

如何にして正確な感染者予測を可能とする シミュレーターが生まれたのか？

Proposal of Multi-Agent Simulation for Covid-19 Infection Prediction

栗原 聡^{*1} 杉浦 巧^{*2} 渡邊凌也^{*2} 若林直希^{*1} 岸本大輝^{*2} 川村 天^{*1}
Satoshi Kurihara Takumi Sugiura Ryoya Watanabe Naoki Wakabayashi Daiki Kishimoto Takashi Kawamura

井原史渡^{*2} 吉田直人^{*2}
Fumito Ihara Naoto Yoshida

^{*1}慶應義塾大学理工学部
Faculty of Science and Technology, Keio University

^{*2}慶應義塾大学大学院理工学研究科
Graduate School of Science and Technology, Keio University

1. はじめに

昨年の秋から参加することとなった、内閣官房 AI・シミュレーションプロジェクト^{*1}にて、新規感染者の予測や緊急事態宣言などの各種政策の影響や、ワクチン接種戦略、ワクチンパスポート導入効果などを、マルチエージェントシミュレーションにて検証する研究に携わっている。この8月から9月にかけての第5波においては、8月頭でのシミュレーションにより、9月中旬までの第5波が急速に収束した展開を予測できるなど、1年かけてシミュレーターを進化させてきた。

本稿では、構築したマルチエージェントシミュレーターの、研究に着手してから現在までの変遷をまとめるとともに、シミュレーション研究に難しさや、新型コロナウイルス感染症対策分科会などに反映されるまでの難しさなどについて振り返る。

2. まずは Artisoc から

内閣官房 AI・シミュレーションプロジェクトに参加した際の我々の担当は、SNS(Twitter)や報道といったメディアから社会の動向を把握し、他のチームでのシミュレーションなどに活用することが目的であったが、感染状況の目紛しい変化の中、シミュレーションによる迅速な状況理解と予測を行う必要があることから、昨年10月になって急遽、シミュレーションにも着手することになったのが始まりである。恐らく、プロジェクトにおいて最も遅くにシミュレーションを開始したチームであろう。手持ちのシミュレーターといっても、以前、SNSにおけるデマや風評の拡散シミュレーションを行っていた際は、人をノードとするネットワークを情報が伝搬するモデルであった。

しかし、感染を拡大させる最大の要因は「人の移動による人と人との接触」であり、位置をノードとして、人に見立てたエージェントを移動させるモデルとする必要がある。そこで、まずは定番の構造計画研究所の Artisoc にサンプルとして掲載されている SIR モデルを動かすところからシミュレーターの構築を開始した。SIR といっても ABS では、エージェントをランダムに配置・移動させ、エージェント同士の接触時に感染が伝播していくモデルとして実装される（感染すると一定時間が経過して回復するか死亡となる）。平均場における拡散を

微分方程式として数理的に動きを把握するわけではなく、エージェントの配置やエージェント同士のインタラクション、エージェント自体の行動モデルなど多くの自由度があることが特徴である。ただし、今回の場合、エージェント同士のインタラクションは $S \rightarrow E \rightarrow I \rightarrow R$ に従うこととなる。

まず着手したのが人に見立てるエージェントの動き方である。標準的な SIR モデルでの人の動き方はランダムウォークのようなものであるが、現実の人がランダムに動き回るわけではない。無論、各人毎の行動様式を反映させることは非現実的である。全国や東京での感染状況の把握を行うことから、年齢層による差異までを考慮することとして、さらには緊急事態宣言などの政策による行動の度合いの制御が容易な行動モデルとする必要がある。となると、複雑ネットワーク科学の知見のある方なら自明であろう幕乗則に基づく移動様式にする考えが思い浮かぶ。

3. 幕乗則に基づく人の行動モデル

我々人の移動や行動は一般に幕乗則 ($C/x^{-\alpha}$) に従うことが知られている。移動距離であれば、日常生活における我々の移動はほとんどは近距離の移動、すなわち通勤・通学や日常的な買い物であるものの、また発生する出張などで新幹線や航空機を使った遠距離移動をする、ということである。著者であれば、自宅と大学間の移動が圧倒的な割合であるものの、年に十数回は数百キロを移動しての国内出張、そして、年に数回は数千キロを移動しての国際会議移動が発生する、といった具合である。無論、コロナ禍である現在は、海外出張はないものの、国内移動は頻度は少ないもののやはり発生しているし、普段と異なる移動ということでは、講演などでの普段と異なる移動も頻度は少ないものの発生している。

