

地域への感染者流入リスクと新型コロナウイルス感染の影響評価

○ 倉橋節也[†] 横幕春樹[‡] 矢嶋耕平[†] 永井秀幸[†] 雪島 正敏[‡] 豊岡 祥[‡]
(筑波大学[†], NTT データ数理システム[‡])

Assessment of the Impact of COVID-19 Infections Considering Risk of Infected People Inflow to the Region

*S. Kurahashi[†], H. Yokomaku[‡], K. Yashima[†], H. Nagai[†], M. Yukishima[‡], S. Toyooka[‡]
(University of Tsukuba[†], NTT DATA Mathematical Systems Inc.[‡])

概要— 本論文では、新型コロナウイルス感染症の感染予測に関して、モバイル統計情報と機械学習を用いた、流入リスクを考慮した新たな SEIR モデルを提案する。本モデルによって、地域における精度の高い感染者予測が可能となり、札幌市と東京都での推定を行った結果では、1.2 人/日という高い予測精度を示すことができる。このモデルを用いて、札幌市への流入リスクの影響を分析し、夏以降の流入者数を制限できているならば、11 月の感染拡大は半分以上に抑えることができた可能性があることを示す。また、首都圏の緊急事態宣言で呼び掛けられている感染予防策について検証を行う。そして、東京近郊市街地を対象とした個体ベースモデルから得た感染予防策の実効再生産数減少率を用い、SEIR モデルでの 1 ヶ月後予測を行うことで、飲食店の時短強化よりも飛沫防止策の徹底やテレワーク、イベント制限などの総合的な対策が大きな効果を示すことを明らかにする。

キーワード: COVID-19, SEIR モデル, 個体ベースモデル, 流入リスク, 逆シミュレーション最適化

1 はじめに

2020 年 7 月、新型コロナウイルスによる東京を中心とする日本国内の感染状況が第 2 波を迎えようとする最中に、Go To トラベル キャンペーンがスタートした。当該事業の案内では「安全・安心な旅行のため」に、さまざまな感染防止対策の遵守が求められていた。しかし、これらの対策の効果がどの程度あるのかが示されないまま、旅行者は「新しい旅のエチケット」の遵守の同意を、事業者はコロナウイルス感染防止対策の実施を参加条件として求められたが、地方の感染者数は増加傾向が続いてしまった。効果が見えない厳しい行動制限と、地方経済を活性化する政策とのギャップが、この事業へのさまざまな意見につながったと思われる。コロナ禍の観光客の減少など経済損失が進む中で、地方経済を支える観光需要の振興と感染拡大防止の狭間で、地方の保健医療体制が危機的な状況に陥ることが危惧されていた。このような中で、2020 年 10 月から 12 月にかけて、北海道で急速な感染拡大が発生した。その結果、道独自の緊急事態宣言が発出され、旅行者や観光業、繁華街を中心に大きな打撃を受ける事態となった。これは、沖縄や広島などの全国の観光都市で発生し、観光と感染の関係が強く疑われる事態となっている。

2 関連研究と研究目的

英国においては、感染が急拡大し始めた 3 月、英国政府は集団免疫戦略を採用すると発表したが、直後に政府の方針に疑問を投げかける一つの研究レポートが英国インペリアル・カレッジ・ロンドンから公開された¹⁾。感染拡大で病院がどれだけ逼迫するかを示す、衝撃的なシミュレーション結果であった。これを受けて、英国ジョンソン首相は突如方針を変え、すべてのパブや映画館などを閉鎖するという厳しい社会的距離を保つ政策に転換した。この研究では、リスクの高い人々の自宅隔離などによる接触率を減少させる介入がされないと発症数が急増し、最終的には 40 万人以上の死亡者と 20 万床を超える ICU ベッド数が必要になる可能

性を試算している。そして、ワクチンや抗ウイルス薬が出来ない限り、このような介入と緩和が 1 年以上繰り返されることを示した。この予測の優れている点は、介入策について、かなり初期の段階で、学校と大学の閉鎖、家庭隔離（有症状者は 7 日間自宅隔離）、家庭検疫（世帯に有症状者が確認された場合、全世帯員が 14 日間在宅）、全人口の社会的距離、といった具体的な対策の効果を、AI を用いた個体ベース・シミュレーションモデルでいち早く示した点にある。

また、4 月にハーバード大学の研究者たちが、他のコロナウイルスの季節性や交差免疫を考慮した論文をサイエンス誌に発表し²⁾、医療体制を維持するためには、2022 年までに長期で断続的な社会的距離が必要になること、感染が消失したように見えても伝染病が繰り返し再発する可能性があるため、サーベイランスを維持する必要があることを示唆した。用いた手法は、これまでのコロナウイルス感染データを用いた統計回帰モデルと、数理シミュレーションモデルの組み合わせであった。5 月にドイツのマックスプランク研究所が報告したドイツ国内での COVID-19 感染の分析³⁾では、政府によって実施された公的な介入の時期と、感染拡大の変化点が検出できることを示し、外出規制や店舗閉鎖などの介入解除を早まると、すぐに指数関数的な感染増加が再開してしまうことなどをモデルで示した。分析に用いたのは、疫学シミュレーションモデルと統計的ベイズ推定を組み合わせたモデルであった。また、英国の感染者データを精査し、社会的距離・追跡調査・PCR 検査などの効果を個体ベースモデルで精緻に分析したモデルは、感染データと情報モデルを統合した精緻な研究として注目を浴びている⁴⁾。このように、国際的な感染研究では、日々蓄積されていく膨大なデータを用いたデータサイエンスのモデルと、AI や数理的手法によるシミュレーションモデルの組み合わせで実施されたものが、いち早く成果を上げており、日本におけるコロナ感染研究が、主に感染症数理 (SIR) モデルに依拠している現状とは大きく異なっている。

