

第 30 回インテリジェント・システム・シンポジウム

The 30th Symposium on Fuzzy, Artificial Intelligence,
Neural Networks and Computational Intelligence



講演論文集



2022.9.21 (水) - 9.22 (木)

神戸大学 六甲台第2キャンパス

主催

計測自動制御学会 システム・情報部門

協賛団体・企業

IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society Japan Chapter,
(一社) 電気学会, (一社) 電子情報通信学会, (一社) 日本機械学会, (一社) システム制御情報学会, (一社) 人工知能学会,
日本 AEM 学会, 日本知能情報ファジィ学会, (一社) 日本ロボット学会, 進化計算学会, (一社) 情報処理学会, IEEE CISJ, 神戸大学大学院システム情報学研究科



株式会社 **きんでん**

合成人口データを用いた実規模感染シミュレーションの構築

○村田忠彦¹ 河原章² 原田拓弥^{1,3} 中元康裕¹ (¹関西大学 ²有限会社 平成 ³芝浦工業大学)

Development of Real-Scale Infection Simulation Using Synthetic Population

*Tadahiko Murata¹, Akira Kawahara², Takuya Harada^{1,3}, Yasuhiro Nakamoto¹

(¹Kansai University ²Heisei Inc. ³Shibaura Institute of Technology)

Abstract: In this paper, we show an application of real-scale social simulations using synthetic populations. In this paper, we employ a set of synthetic population data in Japan to develop a real-scale infection simulation. In our synthetic population, each student goes to the nearest school according to their age. Each worker works together according to their industry type. We show how virus spreads in a community among a million population from infected travelers.

Key Words: Synthetic population, COVID-19, Real-scale social simulation

1 はじめに

本稿では、2019年末に発生した新型コロナウイルスの感染シミュレーション^{1,2)}に合成人口データを適用し、実規模のシミュレーションを実現する。社会シミュレーションの多くは、アブストラクトモデルと呼ばれる抽象度の高いレベルのモデルで構築された後、モデルを詳細化して、ミドルレンジモデルが構築され、さらに、現実に即したモデルとしてファクシミリモデルへと具体化していくことが行われる^{3,4)}。本稿では、ミドルレンジモデルで構築したシミュレーションモデルに、合成人口データを用いることで、「ファクシミリモデル」の構築の端緒とすることを目的とする。「ファクシミリ」という表現は、現実世界がそのままモデルに写像できていることを期待させるが、現実の世界をそのままコピーするには、現実世界の要素を特徴づける様々な属性値やそれらの要素の関係性をどの時刻、どの粒度で写像するかという問題がある。本稿では、社会シミュレーションの対象となるコミュニティの人口規模を「実規模」とすることにより、ファクシミリモデルの構築を目指す。村田ら⁵⁾はこの実規模のシミュレーションのことをリアルスケールシミュレーションと名付けている。

本稿では、倉橋⁶⁾の感染モデルを拡張し、合成人口データを用いた100万人規模のアプリケーションを開発する。まず、2.で感染モデルを説明し、3.で合成人口データを用いたコミュニティの作成方法、4.でコミュニティにウイルスを持ち込む旅行者のモデル、5.でシミュレーション結果を示す。6.で本稿のまとめを行う。

2 感染モデル

山下・村田^{1,2)}は、新型コロナウイルスに対する接触確認アプリの有効性を検討するため、倉橋[6]のモデルをもとに新型コロナウイルスの感染モデルを構築した。倉橋のモデルでは、仮想的な隣接する2つの町があり、各町には、成年者2人とその子供である若年者2人の4人家族が1,000世帯、高齢者2人の2人家族が800世帯の合計5,600人が住み、モ