そして、幕乗則の別の解釈としては、ほとんどの人はあまり遠距離移動しないものの、ごく少数の人においては頻繁に長距離移動している、という見方もできる。

幕乗則において重要なのが幕指数の α である。この値が大きければ大きいほど長距離移動の頻度が低くなる。つまりは昨年の4月の緊急事態宣言の時のような、皆が移動の自粛をした状況である。一方、その後、人々の移動はアクティブとなり、第2第3と大きな感染の波となってしまった状況では α の値が小さくなってしまったと考えることができる。ここで重要なのが、第1波とそれ以降で α の値を変えた要因、別の言い回しをすれば行動変容をもたらした要因は何なのか、ということになるが、それが上述した Twitter や報道番組分析から推察

連絡先: 栗原 聡, 慶應義塾大学理工学部, 〒 223-8522
神奈川県横浜市港北区日吉 3-14-1, tel:045-566-1714,
satoshi@keio.jp

^{*1} <https://www.covid19-ai.jp/ja-jp/>

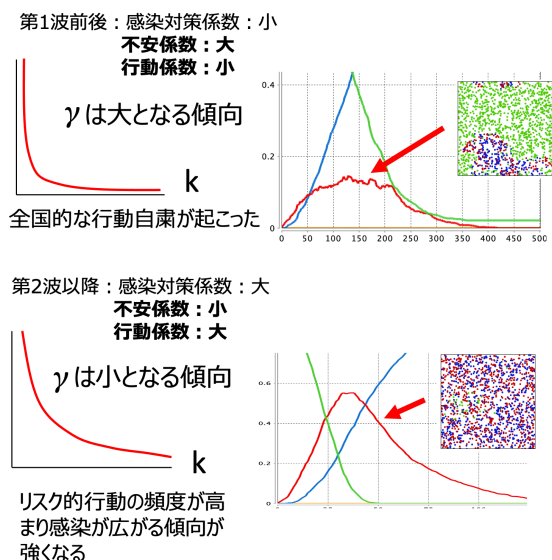


図 1: 冪乗則に基づく人の行動モデルでの感染拡散

することができる。

我々の自律神経系は、交感神経と副交感神経という2つの神経の綱引きにより構成されるが、我々の行動したいという欲求も、不安的要因からくる行動を自粛しようとする動機と、合理的解釈に基づき行動しようとする動機の綱引きによって、実際に行動する度合いが決まると考える。2つの要素をそれぞれ、不安係数と行動係数として表現すると、人の行動モデルを、

$$p(k) \propto k^{-\left(\frac{\text{不安係数}}{\text{行動係数}} \times \frac{\text{制限的政策}}{\text{経済的政策}} \right)}$$

のように表すことができる。

- 不安係数：未知に対する脅威がある状況で高く、脅威が去ると急激に低下する（動物的本能に近いもの）。
- 行動係数：若年齢ほど大きくなる（社会経済的な行動欲求）※不安要素がなくなることで上昇する。
- 制限的政策：緊急事態宣言や蔓延防止措置法のような政策により行動が抑制される度合い。
- 経済的政策：GOTO キャンペーンのような政策により行動が活性化される度合い。

不安係数が高いほど、そして行動係数が低いほど、 γ が大きくなり、人が行動しない傾向が強くなることを表現することができる。つまり、Twitter や報道番組分析から推察されることとして、第1波の頃は漠然として不安が大きく、緊急事態宣言のあり行動係数が低かったことから、人々の行動が抑制され、1波は収束した。Twitter 分析からは、有名人の訃報も結果的に効果があったと推察される。

しかし、その後は、「マスクさえすれば仕事は大丈夫」といった合理的判断に基づいて行動するようになり γ は小さくなり、結果として人と人の接触が増え、感染が拡大することとなった。図1に γ が小さい時と大きい時の感染の変化を示す。そして、上記2つに加え、行動を抑制する政策と活性化する政策を考慮すべく、2つの係数を追加している。