一方で、内閣官房の元に設置された新型インフルエンザ等対策有識者会議では、AI等によるシミュレーション開発によって、移動を伴う観光や繁華街など、国民の生活と直結する地域経済を考慮した実現可能で具体的な感染予防策の立案を強く要望している。5月に公開された研究⁵⁾では、個体ベースモデルを用いた新型コロナウイルスの感染予防策の比較を行い、一般の市民や企業、学校などにおいて対策が可能な予防策の有効性についての比較検討を行った。このモデルでは、仮想的な住民エージェントが通勤通学および店舗等への訪問を行い、新型コロナウイルスの感染リスクに晒されている状態を模擬した実験の結果、個々の感染予防策（時差通勤、テレワーク、学級閉鎖、接触率低減、発熱後自宅待機）を単独あるいは部分的に複合して実施しても、大きな効果は得ることができないこと、一方で、複合的な対策を実施した場合は、死亡者数や1日当たりの最大の重度入院者数を大きく減少できることを示している。しかしこの研究では、種々の感染予防策の比較に注目したもので、各地域での感染者数の予測や、自治体を跨ぐ長距離の移動には焦点を当てていないため、予測精度において課題が残っていた⁶⁾。そこで本研究では、これらの国際研究の動向や他地域からの流入リスク、観光地や繁華街で働く人々の経済的疲弊などの国内状況を踏まえ、データ駆動型の新型コロナウイルス感染症シミュレーションモデルを構築し、地域への感染者流入リスクを考慮した感染拡大リスクを検証する。

3 流入リスクを考慮した SEIR 感染モデル

旅行や帰省、出張などの人々の長距離移動によって感染が広がることは予想されることではあるが、どの程度その影響が出るかについては明確な答えが示されていない。そのこともあり、政府が進めてきた Go To トラベルキャンペーンなどについても、議論が分かれており、その停止時期、再開時期などの意思決定が困難となっている。一方で、8割を超える国民がスマートフォンを保有する現在⁷⁾、スマートフォンに組み込まれた GPS などの位置情報を利用したモバイル空間統計データが利用可能となっている。そこで本研究では、このデータから都道府県を超えて移動する人々の情報を分析し、感染者の流入リスクを推定したデータを利用する。流入リスクの推定計算は以下となる。

$$in_risk_{j,t} = \sum_{i=1, i \neq j}^{47} \frac{\sum_{k=1}^{14} cp_{i,t-k} * flow_{i,j,t-k}}{pop_i} \quad (1)$$

ここで、 $in_risk_{j,t}$ は時点 t における自治体 j の流入リスク、 $cp_{i,t}$ は時点 t における自治体 i の感染者数、 $flow_{i,j,t}$ は時点 t における自治体 i から j への流入者数、 pop_i は自治体 i の人口を表す。

一般的な SIR モデルは、免疫を持たない未感染者と発症者、回復者の関係を微分方程式で記述したもののだが、新型コロナウイルスは、潜伏期間が6日前後と長いことから⁸⁾、陽性確認までのタイムラグを考慮した潜伏期間（感染力がない期間）を含めたモデルを考える。加えて、観光地などを含む地方都市では、感染拡大の速度が速い首都圏など大都市からの流入者によって、感染の広がりが促進されることが考えられる。よって、上記の流入リスクを考慮した SEIR モデルを構築する。

$$\frac{dS}{dt} = nM - mS - b \frac{S(I + in_risk)}{N} \quad (2)$$

$$\frac{dE}{dt} = b \frac{S(I + in_risk)}{N} - (m + a)E \quad (3)$$

$$\frac{dI}{dt} = aE - (m + g)I \quad (4)$$

$$\frac{dR}{dt} = gI - mR \quad (5)$$

ここで、 S は免疫を持たない人数、 E は潜伏期間（感染力のない期間）の人数、 I は感染力がある発症者の人数、 R は回復者の人数、 t は時間、 m は出生率＝死亡率、 b は感染症への感染率、 a は感染症の発症率（潜伏期間の長さの期待値の逆数）、 g は感染症からの回復率、 in_risk は流入リスク（外部からの感染者の流入）、 N は全人口を表す。これらのパラメータ設定値は Table 4 とした。