ル全体で11,200人が生活している。住民は通勤や通学などの生活行動を行う。すべての成年者は働いており、成年者の10%が隣の町へ通勤し、それ以外の成年者は自分の町で働く。すべての若年者は学校へ通う。2つの町共同の病院がひとつあり、各町の成年者のうち50人が病院で勤務している。成年者のうち半分が電車通勤をしている。2人家族の高齢者は働きに出ず、自宅で過ごす。成年者と高齢者は確率的に商業施設などの人込みのある場所を訪れる。商業施設にはモデル内に住むエージェントとは別に、商業施設にのみ現れるエージェントを配置する。これらのエージェントは、遠方から商業施設へ出かける人々を想定している。遠方から商業施設へ来るエージェントの陽性者割合は日々変化し、毎日町全体の陽性者割合と等しく設定する。本稿では、合成人口データと学校の位置情報を用いて、世帯・学校・職場を設定した。

本稿では以下の感染モデルを用いる。エージェントが他のエージェントと接触した際（隣接した際）、確率的に感染が発生する。感染機会は、朝の世帯内の1回、往路交通機関で1回、職場で4回、学校で3回、放課後・終業後に立ち寄る施設で1回、帰路交通機関で1回、夜の世帯内で1回である。また、旅行者は、次節で説明する立ち寄り施設で住民と接触し、感染する機会がある。

新型コロナウイルス感染を分析した報告^{7,8)}に基づき、感染プロセスをFig.1のように定義する。若年者は1.3%，成年者は2.8%，高齢者は4.0%の確率で感染する。感染から5日間は潜伏期間だが、感染から3日目には他者への感染力を持ち、6日目に発症、発熱を起こす。発症後、エージェントは60%の確率で病院を受診し、その後自宅待機する。40%の確率で病院を受診しなかったエージェントは解熱剤などで自己治療を行った後、通常の生活に戻る。発症時に病院を受診した後、発熱が4日以上続いたエージェントが80%の確率でPCR検査を受け、翌日入院する。検査を受けなかったエージェントは自宅待機を続ける。感染から20日後に若年感染者の6%，成年感染者の15.3%，高齢感染者の28.1%が重篤化し、

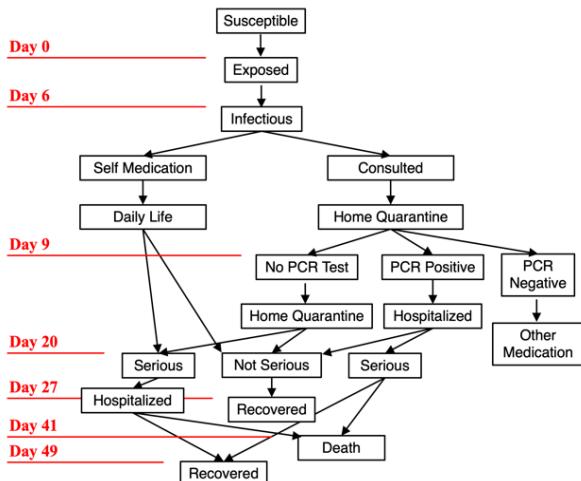


Fig.1 感染プロセス

重篤化したエージェントは事前に病院を受診しなかったエージェントも含めて入院する。感染から 41 日目までに、若年者は 0.06%，成年者は 0.11%，高齢者は 4.9% が死亡する（この値は、後述する治療による死亡の回避を考慮しない場合の値である）。死亡者は重度の感染者からのみ発生する。軽度の感染者は 27 日目、死亡を免れた重度の感染者も 49 日目までに確率的に回復し、その後は感染しない。

また、日毎の回復率、死亡率を次のように定義する。発症から n 日目の回復率を n/max_n とする (max_n は、発症から回復までにかかる最大日数とし、本モデルでは軽度の感染者は 22 日、重度の感染者は 44 日とする)。死亡者は重度の感染者からのみ発生し、重篤化は感染から 20 日目に起こるため、死亡者は感染後 20 日目から死亡に要する最大日数である 41 日目までの期間で死亡する。よって重篤化から t 日目の死亡率を t/max_t とする (max_t は重篤化から死亡までにかかる最大日数とし、本モデルでは 22 日とする)。

入院患者は治療を受けることができ、重篤化、死亡を回避できる可能性がある。感染後の経過日数を j としたとき、治療による重篤化、死亡の回避率を $1/j$ とする。重篤化の回避に成功したエージェントは