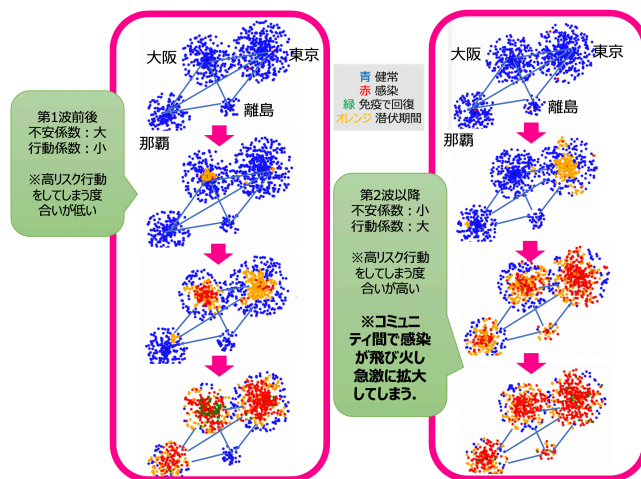


図 2: スモールワールド型の感染ネットワーク

ABS として残る課題がエージェントの移動の仕方である。こちらも容易に想像される通り、移動ネットワークとしてスモールワールド型とすることにした。この時点で Artisoc での構築に限界を感じ、Python での開発に移行することとした。

4. 人の移動ネットワーク

上記、人の行動モデルに加え、現実の感染拡散を理解するにはもう一つの要因が必要であり、それにより第2波よりも大きな第3波のような感染の拡大の発生を説明できる。病気の感染は人と人の接触で発生する。こと COVID-19 については飛沫感染が主たる感染経路である。日常生活において頻繁に会うメンバー集合をコミュニティと呼ぶとすれば、コミュニティに対して、外から感染が持ち込まなければそのコミュニティに感染が蔓延することはないのであり、コミュニティからコミュニティに感染が伝搬し、感染が持ち込まれたコミュニティ内では急速に感染が蔓延する。これがクラスターと呼ばれる現象である。つまり、我々の感染ネットワークはランダムなものではなく、密なコミュニティがお互いに接続されたスモールワールド型のネットワークであり、スモールワールド型の感染ルートにて感染が拡散するのであり、感染シミュレーションにおいても同様の感染ネットワークを構築する必要がある。

図4にシミュレーションを試行した例を示す。これは東京や大阪といった大都市と、沖縄などの離島を模した感染ネットワークである。東京エリアも複数のローカルエリアによるネットワークとして生成されている。これは、東京も新宿や渋谷といったローカルエリアの集合体として構成されてくることを再現したものである。そして、東京と那覇は一つの辺でのみ接続される。これが航空機や電車による移動ルートである。スモールワールドではショートカットとか弱い紐帯などと呼ばれる。

そして、この感染ネットワークにおいて個々のエージェントが上述する行動モデルに基づきべき則的に移動し、エージェント同士の接触時での感染は SEIR モデルに従うことでの感染拡散シミュレーションを行った際の感染の推移を示した。左は第1波前後、右がそれ以降である。左では離島に相当するコミュニティには感染が飛び火しなかったが、右では感染が飛び火し、コミュニティ全体に感染が蔓延してしまっている。これがより大きな感染拡散を起こす仕組みであると考えられる。