Table 1: モデルパラメータ

モデル	パラメータ
S 初期値	対象地域の人口
E 初期値	初期潜伏期間感染者数
I 初期値	初期発症感染者数
R	0
m	0
b	実効再生産数 * g
a	0.217
g	0.2
N	S + E + I + R

4 札幌市 SEIR モデルの構築と実験結果

2020年6月1日から11月30日までの札幌市の感染者数を推定した結果について説明する。流入リスクに関しては、LocaiotnMind 社⁹⁾のデータを利用し、北海道観光入込客数調査報告書[観光統計]に従って、道央圏域の構成比で縮約した。実効再生産数は、札幌市の感染者数から簡易計算[東洋経済]にて求めた。これらを使って、SEIR モデルで推定した結果を Fig 1 に示す。

図中のオレンジの点線は札幌市の実効再生産数（グラフスケールに合わせるため100倍にしてある）、青い点線は札幌市への流入リスク推定値、黒い実線は札幌市の新規感染者数の推移（7日間移動平均）を表している。グレーの実線は、流入リスクを考慮しない従来の SEIR モデルで推定した新規感染者数である。これらに対し、赤い実線はモデルで推定した新規感染者数である。11月下旬のピークに対しては低めに出ているものの、流入リスクデータを使って道外からの感染者の影響をモデルに組み込むことで、ほぼ正確な予測ができています。また、黒の実線にほぼ重なって、緑色の波線があるが、これは粒子フィルタを用いて予測したものであり、黒の実線とほぼ一致している。粒子フィルタはデータ同化の一手法であり、システム方程式、観測方程式と観測値に基づいて、次の期を値を正確に推定することができる。しかしながら、正確に推定するために、モデルのパラメータを逐次更新することにな

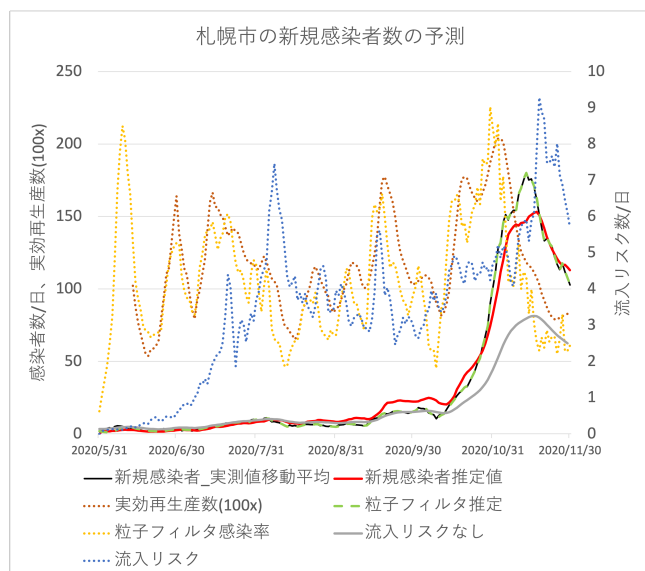


Fig. 1: 札幌市における感染モデルの推定結果

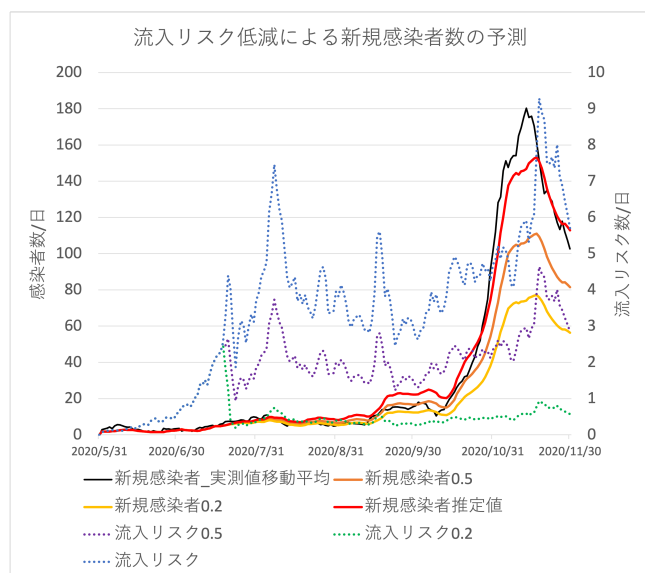


Fig. 2: 流入リスク低減による新規感染社数の予測結果

り、本モデルでは感染率 b を更新することになる。図中の黄色の点線が、粒子フィルタで更新された b であるが、実効再生産数とはずれが生じている。ある決められた生活空間の中で人々の行動が変化することで、実効再生産数が変化するとすれば、その関係構造は、生活空間が変化しない限り時間によって大幅には変わらないと考えるのが自然である。よって、本モデルでは、感染者数の変化に過度に依拠した粒子フィルタではなく、対象期間は感染率と実効再生産数の関係は一定であると仮定した前者のモデルを用いることとする。このことによって、他の要素からは独立して、流入リスクの変化が感染者数に与える影響を推定できるため、7月20日以降に北海道を訪れる人が「もし半減していたら」あるいは「もし8割減していたら」どのようになるか、という what-if 分析を実施した。これは、流入リスクをそれぞれ、0.5 倍、0.2 倍に減少させることで表現した。これらの予測結果を、Fig. 2 に示す。

