

# 数理モデルを用いた感染症のシミュレーションと考察

徐 海燕<sup>1</sup> 史 一華<sup>2</sup>

**概要:** 現在新型コロナウイルス感染症が大流行し、変異株も次々と現れている。社会活動を継続するためには、人々の行動がどのように感染症の蔓延に関係するかをさまざまな角度からシミュレーションを行う必要がある。本稿では、人々は年齢・習慣・仕事環境によってさまざまなグループに分けられ、感染対策も異なるという点に注目し、異なるグループの特徴を捉えるように数理モデル SEIR を拡張する。その上で、東京都や福岡市などの感染者情報と比較しながらシミュレーションを行い、その結果を報告する。

**キーワード:** 数理モデル SEIR, コロナウイルス感染, ワクチン接種, Python, シミュレーション

## Simulation of the COVID-19 Outbreak with a Modified SEIR Model

HAIYAN XU<sup>†1</sup> YIHUA SHI<sup>†2</sup>

**Abstract:** In this paper, we extend the mathematical model SEIR to respond to the current COVID-19 infection situation in Japan. Using the new model, we perform simulations with open data on covid-19 positive patient information and vaccination data in both Tokyo and Fukuoka city and report the results.

**Keywords:** Mathematical model SEIR, COVID-19 virus, vaccination, Python, simulation

### 1. はじめに

新型コロナウイルス感染が大流行し、またデルタ株やオミクロン株など変異株が次々と現れる中、外出を控え、会食を控え、マスクの着用、テレワーク、休校、蔓延防止措置など様々な感染対策が取られている。しかし、社会活動を継続する中で様々な行動制限の長期化に連れ、感染対策に対する負担や惰性も現れ、より有効な行動制限を理解するためには、もっと人々の行動が感染拡大の関係を見えるようなシミュレーションが必要である。特に数理モデルを用いたコロナウイルス感染の予測に関する研究が盛んに行われている[2][3][10][12]。中でも広く知られているのが、Google の新型コロナウイルス感染に関する予測サービス[4]にも利用した SEIR モデル[9]である。

SEIR モデルは、ある一つの閉じた世界で人口の移動がなく、一通りの固定したパラメータでシミュレーションを行うようになっている。しかし、人々は年齢・習慣・仕事環境によって様々なグループに分けられ、各々の行われる感染対策も異なる。例えば、年齢層からは、若年層、中年層、高齢層に分けられる。それぞれのグループにおいては、感染予防・行動制限・リスクなどの面で明確な違いがある。また、社会活動における感染症予防対策という観点から見た場合は、人々をできるだけ行動を制限し、感染防止対策を厳重に行う「慎重」グループ、感染対策を十分意識しながら制限的な行動をする「普通」グループ、感染防止の意

識が低く、ほぼ感染前と同じ行動をする「活動」グループに分けられる。さらに、特定の組織に限定すると、テレワークを行うグループとしないグループ、会食時にマスクをつけて会話するグループとそうでないグループに分けられる。

本稿では、このように異なるグループの特徴をうまく取れえるように、異なる属性を持つ複数のグループ同時に扱えるように SEIR モデルを拡張する。グループ分けることで、グループ内とグループ間の接触率、接触人数、感染確率などのパラメータをより詳細に記述できるようになる。また、このモデルによるシミュレーションの結果を評価するために、感染症に関する多くのオープンデータ：感染爆発当初から今日までの詳細の感染データ・人口の年齢構成・ワクチン接種状況[15][16][17][18]を使って、検証を行う。シミュレーションは Python の scipy パッケージにある微分方程式の数値解析用モジュール odeint[11]を利用している。

本稿は、次のように構成される。2 章では数理モデルに関する基本的事項を述べる。3 章で、グループ分けも扱う SEIR2G, SEIR3G モデルを定義する。4 章では、まず福岡市や東京都の第 6 波での年代別の感染者数を可視化し、SEIR3G モデルに基づくシミュレーションの結果を報告する。異なる接種率の下での 3 回目のワクチン接種のシミュレーション、グループ間に移動のある場合のシミュレーションも行い、結果を報告する。5 章は全体のまとめである。

<sup>1</sup> 福岡工業大学情報工学部情報工学科  
Dept. of Computer Science and Engineering, Fukuoka Institute of Technology

<sup>2</sup> 西南学院大学商学部経営学科  
Department of Business Management, Seinan Gakuin University

## 2. 基本的事項

感染症流行の数理モデル SIR モデルでは、局地的な封鎖総人口  $N$  の集団を  $S$  (未感染者),  $I$  (感染者),  $R$  (隔離・免疫獲得者) という 3 つに分類し、それぞれの変化を以下のような常微分方程式システムによって表される[10].

$$\frac{dS(t)}{dt} = -\beta S(t)I(t) \quad (1)$$

$$\frac{dI(t)}{dt} = \beta S(t)I(t) - \gamma I(t) \quad (2)$$

$$\frac{dR(t)}{dt} = \gamma I(t) \quad (3)$$

ここで  $\beta$  は感染率,  $\gamma$  は隔離率である. 総人口  $N$  は定数と仮定する.

$$N(t) = S(t) + I(t) + R(t)$$

すなわち, その該当エリアについては外部地域との間で人口移動がなく, 式(1), (2)と(3)の合計はゼロである. 感染者でも, 隔離されると, 他人へ感染しなくなるので,  $I$ (感染者)から外され,  $R$  (隔離・免疫獲得者)に移動されることに注意する.