属性を軽症者に、死亡の回避に成功したエージェントは属性を回復可能な重症者に変更する。

本稿では、上記の感染モデルを用いて、エージェント間のウイルスの伝搬が行われる。世帯情報に基づく合成人口データを用いる。次節では、合成人口データに基づく世帯情報を用いることにより、学校と職場、立ち寄り施設における感染の伝搬を説明する。

3 合成人口データに基づくコミュニティ

村田ら[9]は、過去の国勢調査等の公的統計に基づいて人口データを合成し、研究者に配布している。合成人口データには、Fig. 2 のような世帯情報が含まれている。各世帯には、国土交通省基盤情報地図の建物データの位置情報が割り当てられている。世帯の中の就業者には従業する産業分類が割り当てられている。同じ産業分類をもつ就業者は企業規模を上限として、同じ職場で従業するものとする。なお、各職場には空間座標は与えず、合成人口データに含まれる全ての世帯座標から通勤可能であるものとする（したがって、通勤時間の概念は導入しない）。また、同じ本稿では、「卸売業・小売業」、「宿泊業・飲食サービス業」、「生活関連サービス業・娯楽業」を産業分類とし、同じ企業規模に従業する就業者を集めて、立ち寄り施設を構成する。この立ち寄り施設にも空間座標は割り当てないものとする。

同じ産業分類の企業の職場内での席、学校の席はシミュレーション開始時に決定、シミュレーション中には変更しない。なお、感染者が入院する場合、病院に入ることになるが、院内感染や医療従事者への感染は考慮しない。

4 旅行者モデル

本稿の感染モデルでは、ウイルスは旅行者によりコミュニティに持ち込まれる。陽性の旅行者は、宿泊するホテルで「宿泊業・飲食サービス業」の従業員と朝 1 回、夜 1 回接觸し、感染機会をもつ。また、飲食店で働く「宿泊業・飲食サービス業」の従業員とコミュニティの住民である客とそれぞれ 3 回、娯楽施設で働く「生活関連・娯楽業」の従業員とコミュニティに住む客とそれぞれ 3 回、小売店で働く「卸



Fig. 2 合成人口における世帯情報の例

売業・小売業」の従業員とコミュニティに住む客とそれぞれ 3 回の感染機会をもつ（合計 18 回の感染機会になる）。

5 シミュレーション

本稿では、大分県の合成人口データを用いる。2015 年の国勢調査では、大分県の人口は 1,166,338 人、世帯数は 486,535 世帯であった。国勢調査に合致するように合成された 10 セットの合成人口データに対して、それぞれ乱数系列を異ならせた 10 試行のシミュレーションを行う。シミュレーション期間は 2021 年 7 月 15 日から 11 月 11 日までの 120 日間とした。この期間は日本国内ではデルタ株による第 5 波にあたる時期となる。この期間中、7 月 12 日から 9 月 30 日までの期間（一部を含む）、21 都道府県（北海道、宮城県、茨城県、栃木県、群馬県、埼玉県、千葉県、東京都、神奈川県、岐阜県、静岡県、愛知県、三重県、滋賀県、京都府、大阪府、兵庫県、岡山県、広島県、福岡県、沖縄県）に緊急事態宣言が発出されていた。また、8 月 2 日から 9 月 30 日までの期間（一部を含む）、8 県（宮城県、福島県、石川県、岡山県、香川県、熊本県、宮崎県、鹿児島県）にまん延防止等重点措置が発出されていた。なお、この期間に大分県には、緊急事態宣言およびまん延防止等重点措置は発出されていない。また、この時期には、7 月 23 日から 8 月 8 日の間に東京オリンピックが、8 月 24 日から 9 月 5 日まで東京パラリンピックが開催されていた。