この図では、紫の点線が流入リスク 0.5 倍、緑の点線が流入リスク 0.2 倍の推移を表し、オレンジ、黄色

の実線が、それぞれの新規感染者数の予測を表している。予測結果として、7月20日以降の流入リスクが0.5倍だった場合、11月の感染者数ピークは0.68倍、流入リスクが0.2倍だった場合、11月の感染者数ピークは0.47倍まで減少していたと思われる。流入リスクの値の変化を見ると、10月以降に特に流入数が増えている様子は見えない。また、実効再生産数においては、10月以降に値が上昇しているが、7月や9月でも、ほぼ同様の上昇は確認できる。これらのことから、流入リスクは短期的な影響を示すものではないこと、また、感染率を表す実効再生産数は、定期的に上昇や下降を繰り返しており、特に11月に気が緩んだと見るよりは、常にアップダウンを繰り返すものであると言える。このことは、流入リスクが数ヶ月間に渡って継続することで、市中の感染者数が漸増し、その状態で住民の行動変化によって感染機会が増加すると、指数関数的な感染者数の増加を招くということが推察できる。自治体間を越境するような人の移動は、短期的には感染者数を増やしているようには見えないものの、2~3ヶ月という中長期の効果が、定期的に訪れる感染率の増加によって、一気に感染爆発を引き起こすことが予想される。

5 東京近郊市街地個体ベースモデルの構築と実験結果

次に、東京都の感染予測について説明する。東京を含む首都圏の1都3県では、2020年12月から急激に感染者数が増加し、1月8日からの緊急事態宣言発出に結びついた。そこで、東京都の感染予測モデルを構築し、2020年6月1日から2021年1月23日までの実測値との比較、また2021年1月24日以降の感染者数予測をシナリオ別に実施した。SEIRモデルの構築に先立って、個体ベースモデルを構築して、感染予防策ごとの感染抑制効果を推定する。これは、SEIRモデルは地域全体の感染者数予測には適しているものの、具体的な感染対策の効果については、モデル化が困難であることによる。一方で、個体ベースモデルは、個々の住民をコンピュータ上で仮想的な住民エージェントとして作成し、このエージェントが日々の生活の中で取り得る多様な感染予防策を、コンピュータ上で実験ができる手法である。ここで構築したモデルは、東京郊外市街地の世帯構成に基づいて2つの街で構成された1348人のエージェントで表現したモデルとなっている。世帯分布を Table 2 に示す。

Table 2: 東京郊外市街地モデル

各街の世帯構成	世帯数
高齢単身	18
高齢夫婦	30
3世代同居	6
成年単身	40
成年夫婦	35
親1人子供1人	4
親2人子供1人	21
親2人子供2人	12

この東京郊外市街地モデルにおいて、緊急事態宣言で呼びかけられた主要な感染予防策である、飲食店の

20 時閉店、テレワークの強化、大規模イベントの 5000 人制限について、Table 3 に示すようにモデルで設定した。大規模イベント制限は、都内の 5000 人規模以上の 13 会場を 5000 人までに制限、1000 人規模以上の 124 会場を席数 5 割に制限する設定とした。テレワークに関しては、政府から 70%実施の強化が推奨されたが、都内の主要中心市街地である東京駅周辺、新宿駅周辺、渋谷センター街周辺、品川駅周辺の平日 15 時の流動人口を、モバイル統計データで測定したところ、2020 年 1 月 20 日～24 日（週平日）と 12 月 21 日～25 日（週平日）の比較で 26.5%の減少にとどまっていた。このことから、段階的な強化策が必要と考え、70%への強化に加えて、50%の実験も実施した。なお本モデルでは、テレワーク率を、職場への 1-出勤率として設定した。

実験は、Fig. 3 に示す個体ベースモデルを構築し、初期値として、基本再生産数が 2.5 になるように接触率の期待値を設定した上で、緊急事態宣言直前の設定として、テレワーク率 2%，オフィスと学校の接触率を通常の 1/4 まで減少させ、Table 3 をシナリオとして実験を行った。

Table 3: 緊急事態宣言における感染予防策

感染予防策	設定
飲食店 20 時閉店	飲食店来客数を 1/2
飲食店 18 時閉店	飲食店来客数を 1/4
テレワークの強化 50%	出勤率を 50%
テレワークの強化 70%	出勤率を 30%
大規模イベント制限	会場制限