SEIR モデルは SIR モデルに感染してから感染性を持つまでの感染性待ち時間 (latent period) の状態を加えたモデルである. SEIR モデルについての式を数式 (4) から (7) に表す.

$$\frac{dS(t)}{dt} = -\beta S(t)I(t) \quad (4)$$

$$\frac{dE(t)}{dt} = \beta S(t)I(t) - \varepsilon E(t) \quad (5)$$

$$\frac{dI(t)}{dt} = \varepsilon E(t) - \gamma I(t) \quad (6)$$

$$\frac{dR(t)}{dt} = \gamma I(t) \quad (7)$$

ここで,  $\varepsilon$  は感染待ち時間の逆数である. 同じく総人口  $N$  は定数と仮定する.

$$N(t) = S(t) + E(t) + I(t) + R(t)$$

SIR と SEIR モデルの模式図をそれぞれ図 1 (a)(b)に示す.

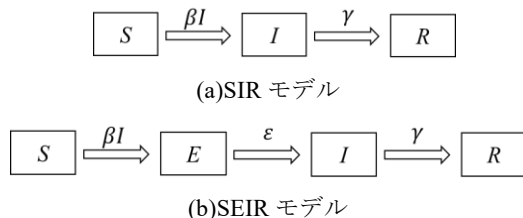


図 1 SIR, SEIR モデルの模式図

Figure 1 Schematic diagram of the SIR and SEIR model.

さらに, ワクチン接種を行う場合は SIR においても, SEIR においても  $S$  (未感染者) から  $R$  (免疫獲得者) へのラベルが接種率  $\omega$  である遷移があり, 式(4)に「 $-\omega S(t)$ 」, 式(7)に「 $\omega S(t)$ 」という項がそれぞれ加えられる.

## 3. グループ分けモデル

### 3.1 SIR モデルの拡張

総人口  $N$  の集団を人口が  $N_1$  と  $N_2$  の二つのグループからなるとし,  $S_i, I_i, R_i (S_2, I_2, R_2)$  をそれぞれのグループの未感染者, 感染者, 免疫獲得者とする.  $m_{ij}$  は一日一人当たり未感染者  $S_i$  と感染者  $I_j$  の接触人数,  $p_{ij}$  は接触ごとに感染が生じる 1 日あたりの確率であり,  $i, j=1, 2$  である.  $S_i$  と  $I_j$  の接触における感染率  $\beta_{ij}$  は, 次のように計算される.

$$\beta_{ij} = \frac{m_{ij} * p_{ij}}{N_i}$$

SIR2G モデルの方程式は, 式(8)-(10)である[13]. ただし,  $i=1, 2$  である.

$$\frac{dS_i(t)}{dt} = -\beta_{i1} S_i(t) I_1(t) - \beta_{i2} S_i(t) I_2(t) \quad (8)$$

$$\frac{dI_i(t)}{dt} = \beta_{i1} S_i(t) I_1(t) + \beta_{i2} S_i(t) I_2(t) - \gamma I_i(t) \quad (9)$$

$$\frac{dR_i(t)}{dt} = \gamma I_i(t) \quad (10)$$

また,  $S_i + I_i + R_i = N_i (i=1, 2)$ ,  $N = N_1 + N_2$ ,  $S = S_1 + S_2$ ,  $I = I_1 + I_2$ ,  $R = R_1 + R_2$  である.

式(9)から分かるように, グループ 1 とグループ 2 の感染者  $I_1$  と  $I_2$  の変化は, それぞれ  $I_2$  と  $I_1$  の影響も受ける.

$\beta_{ij} (i \neq j)$  によって影響の大きさを調整できる.

SIR2G モデルの模式図を図 2 に示す.

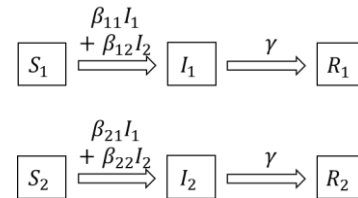


図 2 SIR2G モデルの模式図

Figure 2 Schematic diagram of the SEIR2G model.

SIR2G モデルにおいて, 次の性質が成立つ.

まず, 二つのグループ間の接触がゼロなら,  $\beta_{12}$  と  $\beta_{21}$  ともにゼロになり, SIR2G モデルの方程式は式(1)-(3)をそれぞれのグループに適用した式に退化する.

次に,  $\beta_{ij}$  がすべて同じ  $\beta$  ならば,  $i=1, 2$  の式(8)の合計が式(1)に,  $i=1, 2$  の式(9)の合計が式(2)に,  $i=1, 2$  の式(10)の合計が式(3)にまとめられる.

さらに,  $\beta_{11} = \beta_{12} = \beta_1$ ,  $\beta_{21} = \beta_{22} = \beta_2$  ( $\beta_1 \neq \beta_2$ ) ならば,  $I = I_1 + I_2$  より, 次の(11)-(12)の方程式が成立つ.

$$\frac{dS_i(t)}{dt} = -\beta_i S_i(t) I(t) \quad (i = 1, 2) \quad (11)$$

$$\frac{dI_i(t)}{dt} = \beta_i S_i(t) I(t) - \gamma I_i(t) \quad (i = 1, 2) \quad (12)$$

(10)-(12)を  $i=1,2$  でまとめると, (13)-(15)の方程式になる.

$$\frac{dS(t)}{dt} = -\beta_1 S_1(t)I(t) - \beta_2 S_2(t)I(t) \quad (13)$$

$$\frac{dI(t)}{dt} = \beta_1 S_1(t)I(t) + \beta_2 S_2(t)I(t) - \gamma I(t) \quad (14)$$

$$\frac{dR(t)}{dt} = \gamma I(t) \quad (15)$$

グループ分けることによって, 接触数をグループ間やグループ内  $m_{ij}(i,j=1,2)$ , 感染確率  $p_{ij}$  の値に応じてシミュレーションを行うことができるようになる.