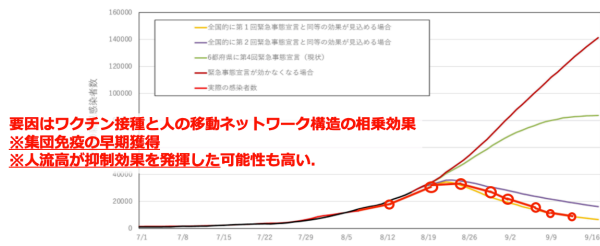


図 3: 第 5 波の予測

5. 基本骨格が整った後

冪乗則の γ 値を決めるパラメータの一つである不安係数は、SNS(Twitter)での感情分析や、報道番組での報道に登場した特徴的な単語などを指標として設定している。また、行動係数は年齢層別に設定している(若年齢層ほど大きくなる)。スモールワールド構造の移動ルートネットワークについては、冪乗則における、移動頻度が多いごく局所的な移動を想定したクラスター係数が大きなクラスターを最小単位とし、クラスターを複数隣接することで東京や大阪といった都市に見立てたエリアを構成することとした。各都市を構成するクラス多数は都市の人口に依存し、都市間の移動頻度は、ブログウォッチャーといった人の移動データから算出している。よって、 γ の値が大きくなれば都市間移動の頻度が低くなり、各クラスター内の移動ばかりとなる。以下、構築したシミュレーターを、現実の感染状況の分析に利用可能とするまでの工夫について記載する。

5.1 フィッティング

シミュレーションは現実の分析や予測のために、如何にして肝となるモデルやパラメータにて現実の性質を捉えることができるかが重要である。よって、現実の性質を分析することが目的であり忠実な再現は目的ではない、という意見もあるが、現実の性質をうまく捉えることができるのであれば、それは再現性も必然的に高くなる。そこで、まずは昨年の第 1, 2, 3 などの感染の波(高さや幅、波の形)の再現を試みた。ここで重要なのが、一度の試行で、例えば 1 年間分のシミュレーションを一気にやり、複数の感染波をその発生した時期までを再現する、というわけではない。SIR モデルでは一度 R となった状態はそのままであるが、もちろん、再感染可能な設定することで複数回の波を起こすことは可能であるが、現実での各感染波はそれぞれ独立した感染の拡散である。同じ人が複数回感染しているわけではない。各感染波ごとにフィッティングを行うこととした。結果的に提案するモデルにて各波を再現することができている。

5.2 緊急事態宣言や GOTO キャンペーンの影響の反映

緊急事態宣言による人の行動抑制は制限的政策係数を大きくすることで調整し、GOTO キャンペーンなどの行動促進政策は、経済的政策係数を大きくすることで容易にシミュレーションに反映することができる。

5.3 ワクチン接種の影響の反映

ワクチン接種の効果は単に $S \rightarrow E$ への感染確率を下げることで実現できる。シミュレーションでは、4 つの年齢層でそれぞれの年齢層でのワクチン接種速度と最終接種率を設定し、現実での接種に関するデータをそのまま利用している。また、アルファ型、デルタ型での感染率や、接種してからのワクチン効果の減少する度合い(1 回目接種, 2 回目接種を考慮)も現実

の最新のデータをそのまま利用している。

5.4 ワクチンパスポートの影響の反映

ワクチンパスポートの影響であるが、この政策により、接種者の行動が活性化され、感染増加に寄与する、といった意見もあるが、それは間違いであろう。ワクチンパスポートの効果は、これにより未接種者の行動が抑制されることにある。逆に言えば、接種者は積極的に移動した方がよいのである。接種者が移動することで、未接種者の移動を抑えることにつながり、未接種者がクラスター同士を接続するリンクを移動して感染を拡散することを防止することに繋がるからである。そこで、ワクチンパスポートの効果は、シミュレーションにおいては、未接種者の 2 割や 3 割が初回の緊急事態宣言レベルの行動抑制を受けるという設定にて実現されている。

5.5 抗体カクテルや投薬の効果の反映

抗体カクテルや投薬によりどれくらい重症者が減少するのか、そして、どれくらいの数を確保することで、重症化する人数を一定数に抑えることができるかをシミュレーションにて明らかにしようということである。まず、重症化は年齢によって異なるが、これについても現実にて調査されている数字をそのまま利用している。そして、シミュレーションにおいては、各時間ステップにおいて、まず感染して重症化するエージェントを求めた上で、ランダムに抗体カクテルを投与する。抗体カクテルは発症が確認されて投与することから、事前に重症化する人を狙って投与することはできない。そこで、ランダムに投与する中で予め重症化することが分かっていた人にどれくらい投与されることになるのかを求め、さらに抗体カクテルにより 100 % 重症化が抑えられる、という設定にて、重症化する人数を一定数とするために必要な投与数を逆に求めることで、必要な投与数を算出することを行った^{*2}。