Fig. 3 の上図は、東京郊外の市街地をモデル化したもので、左部の淡桃色エリアは商店街、薄紫色エリアはイベント会場、中央上下に 2 つの街があり、それぞれの上部は単身者、成年夫婦、親子同居の世帯を表し、下部の茶色の点は高齢者世帯を表している。右部の四角形はそれぞれ職場、学校、レストラン、病院、死体安置所を表している。下の左図は、実効再生産数（黒）、右図は感染者の推移を表している。新型コロナウイルス COVID-19 の感染流行を詳細に分析した報告⁸⁾¹⁰⁾¹¹⁾¹²⁾に基づき、次のように感染プロセスを定義した。感染から平均で 5 日間は潜伏期間だが、発症する 2 日前には、潜伏期間中にもかかわらず他者への感染力を持つ。潜伏期間が終了する 5 日目に発熱、咳などが出現する¹³⁾。発熱後、ベースモデルでは 50%の確率で病院で受診し、自宅待機となる。残りの 50%の感染者は、無症状あるいは症状が軽いことから解熱剤などで自己治療し、通勤通学を続ける。発熱が 4 日以上続いて病院を受診した人は PCR 検査を行い、翌日に検査結果が出て、感染者は入院となる。PCR 検査の実施率は 50%とした。発生している死亡者数に対して、推定される感染者数が大幅に少ないことから、検査の補足率を半分程度と推定した。感染から 15 日後に、若年者は 0.04%、成年者は 1.12%、高齢者は 9.55%の感染者が重症となり¹⁴⁾、事前に受診しなかった人も病院に搬送され入院する。そして、感染から 23 日に重症者のうち、若年者は 10.14%、成年者は 24.38%、高齢者は 68.55%が死亡する。軽度の感染者は感染後 27～48 日、死亡を免れた重度入院者も 49 日までに回復し、一時的に免疫を獲得

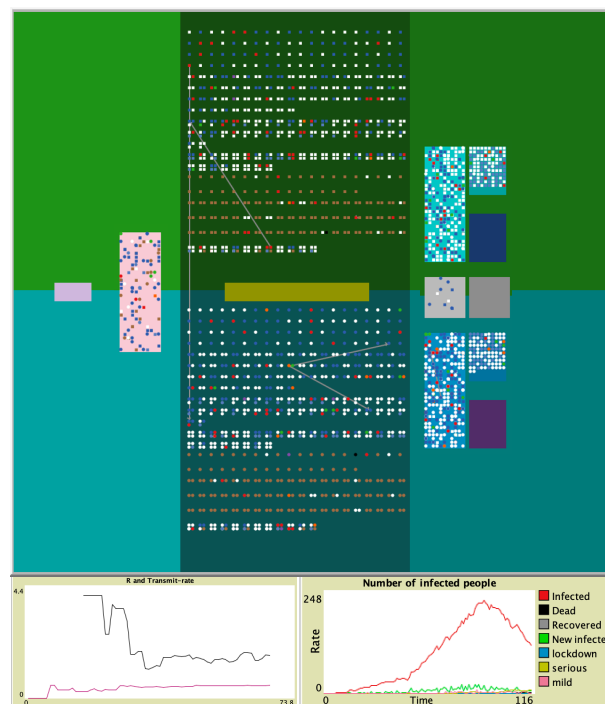


Fig. 3: 東京郊外市街地モデル

するものとした。

住民は、生活のさまざまな場面で他者と接触することになる。それらオフィスやレストランなど各場面での接触率や、1 接触あたりの感染率など、モデルの基本パラメータを Table 4 に示す。新型コロナウイルスの場合、一人の感染者が他者へ感染させる率が 0.5 を下回ることが疫学調査により報告されている。原因は明らかにされていないが、インフルエンザなどと異なり、近接した濃厚接触が一定時間継続しないと感染が発生しないことも要因のひとつと推測される。よって、住民間にスモールワールド性のネットワーク構造が存在すると仮定し、友達ネットワークの実証研究¹⁵⁾を参考に、次数分布がベキ則に従うように設定した。レストランや居酒屋などで飲食をする場合、無作為に同行者を選択するのではなく、各自の家族や友達ネットワークの中から 3 名を選んで 4 人で同席するように設定した。また、飲食店の対策として、テーブルの人数制限と斜め席の設定を可能とした。なお、本実験では、席数は 4 人席に限定し、斜め席の効果は、接触人数が 1/2 になるものとした。

実験は、初期値としてランダムに選ばれた成人の 1 名が新型コロナウイルスに感染し、Table 3 に示したそれぞれの感染予防策において、感染の拡大を最大 1 年間の範囲でシミュレーションした。それぞれ 500 回の試行を行い、その最大値、最小値、算術平均、中央値、四分位、外れ値除去平均を分析した。分析結果から、多くの試行において感染拡大は見られず、感染が他の 1 名以上に広がったのは、6～9%であった。よって、感染者数の分布は正規分布ではないが、概ね同じ形状を示すことから、中央値や四分位ではなく平均値を指標として用いることとした。実験結果を Fig. 4 に示す。10 種類の予防策として、2020 年 12 月の状況を想定し、オフィスや学校の接触率を通常の 20%、テレワーク率 25%を実施した基本予防策、飲食店の利用者