本稿では、7 月 15 日からの最初の 2 週間に感染している旅行者が大分県に流入すると想定する。この期間の大分県に流入する感染している観光客数を表 1 のように推定する。観光客の 6 割を占める大分県、福岡県、東京都、大阪府を個別に、その他の 43 道府県をまとめて、陽性であると考えられる観光客数を推計した。大分県観光局の調査により、2021 年の観光客の国内の発地別割合は A 列のようになっている。また、2021 年 7 月には 20 万人の観光客が訪問していたと推計されており、7 月後半に 10 万人が訪問していたと概算した。A 列の観光客の発地割合を掛け合わせることで、B 列の発地別観光客数を求めることができる。

一方、政府のまとめた都道府県別日次感染者数に基づく 7 月 15 日から 7 月 28 日の 2 週間の平均日次感染者数は C 列のようになっている。したがって、

7 月の後半 2 週間での感染者数は D 列のように求められる。これらの感染者数を各地域の人口で割ることにより、E 列のように一人あたりの感染者割合が得られる。E 列の値に B 列の発地別観光客数を掛け合わせることにより、7 月後半に各地域から大分県に訪れる観光客に含まれる陽性者数を F 列のように求めることができる。F 列の合計は 37.68 人となった。ここで、大分県内の観光客は、大分県への流入観光客ではないため、大分県に県外から流入する観光客の中では 36.07 人が陽性観光客であることがわかる。なお、表 1 の 4 都府県以外の 43 道府県では、厳密には、地域別の感染者割合（E 列）の値は異なるが、本研究では一律で扱っている。

上記の方法で求めた 36 人の陽性観光客が、2 度の週末（金曜から日曜の 3 日間が 2 回の合計 6 日）の各日に 6 人ずつ訪問するものとした。Fig. 3 と Fig. 4 に新規感染者数の推移を示す。なお、新規感染者は、Fig. 1 で PCR Positive であると判明した患者のみを示し、自宅隔離を選んだ患者や、後から重篤化して入院した患者は含まない。Fig. 3 と Fig. 4 の Real（赤色）が実際の大分県の日次感染者数の推移（最大新規感染者数は 38 日目・8/21 の 215 名）となる。Fig. 3 から 2 番目の合成人口セット（10 試行目から 19 試行目）で、1 日あたり 1,265 人の新規感染者が発生し得る試行があったことがわかる。この感染者の爆発的増加は、2 番目の合成人口セットすべてで観察されているわけではないため、シミュレーションで用いた乱数によるものであると考えられる。Fig. 4 から 3 番目の合成人口セット（20 試行から 29 試行で用いた合成人口セット）を除いて、実感染者数の推移とよく似た推移の試行がいずれの合成人口セットにおいても観察されることがわかる。

実感染者数とシミュレーションの試行との関係をとらえるため、Fig. 5 に合計 100 試行全体に対する日次平均新規感染者数と日次四分位感染者数を示す。Fig. 5 から、実感染者数が 100 試行中の平均や中央値（50%Q）の推移よりも高く、第 3 四分位（75%Q）の推移と同程度の推移を示していることがわかる。同じ特徴をもつ合成人口データを用いた場合で、最小の感染者数のケースでは、ほとんど感染が広まらず、最大の感染者数のケースでは、上述したように実感染者数の 6 倍にあたる 1 日あたり 1,265 名の新規感染ができることもありえることがわかる。

表 1 陽性観光客数

	A	B	C	D = C X 14	E = D/人口	F = B X E
	観光客 発地割合	2021 年 7 月後半 発地別観光客数 合計値 X A 列	2021 年 7 月後半 平均日次 新規感染者数	2021 年 7 月後半 地域別 感染者数合計	地域別 一人あたり 感染者割合	2021 年 7 月後半 陽性観光客数
大分県（113 万人）	20.9%	20,905 人	6.2 人	86.8 人	0.000077	1.61 人
福岡県（510 万人）	32.5%	32,480 人	136.0 人	1,904.0 人	0.000373	12.13 人
東京都（1400 万人）	4.3%	4,277 人	1,629.5 人	22,813.0 人	0.001630	6.97 人
大阪府（880 万人）	3.2%	3,235 人	411.1 人	5,755.4 人	0.000654	2.12 人
その他 43 道府県 (9097 万人)	39.1%	39,102 人	2,470.3 人	34,584.2 人	0.000380	14.87 人
合計	100.0%	(概算) 100,000 人	4,653.1 人	65,143.4 人	--	37.68 人