6. 第 5 波の予測

無論、我々のシミュレーションモデルが 100 % 完全なものであるとは言えないものの、特別な設定などを入れることなく、提案モデルにて、図 3 のように、第 5 波の収束をかなり正確に予測できていたことも事実である。

第 5 波については、人流の変化がなく、むしろ増加している中で急速な収束に対して、分科会もが原因を明確に説明できないといった混乱が見られたが、AI・シミュレーションプロジェクトチームにおいては、我々以外のチームにおいても早期収束を予測できていた。図 3 の赤丸の線が実際の新規感染者数の推移であり、黄色の線がシミュレーションでの予測である。ここで、黄色は全国的に初回の緊急事態宣言レベルの人流抑制があった設定であった。しかし、現実には人流はそこまで抑制されてはいなかった。では、なぜ、初回の緊急事態宣言レベルとした場合の予測結果と合致したのであろうか。

無論、ワクチンの効果によるものであるが、我々はもう一つの可能性があると考えている。それがスモールワールド型の人の移動ネットワークによる効果である。人同士がランダムに接する平均場において集団免疫効果が発揮されるには 90 % 程度の接種率である必要があるが、現時点での日本の接種率は 75 % 程度である。しかし、現実での人と人の接触は平均場にて起こるのではなく、上記スモールワールド型のネットワークにおいてである。この場合、仮に接種者が優先的にクラスター間を移動するのと、未接種者が移動するのでは大きな差が出る。