Table 4: 東京郊外市街地モデルの基本パラメータ

モデルパラメータ	設定値
自宅接触率	0.46
職場接触率	0.25
学校接触率	0.25
電車接触率	0.07
店舗接触率	0.04
病院接触率	0.01
飲食店接触率	0.25
イベント接触率	0.1
電車利用率	0.5
通勤率	0.75
店舗利用率	0.5
飲食店利用率	0.25
飲食店席数	4
斜め席接触数抑制	0.5
地元イベント率	0.07
伝播確率/接触	0.1
接触選好ベキ指数	-0.5
若年者重症化率	0.04%
成年者重症化率	1.12%
高齢者重症化率	9.55%
若年重症者致死率	10.14%
成年重症者致死率	24.38%
高齢重症者致死率	68.55%

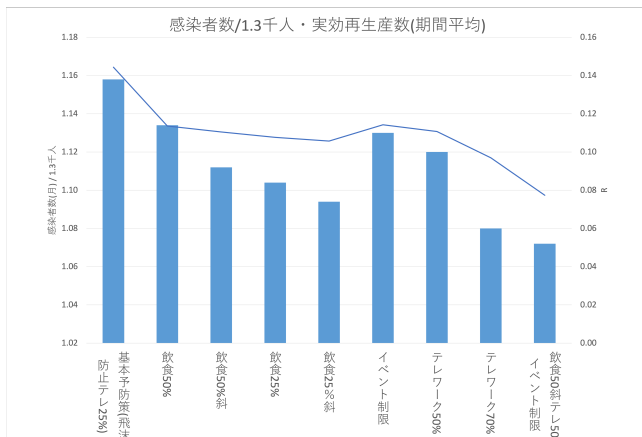


Fig. 4: 東京郊外市街地モデル実験結果

数 50%, 25%, 同 50%で斜め席対策, 同 25%で斜め席対策, 5000 人までイベント制限と収容率 50%制限, テレワーク率 50%, 同 70%, 総合対策として飲食 50%斜め席制限+テレワーク率 50%+イベント制限を設定した。青の棒グラフが 1348 人のモデル中での感染者数を示す。外部からの流入がこれ以上ない場合は、概ね 30 日以内に感染が終息するため、月毎の感染者数に近似する。青の実線は、感染発生時の実効再生産数の期間平均を表す。0.14 から 0.08 程度の間となっており、この実効再生産数の減少率を、それぞれの感染予防策の効果として、以降の実験で用いることとする。

6 東京都 SEIR モデルの構築と実験結果

東京郊外市街地モデルで推定した実効再生産数の減少率を用いて、2021 年 1 月 8 日に発出された緊急事態宣言での推奨感染予防策の効果をも、SEIR モデルを用

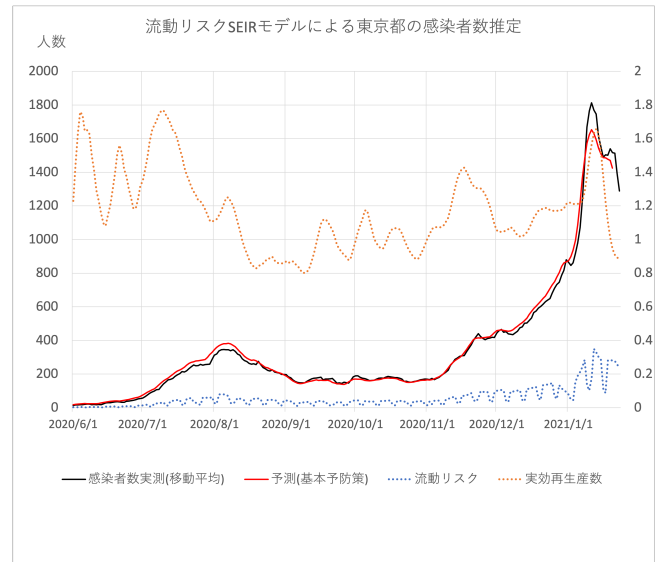


Fig. 5: 東京都における感染モデルの推定結果

いて推定する。また、新たに導入する手法として、札幌モデルを用いた SEIR モデルの感染率 b を、機械学習による逆シミュレーション最適化を行うことを試みる。ただし、対象期間の間は時間変化をしないものとして、実効再生産数に対して線形変換のみで最適化を行う。解空間は非線形問題となっているため、進化的探索アルゴリズムと準ニュートン法を組み合わせた最適化技術を用いた。推定結果を Fig. 5 に示す。

図中の黒い実線は東京都の感染者数（7 日間移動平均）を表し、赤い実線はモデルが推定した感染者数、オレンジの点線は実効再生産数、青い点線は流動リスクを表す。流動リスクは、東京駅周辺、新宿駅周辺、渋谷センター街周辺、品川駅周辺の 2020 年 6 月 1 日から 2012 年 1 月 23 日までの流動人口データに対して、当日の東京都の感染者率を掛けたものである。

$$flow_risk_t = \frac{\sum_{i=1}^j flow_{i,t} * cp_t * ur}{pop} \quad (6)$$

ここで、 $flow_risk_{j,t}$ は時点 t における東京都の流動リスク、 cp_t は時点 t における東京都の感染者数、 $flow_{i,t}$ は時点 t における都内の中心市街地 j への流動人口、 ur はスマートフォンの利用率、 pop は東京都の人口を表す。感染者数移動平均と推定感染者数の誤差は、1.2 人/日となっており、最適化をしなかった場合よりも大幅に推定精度は向上している。推定した感染率は、 $b = 1.35 * Rt - 1.26$ となっており、期間を通して一定である。このモデルを用いて、緊急事態宣言下での感染予防策の推定を行う。結果を、Fig. 6 に示す。