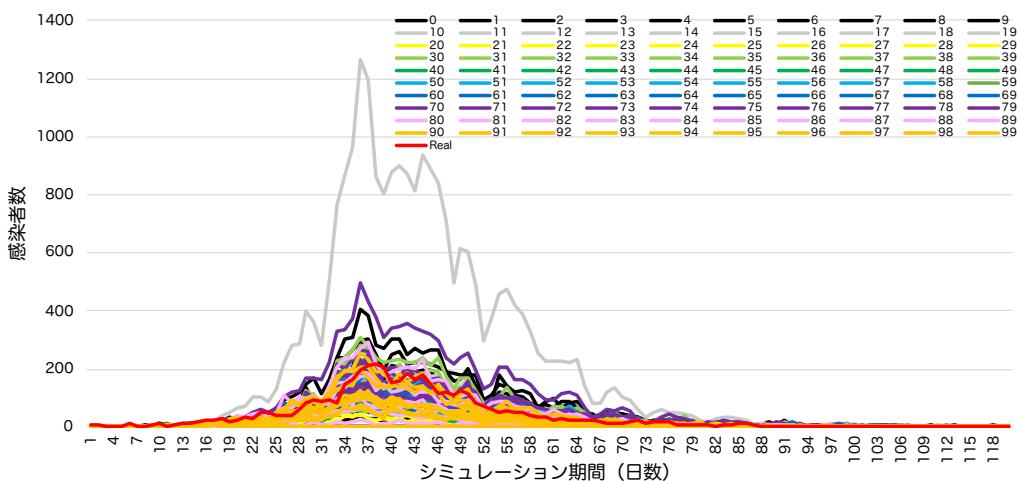


Fig. 3 実感染者数 (2021/7/15~11/11, 120 日間) と推定感染者数の推移 (100 試行)