### 3.2 SEIR モデルの拡張

SEIR モデルも同様に方程式 (16) - (19)である SEIR2G に拡張できる. ただし,  $i=1,2$  である.

$$\frac{dS_i(t)}{dt} = -\beta_{i1} S_i(t)I_1(t) - \beta_{i2} S_i(t)I_2(t) \quad (16)$$

$$\frac{dE_i(t)}{dt} = \beta_{i1} S_i(t)I_1(t) + \beta_{i2} S_i(t)I_2(t) - \varepsilon E_i(t) \quad (17)$$

$$\frac{dI_i(t)}{dt} = \varepsilon E_i(t) - \gamma I_i(t) \quad (18)$$

$$\frac{dR_i(t)}{dt} = \gamma I_i(t) \quad (19)$$

グループ分けは, 場合によっては若年層, 中年層, 高齢層のように3つになる必要がある. それに対応する SEIR3G モデルは次のようになる. ここで,  $i=1,2,3$  である.

$$\frac{dS_i(t)}{dt} = -\beta_{i1} S_i(t)I_1(t) - \beta_{i2} S_i(t)I_2(t) - \beta_{i3} S_i(t)I_3(t) \quad (20)$$

$$\frac{dE_i(t)}{dt} = \beta_{i1} S_i(t)I_1(t) + \beta_{i2} S_i(t)I_2(t) + \beta_{i3} S_i(t)I_3(t) - \varepsilon E_i(t) \quad (21)$$

$$\frac{dI_i(t)}{dt} = \varepsilon E_i(t) - \gamma I_i(t) \quad (22)$$

$$\frac{dR_i(t)}{dt} = \gamma I_i(t) \quad (23)$$

東京都でのコロナ感染の第6波が, 最初は20代・30代から始まり, 段々子供や高齢者に拡大している. SEIR3G モデルを利用すると, 時間とともに各グループにおける感染状況や全体に占める割合の変化をシミュレーションできるようになる. ここでは, 異なるグループに対して隔離率  $\gamma$  や感染待ち時間の逆数  $\varepsilon$  を同一に設定しているが, グループによって, 隔離率  $\gamma$  や感染待ち時間の逆数  $\varepsilon$  が異なる場合には, グループごとに適した  $\gamma_i$  や  $\varepsilon_i (i=1,2,3)$  を設定すればよい.

### 3.3 ワクチン接種も反映

ワクチン接種が行われた場合に, SIR モデルでも SEIR モ

デルでも, 未感染者  $S$  から隔離・免疫獲得者  $R$  へのラベルが接種率  $\omega$  である遷移を追加することになる (図3). SEIR2G (SEIR3G) モデルにおいても, それぞれの  $S_i$  から  $R_i$  へのそれぞれの接種率  $\omega_i$  をラベルとする遷移を追加することになる. 方程式(16)や(20)においては, 「 $-\omega_i S_i(t)$ 」, 方程式(19)や(23)においては, 「 $+\omega_i S_i(t)$ 」項が加えられる.

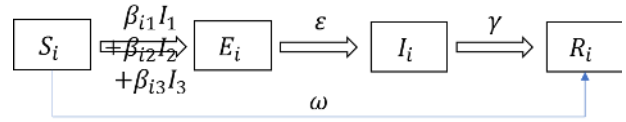


図3 ワクチン接種も扱う SEIR3G モデルの模式図

Figure 3 Schematic diagram of the SEIR3G model

with vaccinations.

### 3.4 グループ間に移動がある SEIR3G モデル

感染拡大に応じて, 人々は各自の行動を変えるので, 本節では, 感染対策をベースに人々を3つのグループに分けるモデルを定義する.

- 慎重  $G_1$ : 十分な感染対策をし, 行動をかなり自制
- 普通  $G_2$ : 感染対策して, 行動をある程度自制
- 活動  $G_3$ : 感染対策は不十分で, 活動的な人

感染状況が厳しくなると, 一定の人が  $G_3$  から  $G_2$  に,  $G_2$  から  $G_1$  に移動する. 逆に, 感染状況が落ち着いてくると, 一定の人が  $G_1$  から  $G_2$  に,  $G_2$  から  $G_3$  に移動する.

グループ間の移動率を  $\alpha$  とすると, SEIR3G モデルの式 (20)は, 感染状況が落ち着いてくる場合は  $i=1,2,3$  別に次のような  $S_i$  から  $S_{i+1} (i=1,2)$  へ移動率が  $\alpha$  である3つの式になる.

$$\frac{dS_1(t)}{dt} = -\beta_{11} S_1(t)I_1(t) - \beta_{12} S_1(t)I_2(t) - \beta_{13} S_1(t)I_3(t) - \alpha S_1(t) \quad (20-1)$$

$$\frac{dS_2(t)}{dt} = -\beta_{21} S_2(t)I_1(t) - \beta_{22} S_2(t)I_2(t) - \beta_{23} S_2(t)I_3(t) + \alpha S_1(t) - \alpha S_2(t) \quad (20-2)$$

$$\frac{dS_3(t)}{dt} = -\beta_{31} S_3(t)I_1(t) - \beta_{32} S_3(t)I_2(t) - \beta_{33} S_3(t)I_3(t) + \alpha S_2(t) \quad (20-3)$$

同様に, 感染状況が厳しくなる場合では式(20)は  $i=1,2,3$  別に次のような  $S_{i+1}$  から  $S_i (i=1,2)$  へ移動率が  $\alpha$  である3つの式になる.

$$\frac{dS_1(t)}{dt} = -\beta_{11} S_1(t)I_1(t) - \beta_{12} S_1(t)I_2(t) - \beta_{13} S_1(t)I_3(t) + \alpha S_2(t) \quad (20-4)$$

$$\frac{dS_2(t)}{dt} = -\beta_{21} S_2(t)I_1(t) - \beta_{22} S_2(t)I_2(t) - \beta_{23} S_2(t)I_3(t) + \alpha S_3(t) - \alpha S_2(t) \quad (20-5)$$

$$\frac{dS_3(t)}{dt} = -\beta_{31} S_3(t)I_1(t) - \beta_{32} S_3(t)I_2(t) - \beta_{33} S_3(t)I_3(t) - \alpha S_3(t) \quad (20-6)$$

グループ間に移動のある SEIR モデルの模式図は図 4 に示している. 感染状況に応じて  $S_i$  から  $S_{i+1}$  へ, または  $S_{i+1}$  から  $S_i$  ( $i = 1, 2$ ) への片方向の移動がある.