予測では、緊急事態宣言を発出すると声明を出した 2021 年 1 月 7 日の前日 1 月 6 日の実効再生産数を基準に、基本予防策（赤い点線）、飲食店利用客数を 50%制限（紫色の点線）、同 50%斜め席制限（緑の点線）、同 75%減（ピンクの点線）、テレワーク等出勤制限 50%実施（茶色の点線）、総合予防策として、飲食 50%斜め席制限+テレワーク 50%+大規模イベント制限（空色の点線）をした場合の実効再生産数の減少率を設定し、1 月 24 日以降の約 1 ヶ月半を予測した。基本予防策だけの場合は、緊急事態宣言前を同じように急速に感染者が増加する。飲食店利用客数を 50%に制限した場合、

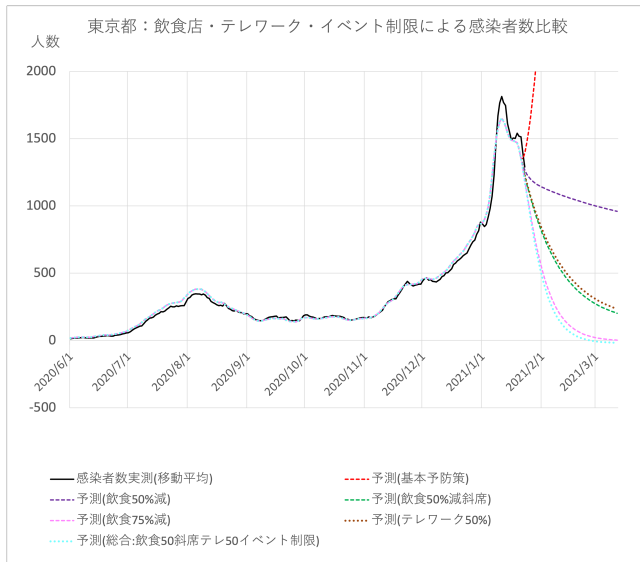


Fig. 6: 東京都における感染予防策の効果予測

感染者は微減するが、緊急事態宣言から1ヶ月後の2月7日時点では、新規感染者数は1100人となった。テレワークの実施率を強化し、出社率を50%とした場合の2月7日の新規感染者は、645人となり、飲食店利用客数を50%制限であっても、テーブルの斜め席配置とアクリル遮蔽板などで飛沫防止を徹底した場合は、611人まで減少した。飲食店利用客数を25%に制限した場合は280人、総合予防策を実施できた場合は、220人まで減少した。

7 考察

まず、モデルの精度について検討する。一般的なSEIRモデルでは、閉じた地域での感染者の推移をモデル化するのに対して、本モデルでは、他の地域からの感染者の流入リスクを考慮したモデルを構築した。流入リスクは、モバイル空間統計データを利用し、精度の高い推定値を求めて設定した。その結果、従来の推定よりも精度の高いモデルを構築することができた。

また、東京都モデルで導入した、機械学習を用いた逆シミュレーション最適化によって、予測精度は更に向上させることができた。一方で、データ同化手法のひとつである粒子フィルタを適用した場合は、感染者数の推定精度は更に向上し、ほぼ一致する値を示した。予測の観点からは、データ同化手法の能力の高さが際立つ。しかしながら、モデルには、現象を適度に抽象化し、観測データとは別の事象に対しても、適度な予測精度を持つことが期待される。その意味においては、毎時点の観測データでモデルパラメータを変動させることの是非は考える必要がある。今回は、感染率係数 β を変化させることで、推定精度を向上させたが、変化の幅に一定の制約を設ける必要もあると思われる。また、対象期間ではパラメータを一定に保ちながら、推定精度を向上させる手法として、機械学習を用いた逆シミュレーション最適化を行うことで、安定した推定ができることを示した。例えば、東京モデルの1月初頭の感染者数のピークは、逆シミュレーション最適化では完全には推定できていない。データ同化ではより精度高く追跡が可能であろう。しかし、感染症専門家の意見では、この急増は、年末年始のPCR検査数の増