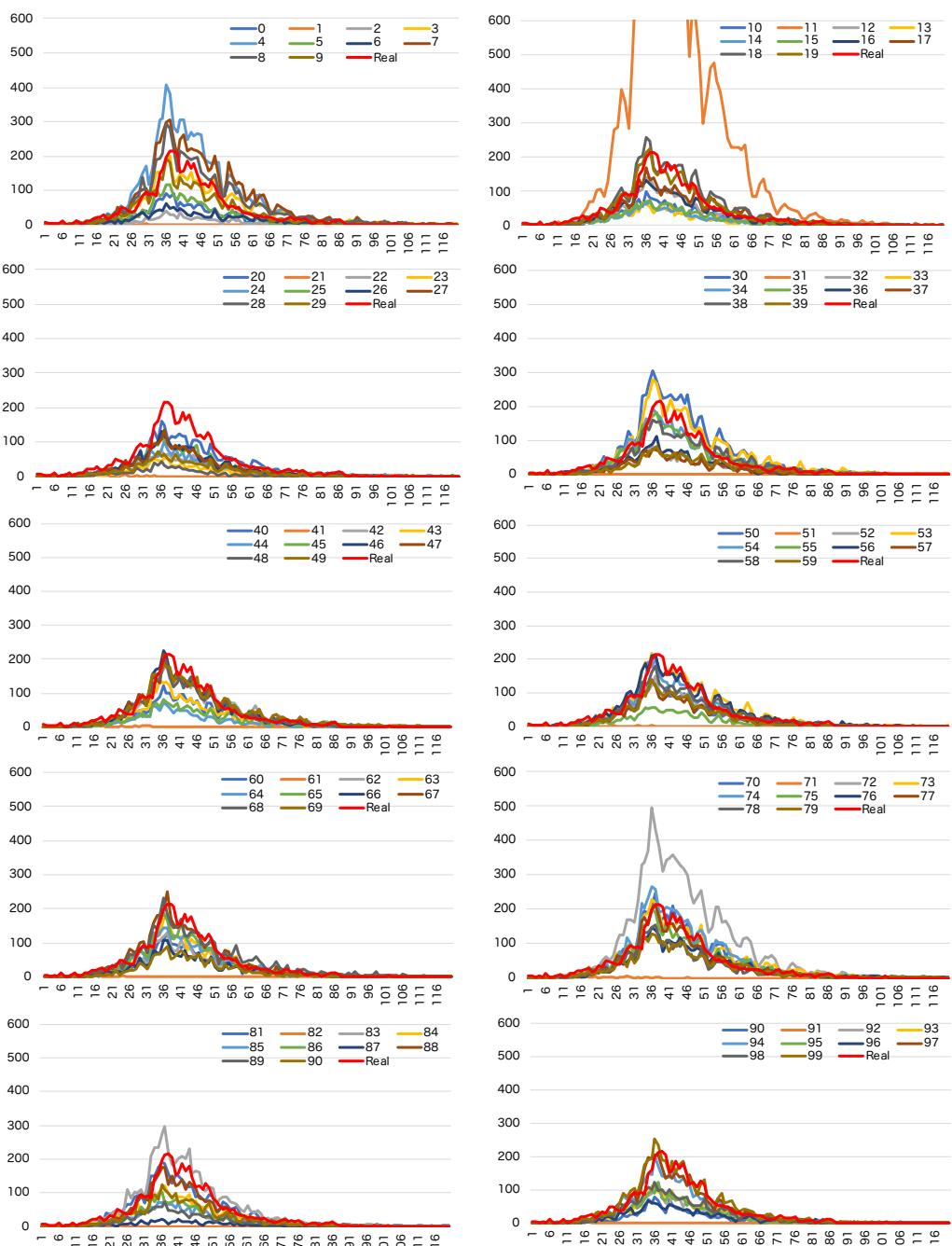


Fig. 4 実感染者数 (2021/7/15~11/11, 120 日間) と合成人口セット別推定感染者数の推移

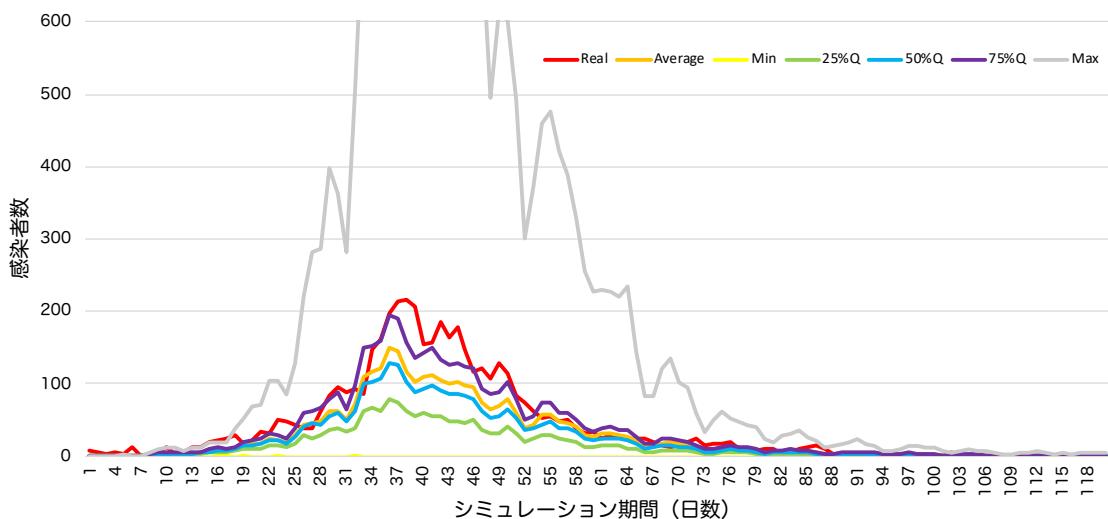


Fig. 5 実感染者数（2021/7/15～11/11, 120 日間）と合成人口セット別推定感染者数の推移

このようにシミュレーションにより、感染者数を推計する場合には、1度ではなく複数回のシミュレーションを行い、平均値、最小値、第1四分位、中央値、第3四分位、最大値などの値に基づいて、現実の推移との比較を行う必要があることがわかる。