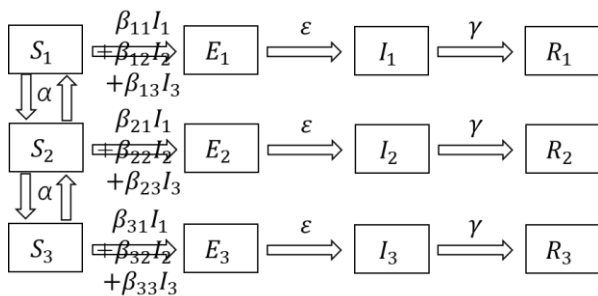
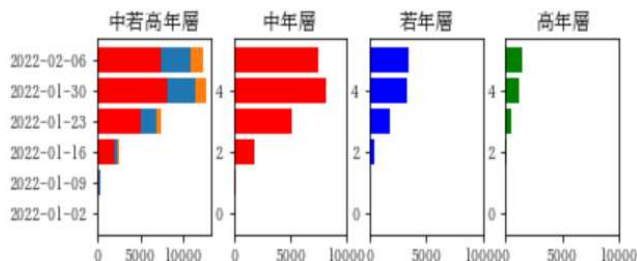


図 4 グループ間に移動のある SEIR モデル  
Figure 4 Schematic diagram of the SEIR3G model with moving between groups.

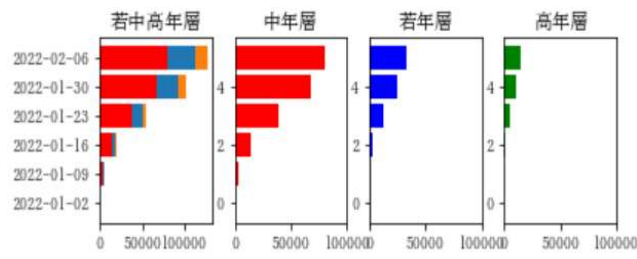
## 4. シミュレーションと考察

### 4.1 年齢層によるグループ分け

厚生労働省や各都道府県ともに新型コロナウイルス感染者情報のデータ性別・年代別陽性者数を提供している. 本稿では, 主に福岡市と東京都新型コロナウイルス感染症陽性患者発表情報を利用する[15][17]. 図 5(a)と(b)は, 感染者の年代は 10 代までを「若年層」(グループ 1), 20 代から 50 代までを「中年層」(グループ 2), 60 代以上を「高齢層」(グループ 3) に前処理した上, 週単位でクロス集計して可視化したグラフである(1 月 2 日~2 月 6 日).



(a) 福岡市(1/2~2/6)



(b) 東京都(1/2~2/6)

図 5 陽性患者年代別集計グラフ

Figure 5 Aggregate graph by age group of positive patients in Fukuoka city and Tokyo.

感染は 20 代~50 代の中年層グループから始まり, 時間経過と共に 10 代までの若年層グループ, そして, 60 代以上の高齢層グループに拡大していることが分かる.

### 4.2 シミュレーションとその結果

シミュレーションは Python の `scipy` パッケージ内のモジュールの 1 つであり, 微分方程式の数値解を簡単に得られるモジュール `odeint`[11]を利用して行っている. まず SEIR3G モデルに基づくシミュレーションでは, 式(20)-(23)を微分方程式として定義し, 福岡市や東京都が公開している統計情報[16][18]で「若年層」(G1)「中年層」(G2)「高齢層」(G3)に従って人口総数  $N_i$ を設定し, グループ内と間の感染確率  $p_{ij}$ と接触人数  $m_{ij}$ は次のように設定している.

$$p_{11} (= 0.03) > p_{22} (= 0.025) > p_{33} (= 0.0125)$$

$$p_{12} = (p_{11} + p_{22}) / 2, p_{13} = p_{33}$$

$$p_{21} = (p_{11} + p_{22}) / 2, p_{23} = p_{33}$$

$$p_{31} = (p_{11} + p_{33}) / 2, p_{32} = (p_{22} + p_{33}) / 2$$

$$m_{11}(=20) > m_{12}(=4) > m_{13}(=2)$$

$$m_{22}(=30) > m_{21}(=5) > m_{23}(=3)$$

$$m_{33}(=10) > m_{32}(=4) > m_{31}(=1)$$

時間軸は 11 月 25 日から,  $\beta_{ij}$ は,  $m_{ij} * p_{ij} / N_i$  で計算する. まず福岡市の場合から報告する. 11 月 25 日に福岡市中年層の中で感染者一人だけなので, 無症状者をその 5 倍として初期値を設定している(福岡市の 2021 年 12 月 31 の年齢別人口[16]に従って,  $N_1 = 273239$ ,  $N_2 = 831755$ ,  $N_3 = 427872$  に設定).

$$\text{Init} = [N_1, 0, 0, 0, N_2 - 20, 15, 5, 0, N_3, 0, 0, 0]$$

シミュレーションの結果を図 6 に示している. 中年層が一番早く感染が始まり 54 日目でピーク(304629 人, 36.6%)を迎え, 若年層が一番早く(52 日目)高くピーク(102709 人, 37.6%)を迎え, 高齢層が一番遅く(62 日目)緩やかなピーク(116204 人, 27.2%)という結果になっている. グループ間の時間順関係は, 図 5 と同じ傾向であることが分かる.