^{*2} 実際は抗体カクテルの効果は 80 % 程度であり、その設定でのシミュレーションを実施中である。

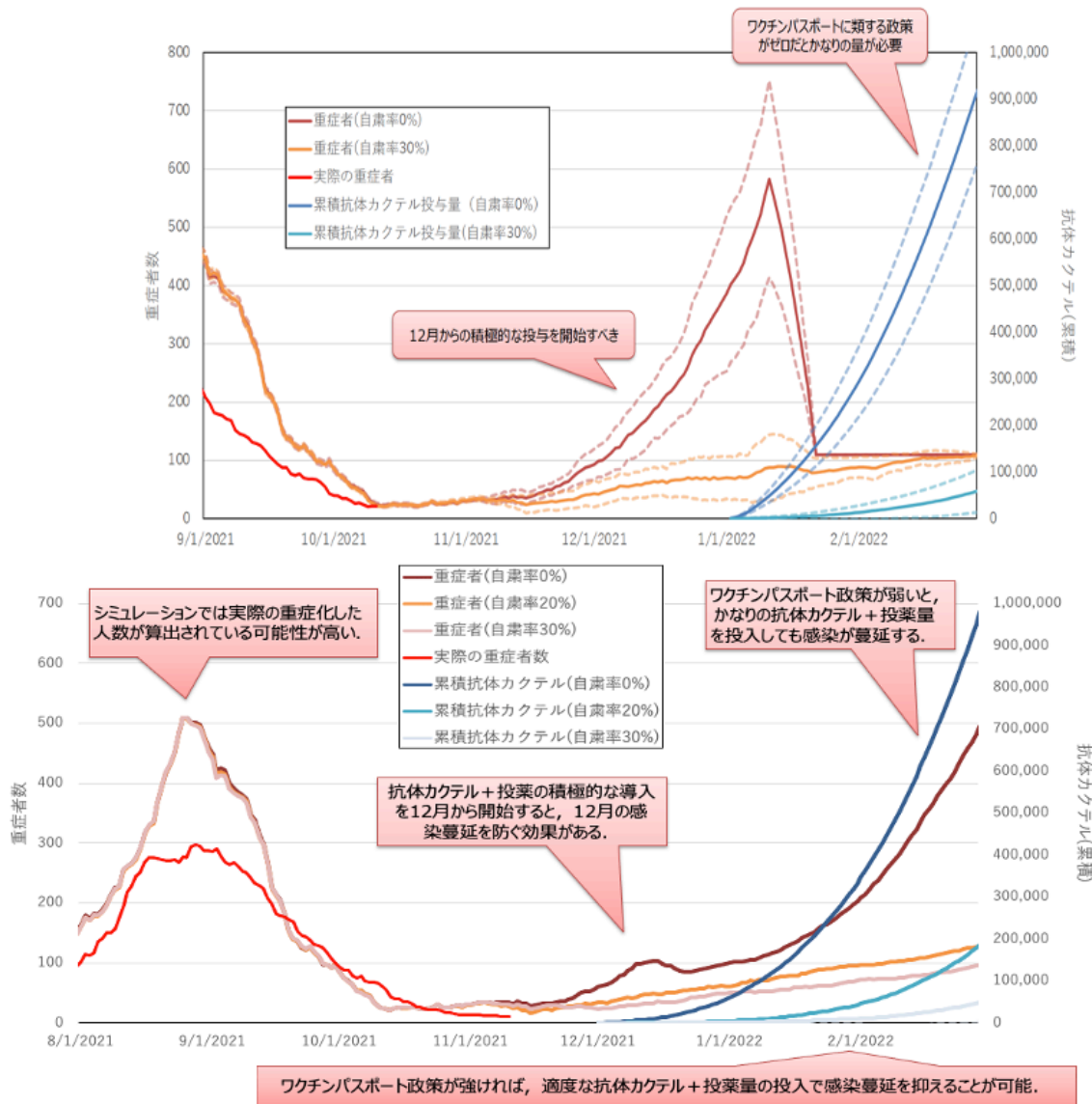


図 4: 東京都での第 6 波の予測

つまり、現実での集団免疫効果は 90 % よりも低いことが想定される (現在検証中である)。

7. 最新のシミュレーション結果

さて、図 4 が最新のシミュレーションによる感染状況予測結果である。2 回目接種後 8 ヶ月経過した人の 90 % が順次 3 回目の接種を行う設定で 12 月開始としている。3 回目の接種後のワクチン効果低減は 2 回目接種後と同じ設定。また、ワクチンパスポートについては 30 % の未接種者が抑制されるケースと、比較のために、ワクチンパスポートに類する政策が全く実施されなかったケースについてシミュレーションしてある。抗体カクテルや投薬の積極的な適用は年上げ上の図 4(上) が 1 月から開始とした場合、同じく下は 12 月から開始とした時のシミュレーション結果である。

すると、3 回目接種を実施しても、ワクチンパスポート政策が未実施であると大きな 6 波となることが分かる。これは、3

回目の接種開始が遅すぎることが原因である (図 5 参照)。8 月時点で、我々は 3 ヶ月後もしくは 4 ヶ月後の 3 回目接種を主張しており、こうすることで年末からの感染拡大を抑えることはできたのですが、誠に残念である。12 月からの開始だと、接種が感染拡大に追いつかないということになる。なかなかシミュレーションチームの結果が中央で反映されないジレンマを強く感じるところである。

無論、このケースでは緊急事態宣言に類するサーキットブレーカーが確実に発動されることから、このような波となることは考えにくい。が、ワクチンパスポートにより未接種者の 30 % が抑制されるだけでも劇的な効果があることが分かる。やはり人と人の接触の制御が感染の主要な対策であることが分かる。

そして、抗体カクテルや投薬の必要数についても、ワクチンパスポート未実施において、重症者数を 110 名程度で維持させるようになると数十万ショットが必要になるものの、ワクチンパスポートの適切な導入による必要数が大きく減少するこ

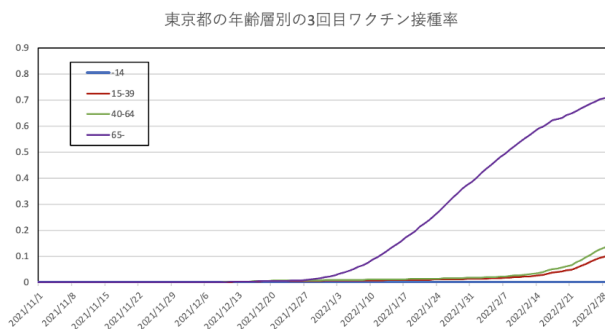


図 5: 3 回目ワクチン接種の推移

とも分かる。投薬の確保には巨額の費用が必要となるのに対して、ワクチンパスポートは導入しやすい。

そして、抗体カクテル+投薬の積極的投入の時期においては、これを 12 月に開始するのと、1 月から開始するのでは大きな差が出る。無論、12 月から発生が予想される感染拡大を抑えるには 12 月からの投与が必要となる。

