールの開発がされたが、アメリカと異なり、継続性に課題が生じたのかは、今後さらなる検討が必要となる。

V おわりに

統合データプラットフォームを活用し、二次医療圏単位の日々データを活用することにより、政策判断に資する予測モデルを構築できた。また、官学連携の際、アカデミア側の体制に、専門家とともに、行政側の意思決定プロセスに精通した者を参画させることにより、円滑な連携が行えることがわかった。一方で、本プロジェクトの予測モデルの更新停止の背景を検討した結果、本邦におけるデータの公開や国の支援に課題があることがわかった。

本プロジェクトの実施および報告にあたり、ご協力いただきました神奈川県情報統括責任者 江口清貴氏、同県政策局自治振興部地域活性化担当課長(プロジェクト当時:同県健康医療局医療危機対策本部室医療危機対策企画担当課長)横川裕氏、同県総務局デジタル戦略本部室デジタル戦略担当課長 斎藤源一郎氏、同県健康医療局保健医療部健康医療データ活用担当課長 清本次保氏に心より感謝申し上げます。

開示すべき COI 状態はありません

受付	2022. 4.20
採用	2022. 9.20
J-STAGE早期公開	2022.11.28

文 献

- 1) World Health Organization. WHO Coronavirus (COVID-19) Dashboard. 2022. <https://covid19.who.int/> (2022年3月30日アクセス可能).
- 2) 厚生労働省. データからわかる—新型コロナウイルス感染症情報—. <https://covid19.mhlw.go.jp/> (2022年3月30日アクセス可能).
- 3) 内閣官房. 新型コロナウイルス感染症まん延防止等重点措置. 2022. https://corona.go.jp/emergency/pdf/kouji_20220304.pdf (2022年3月30日アクセス可能).
- 4) 厚生労働省. 新型コロナウイルス感染症に関する報道発表資料(発生状況, 国内の患者発生, 空港・海港検疫事例, 海外の状況, 変異株, その他). https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/0000121431_00086.html (2022年3月30日アクセス可能).
- 5) 厚生労働省. 新型コロナウイルス感染症の現在の状況と厚生労働省の対応について(令和4年3月15日版). 2022. https://www.mhlw.go.jp/stf/newpage_24466.html (2022年3月30日アクセス可能).
- 6) 内閣官房. 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. 2021. https://corona.go.jp/news/pdf/houkoku_r031008.pdf (2022年3月30日アクセス可能).
- 7) 総務省. 令和2年国勢調査 人口速報集計結果 結果の概要. 2021. published online June 25. <https://www.stat.go.jp/data/kokusei/2020/kekka/pdf/outline.pdf> (2022年3月30日アクセス可能).

- 8) 総務省. 令和2年国勢調査. 2021. <https://www.stat.go.jp/data/kokusei/2020/index.html> (2022年3月30日アクセス可能).
- 9) 厚生労働省. 療養状況等及び入院患者受入病床数等に関する調査について. https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/newpage_00023.html (2022年3月30日アクセス可能).
- 10) 総務省消防庁. 新型コロナウイルス感染症に伴う救急搬送困難事案に係る状況調査について. <https://www.fdma.go.jp/disaster/coronavirus/post-1.html> (2022年3月30日アクセス可能).
- 11) 神奈川県. 第32回新型コロナウイルス感染症神奈川県対策本部資料. 2021. published online April 24. <https://www.pref.kanagawa.jp/documents/59216/210424kaigishiryoku.pdf>(2022年3月30日アクセス可能).
- 12) 神奈川県. 定例会見(2021年8月18日)結果概要. 2021. <https://www.pref.kanagawa.jp/chiji/press-conference/2021/0818.html> (2022年3月30日アクセス可能).
- 13) 株式会社 Palantir Japan. 神奈川県における Palantir ソフトウェア『Foundry』の採用によるデータを活用した新型コロナウイルス感染症対策を加速させる取組の開始. 2021. <https://www.palantir.com/japan/>(2022年3月30日アクセス可能).
- 14) Google. COVID-19感染予測(日本版). https://storage.googleapis.com/covid-external/forecast_JAPAN_PREFECTURE_28.csv (2022年3月30日アクセス可能).
- 15) 神奈川県. 本県のデジタル化の取組～データ統合連携基盤の整備に向けて～. 2022. <https://www.pref.kanagawa.jp/documents/82676/shiryoku3.pdf> (2022年3月30日アクセス可能).
- 16) 神奈川県. 令和3年度第6回神奈川県感染症対策協議会. 2021. https://www.pref.kanagawa.jp/documents/26356/0922_shiryoku.pdf (2022年3月30日アクセス可能).
- 17) 杉谷和哉. 「エビデンスに基づく政策」における政策過程論とガバナンス論の検討ーポール・ケアニーとジャスティン・パークハーストの議論を通じて. 社会システム研究 2020; 23: 77-92.
- 18) Parkhurst J. The Politics of Evidence: From Evidence-Based Policy to the Good Governance of Evidence. Routledge Studies in Governance and Public Policy. Abingdon: Routledge. 2017; 147-174.
- 19) Alamo T, Reina DG, Mammarella M, et al. Covid-19: open-data resources for monitoring, modeling, and forecasting the epidemic. Electronics 2020; 9: 827.
- 20) Armstrong BG. Effect of measurement error on epidemiological studies of environmental and occupational exposures. Occupational and Environmental Medicine 1998; 55: 651-656.
- 21) COVID-19 Forecast Hub. COVID 19 forecast hub. <https://covid19forecasthub.org/>(2022年3月30日アクセス可能).
- 22) Centers for Disease Control and Prevention. About CDC COVID-19 Data. https://www.cdc.gov/coronavirus/2019-ncov/covid-data/about-us-cases-deaths.html#anchor_1631047760178 (2022年3月30日アクセス可能).
- 23) European Covid-19 Forecast Hub. European Covid-19 Forecast Hub. <https://covid19forecasthub.eu/background.html> (2022年3月30日アクセス可能).
- 24) 総務省. 平成30年度都道府県財政指数表. <https://www.soumu.go.jp/iken/ruiji/todohuken30.html> (2022年3月30日アクセス可能).
- 25) 予測ツールの開発・検証チーム. 新型コロナウイルスの感染拡大状況とワクチン接種進捗に応じた医療需要の予測ツール. <https://github.com/yukifuruse1217/COVIDhealthBurden>(2022年3月30日アクセス可能).
- 26) Centers for Disease Control and Prevention. COVID-19 Surge. 2020. <https://www.cdc.gov/coronavirus/2019-ncov/hcp/COVIDSurge.html> (2022年3月30日アクセス可能).
- 27) Centers for Disease Control and Prevention. COVIDTracer and COVIDTracer Advanced. 2021. <https://www.cdc.gov/coronavirus/2019-ncov/php/contact-tracing/COVIDTracerTools.html> (2022年3月30日アクセス可能).