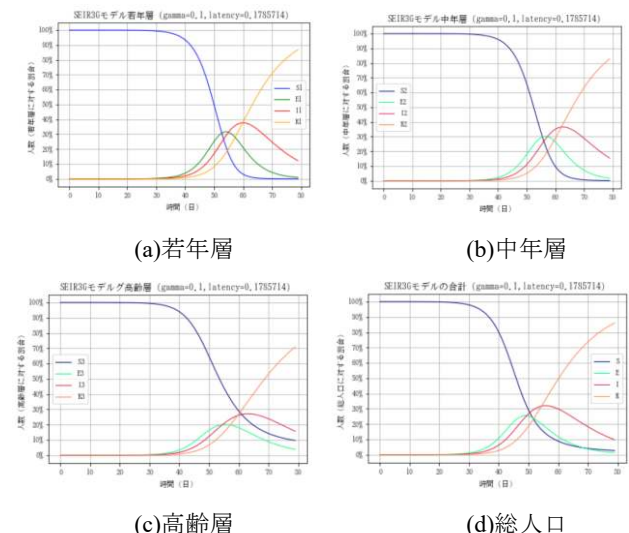


図 6 SEIR3G モデルの福岡市に対する結果

Figure 6 Time evolution of S (blue line), I (red line), E (green line) and R (orange line) of SEIR3G model for Fukuoka City.

東京都の場合では, 11 月 25 日の感染状況(若年層 6 人, 中年層 19 人, 高齢層 1 人)に無症状も見込んで次のように

設定している(東京都統計都[18])に従って,  $N1 = 2069013$ ,  $N2 = 7432467$ ,  $N3 = 3795608$  と設定). それ以外は福岡市と同じ設定にしている.

$$\text{Init} = [N1-30, 18, 12, 0, N2-100, 60, 40, 0, N3, 0, 0, 0]$$

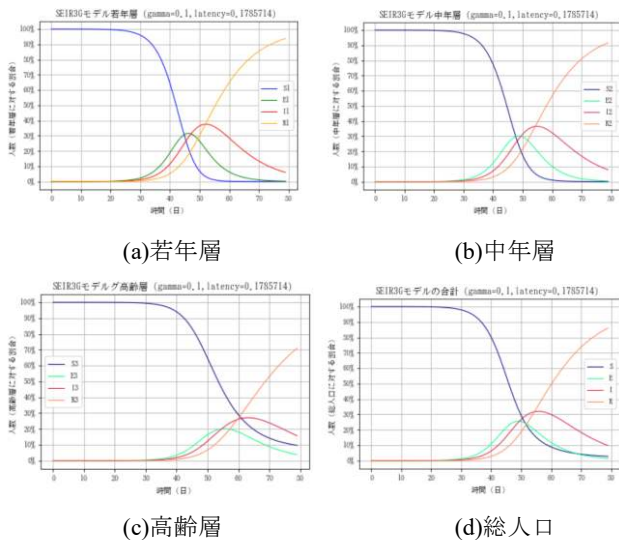


図7 SEIR3Gモデルの東京都に対する結果

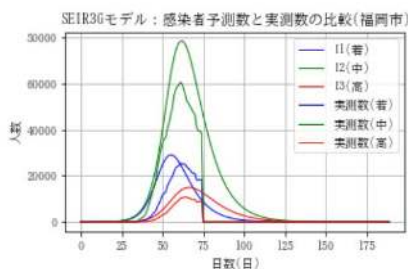
Figure 7 Time evolution of S (blue line), I (red line), E (green line) and R (orange line) of SEIR3G model for Tokyo.

シミュレーション結果を示している図7から各年齢層間の関係は福岡市の結果と同じ傾向である. 中年層グループが一番早く感染が始まり 55 日目でピーク(2719737 人, 36.6%)を迎え, 若年層が一番早く(52 日目)高くピーク(779062 人, 37.7%)を迎え, 高齢層が一番遅く(63 日目)緩やかなピーク(1027964 人, 21.9%)という結果になっている.

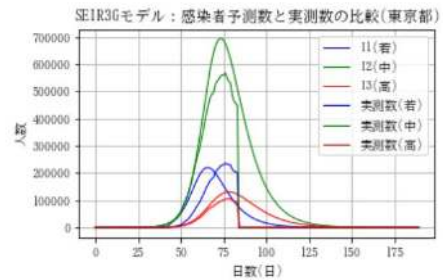
実際の感染者数と比べると, 予測の結果が遥かに多いので, その理由は, シミュレーションで用いたパラメータは感染急拡大前で各グループの活動状態をベースにしたものである. しかし, 感染の急拡大で多くの人はずで自分の行動を変えたはずである. そこで, 仮に 3 割の人は自分の行動変えずに, 十分の感染対策取っていないと仮定して, 人口の 3 割  $\text{rate} = 0.3$  で人数を調整する.

$$N1=N1*\text{rate}, N2=N2*\text{rate}, N3=N3*\text{rate}*0.5$$

実際に福岡市と東京都の 22 年 2 月 15 日までの検出した実際の感染者数から感染者の実測数を推定し, 図 8(a)と図 8(b)にプロットした. モデルの予測数と実測数(ギザギザ線)との比較から, 両者の差が詰めてきていることが分かる.



(a) 福岡市



(b) 東京都

図 8 予測数と実測数の比較

Figure 8 Comparison of predicted and measured numbers.