そして、興味深いのがグラフの左側の 8 / 1 から 10 / 11 にかけての実際の重症者数と、シミュレーションにて算出された重症者数の差である。当初はフィッティングのミスと考えたが、議論の結果恐らくはシミュレーションでの数字の方が正しいと考えられる。実際の重症者数は医療機関に入院し ICU に収容されて重症者と診断された人数であり、第 5 波において収容可能人数を大きく超える感染者が発生し、ホテルや自宅療養中に重症化してしまった人数が相当数存在したことが推察される。シミュレーションはこの数字も含まれている。

8. 関連研究動向

COVID-19 での感染者数についての研究は大きく統計に基づく分析・予測と、SIR モデルなどの群知能型のモデルなどを基盤とするエージェントシミュレーションに基づくものに大別できる [Veera 2020][Dinh 2020][Hilla 2020]。大量のデータでの統計処理が可能であることから、比較的直近の予測であれば統計手法は有用であるが、感染は人の移動で起こることから、緊急事態宣言などの政策の効果を検証するには、人の行動に着目したシミュレーションが必須である。ただし、SIR モデルなどを基盤とするものは散見されるが、乗乗則に基づく行動モデルや感染ネットワークなどを複合的に組み合わせた感染モデルでのシミュレーション例は少ない。SIR モデルのみでは人の移動の仕方の影響までを考慮することはできない。

人の行動モデルに着目した研究としては大澤らの研究 [Osawa 2020] や倉橋らの研究 [Kurahashi 2020] がある。これら 2 つの研究はアプローチがそれぞれ異なるものの、ほぼ同じ結論に達してところが興味深い。[Osawa 2020] では、人をノードとしてスケールフリーネットワークでの感染ネットワークを構成し、感染自体が移動するシミュレーションモデルを構築している。

9. まとめ

今回のコロナ禍での感染状況の把握や予測における社会シミュレーションへの期待への高まりを感じる。統計的手法や学習による予測では、直近の予測や、過去に予測するに意味のある潤沢なデータがあれば有効であるが、現実はその簡単ではな

い。津波や天候予測シミュレーションなどは物理法則に基づくシミュレーションであるが、社会シミュレーションでの最小単位は最も難解な複雑システムである「人」である。統計や機械学習（当面は）で予測できるわけがない。そうなるといよいよ社会シミュレーションの出番となる。しかし、社会シミュレーション研究分野においても、まだまだ課題山積である。今回の著者らの取り組みにおいても、気候の影響はフィッティングにより、暗に今回設定したパラメータにその影響が入り込んでしまっている。また今回は年齢層による分割のみであるが、実際は家族構成や職業といった切り口での分類も有用であろう。また、シミュレーションでの 1 ステップは現実での 1 日であるがこれも粗い。もっと多様なマルチスケールで統合的なシミュレーターを構築する必要があるが、今後、そのようなチャレンジに向けた研究のトレンドも到来するのではないかと思います。

謝辞

本研究は、内閣官房 COVID-19 AI・シミュレーションプロジェクトの助成を受けたものである。

参考文献

- [Veera 2020] M. Veera Krishna, Mathematical modelling on diffusion and control of COVID-19, Infectious Disease Modelling 5, pp. 588-597, 2020.
- [Dinh 2020] Ly Dinh, and Nikolaus Parulian, COVID-19 pandemic and information diffusion analysis on Twitter, 83rd Annual Meeting of the Association for Information Science & Technology October, pp. 25-29, 2020.
- [Hilla 2020] Hilla De-Leon, and Francesco Pederiva, Particle modeling of the spreading of coronavirus disease (COVID-19), Phys. Fluids, Vol. 32, No. 087113, pp. 1-8, 2020.
- [Osawa 2020] Yukio Ohsawa, and Masaharu Tsubokura, Stay with your community: Bridges between clusters trigger expansion of COVID-19, PLOS ONE, Vol. 15, No. 12, e0242766, <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0242766>, 2020.
- [Kurahashi 2020] 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, pp. 1-8, 2020.