6 おわりに

本稿では、ミドルレンジモデルで作成された感染シミュレーションモデルをもとにして、合成人口データを用いることにより、大分県の人口100万人を超える実規模の感染シミュレーションモデルを構築した。10セットの合成人口データを用いることにより、合成人口セットの違いで、シミュレーション結果に大きな違いが出るわけではないこと、一方で、乱数系列の違いにより、感染者数が変化することがわかった。一方、合計100試行の、平均値、四分位値をとることにより、現実の感染者数がどのケースに沿って推移しているのかを知ることができることもわかった。

現在、合成人口データに、従業地座標を割り当てる研究¹⁰⁾を進めており、従業地を割り当てることにより、現在の設定より現実的な職場の設定を行うことが可能である。また、割り当てられた従業地に基づいて、居住地と従業地を結ぶ交通手段を推定する手法¹¹⁾も開発しており、通勤手段と通勤経路を用いることにより、立ち寄り可能な施設の推計も行うことが可能となる。本稿では、まず人口規模を現実に合わせたリアルスケールなシミュレーションの可能性を示した。住民の常住地情報だけでなく、就業者の従業地や通勤手段についても考慮することにより、現実社会をさらに忠実に写像したシミュレーションを実現することが可能となる。

謝辞

本研究は、2020年度関西大学研究拠点形成支援経費「合成人口データの利活用に関する研究」、JST未来社会創造事業(JPMJMI20B3)、学際大規模情報基盤共同利用・共同研究拠点(jh190056-MDH,

jh200022-DAH, jh210040-MDH, jh220051), HPCIシステム利用研究課題による支援(hp190215, hp200262, hp210294)を受け、実施しました。

参考文献

- 1) 山下、村田: シミュレーションによる新型コロナウイルス接触確認アプリの効果の推定、計測自動制御学会第24回社会システム部会研究会資料, 179 (2021)
- 2) T. Murata, K. Yamashita: Estimating the effect of COVID-19 contact tracing application using agent-based simulation, Proc. of 5th IEEE Int'l Conference on Cybernetics, 120/125 (2021)
- 3) N. Gilbert: Agent-Based Models, SAGE Publications (2008)
- 4) 高橋: 社会システムの研究動向 3-評価・分析手法(1)- モデル解像度と妥当性評価, 52-7, 582/587 (2013)
- 5) 村田、原田、杉浦: リアルスケール社会シミュレーションの実現に向けて、日本シミュレーション学会論文誌, 34-4, 58/62 (2017)
- 6) 倉橋: 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, 35-3 D, p.D-K28_1-8 (2020)
- 7) The Novel Coronavirus Pneumonia Emergency Response Epidemiology Team: The Epidemiological Characteristics of an Outbreak of 2019 Novel Coronavirus Diseases (COVID-19) China, 2020 China CDC Weekly, 41-2, 145/151. doi: 10.3760/cmaj.issn.0254-6450.2020.02.003 (2020)
- 8) WHO-China: Report of the WHO-China Joint Mission on Coronavirus Disease 2019 (COVID19), <https://www.who.int/docs/default-source/coronavirus/who-china-joint-mission-on-covid-19-final-report.pdf> (2020)
- 9) 村田、市川、後藤、杉木、伊達、塙、原田、棟朝、李: 日本人口の保護レベル別合成データ配布システム、第36回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 269/272 (2020)
- 10) 岩瀬、村田、原田: 合成人口データにおける常住地人口規模を考慮した就業者への従業地の割当、計測自動制御学会第27回社会システム部会研究会資料, 10/17 (2022)
- 11) 北下、村田: 合成人口データを活用した就業者の通勤手段・通勤経路・通勤所要時間の推定、計測自動制御学会第27回社会システム部会研究会資料, 101/108 (2022)