### 4.3 ワクチン接種も取入れたシミュレーションの結果

岸田総理が, 2 月 7 日に現在の一日 50 万回程度の接種から一日 100 万回接種の実現を目指すよう関係閣僚に指示された. これが実現される仮定の下での東京都に対してワクチン接種も取入れたシミュレーションを行う.

シミュレーション結果を図 9 に示している. 年齢層に応じた接種率を設定しており, 高齢層の接種率が 2 回目の接種率 0.003 とし, 中年層の接種率は高齢層(0.003)の半分, 若年層の接種率はゼロという設定である. ワクチン接種なしの場合(図 7)と比較しやすいように, 初日を東京都実際にワクチン接種開始の 12 月 1 日ではなく, 2021 年 11 月 25 日に設定している.

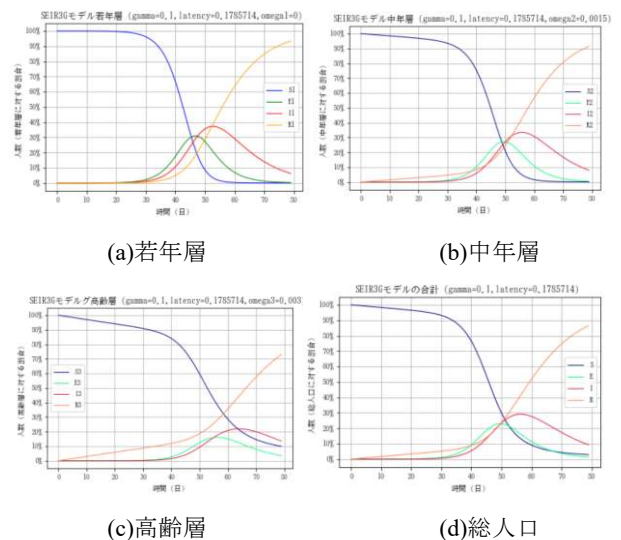


図 9 東京都に対するワクチン接種も取入れた結果

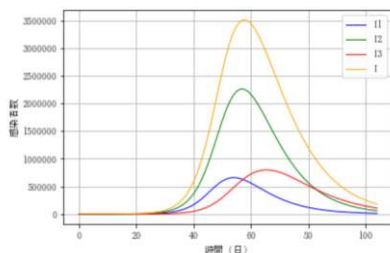
Figure 9 Time evolution of S (blue line), I (red line), E (green line) and R (orange line) of SEIR3G model for Tokyo with vaccination.

図 9 では, 中年層グループが 56 日目でピーク(2492432 人, 33.5%, ワクチン接種なしより 227305 人減), 若年層が一番早く(53 日目)高くピーク(770862 人, 37.3%, 接種なしより 8200 人減)を迎え, 高齢層が一番遅く(64 日目)緩やかなピーク(833781 人, 21.9%, 接種なしより 194183 人減)という結果を示している. すなわち, ワクチン接種なしの

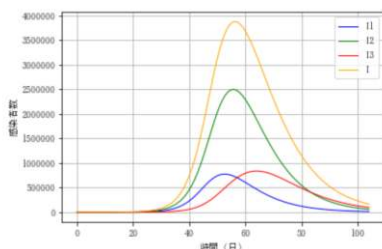
図7の結果と比較すると、ピークが少し遅く、低くなっている。さらに、ワクチン接種を行われていない若年層にも間接的な効果があるということを示している。

ワクチン接種が加速されているので、2月10日から一日100万回の接種（東京都で一日10万回）が行われた場合のシミュレーションの結果を図9(a)に示している。2月10日、つまり、78日目からは各年齢層ともに同じ接種率0.0075(100000/13297088=0.0075)という設定にしている。若年層グループの感染者数  $I_1$ 、中年層の感染者数  $I_2$ 、高齢層の感染者数  $I_3$  とそれらの合計である感染者総数  $I$  を一つのグラフ、図10(a)に表示している。 $I$  は、58日目でピーク(3515367人)を迎えている。

ワクチン接種加速の効果を明確にするため、加速なしの場合の若年層の感染者数  $I_1$ 、中年層の感染者数  $I_2$ 、高齢層の感染者数  $I_3$  とそれらの合計である感染者総数  $I$  を一つのグラフ、図10(b)に示している。 $I$  は、56日目でピーク(3871742人、ワクチン接種加速の場合より356375人増)を迎えている。



(a) ワクチン接種加速の場合



(b) ワクチン接種加速なしの場合

図10 東京都に対するワクチン接種加速の結果

Figure 10 Time evolution of  $I_1, I_2, I_3, I$  of SEIR3G model for Tokyo with higher speed of vaccination.

ワクチン接種加速と加速なしの場合のそれぞれの年齢層のピーク時の感染者数の差を表1に示している。どの年齢層とも感染者数が大幅に減少しているが、減少幅の大きさの順は、中年層、若年層、高齢層という順になっている。

表1 第3回目ワクチン接種加速の効果

感染者の年齢層	ピーク時の両者の差
若年層 $I_1$	770862-658202 = 112660 人
中年層 $I_2$	2492433-2263427 = 229006 人
高齢層 $I_3$	833781-797156 = 36625 人
感染者 $I$	3871742-3515367 = 356375 人

高齢層に対する接種は2月中に9割を終わらせ、3月から若年層の接種に重点を移動するというように実際の接種率は、刻々変わっているため、ここでのシミュレーション結果は現時点での一つのシミュレーション結果に過ぎない。ただし、コロナウイルス対策の中でワクチン接種という対策の効果は、はっきり示されている。パラメータの設定は実際の状況に応じて動的に変更する必要がある。