加の影響も見られるとのことである。実証分析はまだ明らかではないが、闇雲に推定精度を上げることよりも、モデルの頑健性を保つことで見えてくるものがあると考えられる。

次に、このモデルを用いて分析した結果について検討する。札幌市モデルでは、7月下旬以降の他都府県からの流入者数を制限できた場合の、11月の感染者数を予測した結果、最大で0.47倍まで感染者数を減少させる可能性あることを示した。一般的に、感染者の増加は、1~2週間前の行動変容に伴う感染率に影響を受けるとされているが、市中の感染者が少ない場合は、感染爆発をほとんど発生していない。一方で、札幌市の9月~10月頃の市中感染者数の増加に伴い、同程度の感染率増加でも、11月からの感染爆発が発生している。これは、感染現象が指数関数になることから、ある程度予想できたことではあるが、本モデルを用いて、夏からの越境移動の増加が、数ヶ月後の感染拡大にどの程度の影響を与えたのかを、具体的に示すことができたと言える。一方で、流入リスクがほとんどない状態であっても、11月の感染拡大はある程度発生することがモデルから推定されており、他の影響も無視できない。流入リスク以外の市中感染者の抑制策も必要であろう。また東京都モデルでは、個体ベースモデルを用いて、感染予防策の実効再生産数の差分を推定することで、単純に感染率を「何割削減」といった推定ではなく、より詳細な予防策の効果を推定することができた。この推定値を用いて、緊急事態宣言の効果を推定した結果、飲食店を更に時間短縮するような経済にダメージを与えるような対策ではなく、斜め席や遮蔽板の徹底などによる効果や、なかなか進まないテレワークの強化、大規模イベントの制限などとの総合予防策が、感染者数減少に大きな効果を持つことが示された。一方で、個体ベースモデルで推定した感染予防策の感染率は、クラスター事例などに基づいてモデル化を行っているものの、それぞれの生活空間での、より正確な飛沫量を推定する必要がある。計算機シミュレーションによる飛沫量予測と感染率の関係が明らかになれば、それらのデータを利用することが必要になるだろう。

8 まとめ

本論文では、流入リスクを考慮した新たなSEIRモデルを構築し、地域における精度の高い感染者予測を可能とする手法を提案し、札幌市と東京都での推定結果を分析した。その結果、1.2人/日という高い予測精度を示すことができた。そして、このモデルを用いて、札幌市への流入リスクの影響を分析し、夏以降の流入者数を制限できていれば、11月の感染拡大は半分以下に抑えることができた可能性があることを示した。また、首都圏の緊急事態宣言で呼び掛けられている感染予防策について検証を行い、個体ベースモデルでの予防策毎の感染率（実効再生産数）の減少率から、SEIRモデルでの1ヶ月後予測を行い、飲食店の時短強化よりも、飛沫防止策の徹底やテレワーク、イベント制限などとの総合的な対策が大きな効果があることを示した。

なお、本研究で使用したモバイル空間統計データに関し、内閣官房 COVID-19 AI・シミュレーションプロジェクトおよび LocationMind 社から協力をいただいたことを感謝する。

参考文献

- 1) N. M. Ferguson, et al., Impact of non-pharmaceutical interventions (NPIs) to reduce COVID-19 mortality and healthcare demand, MRC Centre for Global Infectious Disease Analysis, Report **9** (2020)
- 2) S. M. Kissler, et al., Projecting the transmission dynamics of SARS-CoV-2 through the postpandemic period, *Science*, 10.1126/science.abb5793 (2020)
- 3) D. Dehning, et al., Inferring change points in the spread of COVID-19 reveals the effectiveness of interventions, *Science* 10.1126/science.abb9789 (2020)
- 4) A. J. Kucharski, et al., Effectiveness of isolation, testing, contact tracing, and physical distancing on reducing transmission of SARS-CoV-2 in different settings: a mathematical modelling study, *The LANCET*, **20**-10, 1151/1160 (2020)
- 5) 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*, **35**-3 p. D-K28-1/8, 2020
- 6) S. Kurahashi, "Estimating Effectiveness of Preventing Measures for 2019 Novel Coronavirus Diseases", 9th Int. Congress on Advanced Applied Informatics, SCAI, **18**, 1/6 (2020)
- 7) 総務省情報通信白書(令和元年版) <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r01/html/nb000000.html>
- 8) Y. Zhang and 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 (2020)
- 9) LocationMind 社 https://corona.go.jp/dashboard/pdf/inflow_risk_20210125.pdf
- 10) Bruce Aylward and others, "Report of the WHO-China joint mission on coronavirus disease 2019 (COVID-19), WHO-China joint mission members", <https://www.who.int/docs/default-source/coronaviruse/who-china-joint-mission-on-covid-19-final-report.pdf> (2020)
- 11) 中村 啓二他, "当院における新型コロナウイルス (2019-nCoV) 感染症患者 3 例の報告", *日本感染症学会 症例報告*, 国立国際医療研究センター (2020)
- 12) 環境感染学会, "医療機関における新型コロナウイルス感染症への対応ガイド", 日本環境感染学会 (2020)
- 13) S. A. Lauer and K. H. Grantz and Q. Bi and F. K. Jones, "The Incubation Period of Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) From Publicly Reported Confirmed Cases: Estimation and Application", *Annals of Internal Medicine*, <https://doi.org/10.7326/M20-0504> (2020)
- 14) 新型コロナウイルス感染症重症化率 <https://www.mhlw.go.jp/content/000699304.pdf>
- 15) 友知政樹, 田中敦, 七篠達弘, "友だち関係ネットワークの階層化とスモールワールド性の入れ子構造について", *理論と方法*, **26**-1, 83/97 (2011)
- 16) World Health Organization, "Ebola virus disease, WHO fact sheets", <https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/ebola-virus-disease>, (2020)