#### 4.4 グループ間移動モデルでのシミュレーション

3.4節で述べたグループ間の移動があるSEIRモデルによる福岡市 ( $N=1,500,000$ ) で第6波の感染のシミュレーションを行う。感染の初期段階では、感染者数が非常に少なく、多くの人は感染対策や行動の制限は緩いはずであるため、

$$N_1 = N * 0.1, \quad N_2 = N * 0.3, \quad N_3 = N * 0.6$$

とする。また、感染状態の初期値は次のように設定する。

$$\text{Init} = [N_1, 0, 0, 0, N_2 - 4, 2, 2, 0, N_3 - 6, 3, 3, 0]$$

感染に関するパラメータの設定では、感染症の専門家たちの論文や資料のデータに合わせて、次のように設定した。

$m_{ij}$  と  $p_{ij}$  と設定には、慎重のグループ内での接触もかなり限定されているため、 $m_{11} = 3$  とし、普通に社会活動を行う場合は、 $m_{22} = 10$  とし、活動的な人々は、 $m_{33} = 10$  とする。グループ間においては、グループ間の関係を踏まえて、それぞれの接触数は、次のようにする。

$$m_{12} = 4, \quad m_{13} = 2, \quad m_{21} = 4, \quad m_{23} = 10, \quad m_{31} = 2, \quad m_{32} = 10$$

一方、感染確率は慎重なグループ1の人々は接触としても十分な防護対策をするため、接触による感染確率は極めて小さく、 $p_{11} = 0.001$  とする。「普通」のグループ2では、人々が接触としてもある程度の防護対策がするため、 $p_{22} = 0.005$  とする。「活動」のグループ3内では接触時の防護対策が緩いため、 $p_{33} = 0.04$  とする。グループ間の感染確率はグループ間の関係を考慮して、次のようにとする。

$$p_{12} = (p_{11} + p_{22})/2, \quad p_{13} = (p_{11} + p_{33})/2,$$

$$p_{21} = p_{11}, \quad p_{23} = p_{33},$$

$$p_{31} = p_{11}, \quad p_{32} = (p_{22} + p_{33})/2$$

シミュレーションでは3日目ごとに、移動条件

「(3日目の感染者との比 > 1.5) & (感染者数 > 100)」

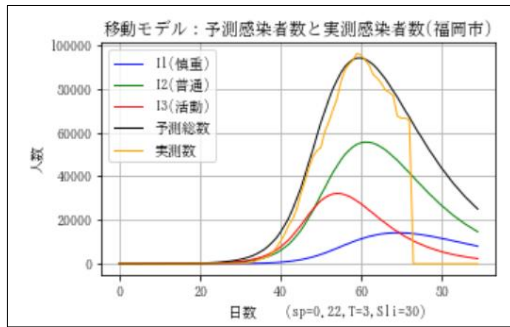
で判定し、条件が成立つ場合には移動率  $\alpha = 1/12$  で  $S_3$  から  $S_2$  に、 $S_2$  から  $S_1$  に移動する。21年12月5日~22年2月15日の結果を図11(a)に示している。実際の感染状況と比較するため、実際に検出した感染者の4.9倍を実測数と表示している。つまり、それぞれの日の前の10日間の感染者数の累積和の4.9倍をその日の実測数として表示している。黒線で表示された3つのグループの感染者の総和と実測数が近似できていることが分かる。

東京都に対しては、3日目ごとに、

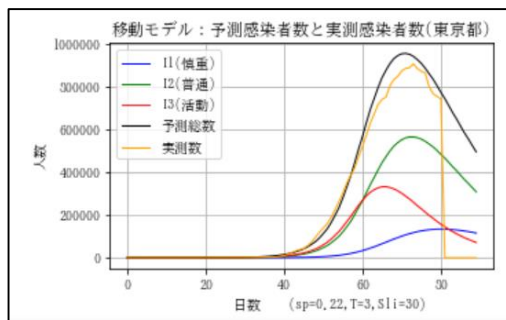
「(3日目の感染者との比 > 1.5) & (感染者数 > 1000)」

という条件で同様な結果が得られている(図11(b)。感染者数に対する条件を「>100」から「>1000」に変更したのは、

東京都の人口が福岡市の人口の 10 倍のためである。



(a) 福岡市



(b) 東京都

図 11 グループ間移動モデルの結果

Figure 11 Results of SEIR3G moving model

#### 4.5 考察

SEIR3G モデルを使って、若年層・中年層・高齢層をそれぞれの行動パターンに合ったパラメータを設定し、シミュレーションを行い、その結果から、グループ間の交差感染によって、感染は中年層から若年層へ、最後は高齢層へと拡大していた様子を確認できた。また、感染対策が不十分で、感染拡大前と同じ行動をする 2,3 割の人が、感染の急拡大の主要原因であることを示唆している。

異なる年齢層グループで、ワクチンの接種時期や接種率も違うので、ワクチン接種も取入れたシミュレーションでは、ワクチン接種の感染拡大への抑え効果を確認できた。さらに、都市の実データと比較し、可視化をすることで、効果をより実感しやすいようになった。

SEIR3G 移動モデルでは、感染が拡大する中での人々の行動属性の変化をうまくとらえて、それぞれに合ったパラメータの設定を可能にした。シミュレーション結果は、福岡市と東京都の実データとほぼ一致した。このことから、SEIR3G 移動モデルの予測モデルとして可能性を示唆している。さらに、シミュレーション結果より、感染拡大中で人々の行動の変化と効果を直観的に表現されている。

#### 5. おわり

世界は繋がっている。一か所の感染拡大は時間が経つに

連れ、他の国や地域にも蔓延する。それぞれの地域の状況に応じて最も経済への打撃が小さいかつ感染を抑える効果の高い対策を探っていくのが非常に重要である。

SEIR をはじめとする数理モデルは、感染症シミュレーションのモデルを提供している。Python の豊富なライブラリはシミュレーションの基盤を提供しており、感染状況のオープンデータも広く利用可能である。コロナウイルスの新たな変異種が次々と現れる中、変異株や人々の行動状況に応じてモデルの変更、実際のデータに基づくパラメータの設定とそれらに基づくシミュレーションが、必要な試みに違いない。

SEIR3G 移動モデルに基づくシミュレーション結果から、このモデルが予測モデルのとして可能性が見えてきた。今後では、より多くの感染データを使ってパラメータの設定方法の検討とモデルの有効性の検証を行っていく予定である。

**謝辞** 福岡工業大学情報工学部情報工学科 4 年生諸富快人君、柴田祐輔君の卒業研究の延長線上での研究なので、両氏に感謝する。

#### 参考文献

- [1] Antonio M. Batista, Silvio L. T. de Souza, Kelly C. Iarosz, et al.: Simulation of deterministic compartmental models for infectious diseases dynamics, Rev. Bras. Ensino Fis.43, 2021, <https://doi.org/10.1590/1806-9126-RBEF-2021-0171>
- [2] Bjørnstad, O.N., Shea, K., Krzywinski, M. et al. The SEIRS model for infectious disease dynamics. Nat Methods 17, 557–558 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41592-020-0856-2>
- [3] Ebraheem Alzahrani, Vedat Suat Erturk and Gul Zaman: Mathematical Model for Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) Containing Isolation Class, Vol. 2020, ID 3452402, <https://doi.org/10.1155/2020/3452402>
- [4] Google の新型コロナウイルスに関する予測サービス [https://datastudio.google.com/u/0/reporting/8224d512-a76e-4d38-91c1-935ba119eb8f/page/p\\_diw36v84pc](https://datastudio.google.com/u/0/reporting/8224d512-a76e-4d38-91c1-935ba119eb8f/page/p_diw36v84pc)
- [5] Leonardo López, Xavier Rodó: A modified SEIR model to predict the COVID-19 outbreak in Spain and Italy: Simulating control scenarios and multi-scale epidemics, Results in Physics, vol. 21, Feb. 2021, 103746.
- [6] Turki, Houcemeddine et al.: Representing COVID-19 Information in Collaborative Knowledge Graphs: The Case of Wikidata, 1 Jan. 2021 : 1 – 32. <https://content.iospress.com/articles/semantic-web/sw210444>
- [7] W. O. Kermack and A. G. McKendrick (1927) : Contributions to the mathematical theory of epidemics I, Proceeding of the Royal Society 115A: 700-721. (reprinted in Bulletin of Mathematical Biology 53(1/2): 33-55, 1991)
- [8] 石川昌明: 時間遅れを考慮した確率 SIR モデルの安定性解析 システム制御情報学会 論文誌, Vol. 30, No. 4, pp. 115-121 2017 [https://www.jstage.jst.go.jp/article/iscie/30/4/30\\_115/\\_pdf](https://www.jstage.jst.go.jp/article/iscie/30/4/30_115/_pdf)
- [9] 稲葉寿: 微分方程式と感染症数理疫学, 数理科学 NO. 538, 2008 [https://www.ms.u-tokyo.ac.jp/~inaba/inaba\\_science\\_2008.pdf](https://www.ms.u-tokyo.ac.jp/~inaba/inaba_science_2008.pdf)
- [10] 鈴木 絢子, 西浦 博: 感染症の数理モデルと対策, 日本内科学会雑誌 2020, vol. 109, no. 11 pp. 2276-2280.
- [11] 桜井 進: Python で感染症シミュレーション, 日経ソフトウェア日経 BP 社, 2020, vol. 11, pp. 22-32.
- [12] 国立感染症研究所: Pick up Report/Research 新型コロナウイルス

ウイルス感染症（COVID-19）関連論文紹介ページ  
<https://www.niid.go.jp/niid/ja/from-idsc/2482-corona/10149-covid19-pickup.html>

- [13] 栗栖慶太, 秋山英三: パンデミックにおける感染者数と経済ダメージの抑制に最適な人的移動制限率の検討,  
Department of Policy and Planning Sciences Discussion Paper Series No.1374, 2021.  
<http://infoshako.sk.tsukuba.ac.jp/~databank/pdf/1374.pdf>
- [14] 内閣官房: 感染拡大・抑制シミュレーション,  
[https://www.covid19-ai.jp/ja-jp/presentation/2021\\_rq3\\_countermeasures\\_simulation/](https://www.covid19-ai.jp/ja-jp/presentation/2021_rq3_countermeasures_simulation/)
- [15] 福岡市新型コロナウイルス感染症陽性患者発表情報  
[https://ckan.open-governmentdata.org/dataset/401307\\_covid19\\_patients/resource/c97a0ef7-8be9-4902-bf49-3fe5daf6d34c](https://ckan.open-governmentdata.org/dataset/401307_covid19_patients/resource/c97a0ef7-8be9-4902-bf49-3fe5daf6d34c)
- [16] 福岡市登録人口  
[https://www.city.fukuoka.lg.jp/soki/tokeichosa/shisei/toukei/jinkou/tourokujinkou/TourokuJinko\\_kubetsu.html](https://www.city.fukuoka.lg.jp/soki/tokeichosa/shisei/toukei/jinkou/tourokujinkou/TourokuJinko_kubetsu.html)
- [17] 東京都 新型コロナウイルス感染症対策サイト:  
<https://stopcovid19.metro.tokyo.lg.jp/>
- [18] 東京都の統計  
<https://www.toukei.metro.tokyo.lg.jp/juukiy/2021/jy21000001.htm>