

# 合成人口データを用いた新型コロナウイルスに対する感染分析及び経済的影響の分析

○下田稜（静岡大学大学院） 李 皓（静岡大学）

## Infection and Economic analysis on Covid-19 Using Synthesized Population Data

\* R. Shimoda and H.Lee (University of Shizuoka)

**概要**— 本研究では、新型コロナウイルスにおける感染分析及び経済的な影響を、合成人口データを用いて分析することを目的としたシミュレーションモデルを構築した。数理ベースシミュレーションモデルの大きな問題の1つである抽象度が高いという点を、実際の統計データをもとに作成された合成人口データを活用することにより、現実的な街や人口を想定した感染シミュレーションがおこなうことができた。

**キーワード:**合成人口データ, SIR マクロモデル, 新型コロナウイルス

### 1 研究背景

2019年12月、新型の感染症であるCovid-19(新型コロナウイルス)の最初の感染が中国武漢市で確認された。その後中国国内にとどまらず世界中で感染が拡大し、日本では2020年1月中旬に1人目の感染者が確認され、わずか数か月で感染者が急増しパンデミックとなった。感染拡大は2022年1月時点でも終息には至っておらず、いまだ新規感染者が確認され続けていて累計約250万人の感染者が観測されている(Fig.1)<sup>1)</sup>。

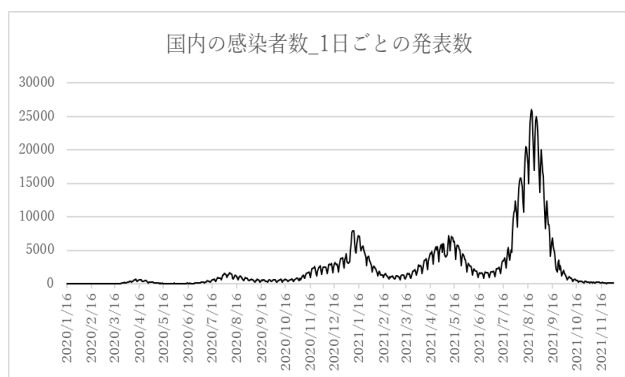


Fig.1:新規陽性者数推移

新型コロナウイルス感染拡大は経済的にも大きな影響を及ぼしている。多くの産業でマイナスの影響を受けていて、一方で全面的にマイナスの影響を受けておらず、コロナ禍による人々の生活様式や働き方が大きく変化したため、それに伴う新たな需要が発生し、逆に売上が上昇した企業や産業も多くある。特に電気通信・郵便業、教育業、不動産業などは他産業と比べると売り上げ増加の傾向が強いとされている<sup>2)</sup>。このように各産業や企業によっても新型コロナウイルス感染拡大から受ける影響はそれぞれ異なっていて、感染状況によりどのような経済的影響がでるのか分析する必要がある。

### 2 関連研究

ウイルス感染に関する研究は、新型コロナウイルス感染拡大が広がったのち、より盛んに行われている。

倉橋ら(2020)<sup>3)</sup>は、新型コロナウイルスにおける感染予防策の推定をエージェントベースシミュレーションによって行っており、学校閉鎖やテレワーク実施、外

出規制などの対策を単独で行うより複数を合わせて対策を行うことで、より有効な対策結果が得られるとしている。

また、Eichenbaum ら(2020)<sup>4)</sup>は、経済学モデルに SIRモデルを組み込んだ SIR マクロモデルにて、疫学と経済学を統合的に考慮した研究を行っている。Eichenbaum らによると、治療薬やワクチンが未だ無いと仮定した場合、一度にすべての経済活動を停止するのではなく、感染者数増加につれ徐々に閉鎖を強化していくような政策が最適であるとしている。これは感染者数でみた人的コストと経済面でみた経済的コストの両面から見たときにも良い結果が生まれるとしている。一度にすべてを閉鎖すると感染は止まるが、ウイルスに感染し免疫を持つことができないため閉鎖が終わると再び感染が始まるとしている。また経済的にも、一時的に深刻な景気後退につながるものの、そうでない政策と比べると長期的によりよく回復を遂げるとしている。しかし仮にワクチンが1年以内に開発される濃厚な見込みがある場合は、すぐにでも厳しい閉鎖制限を課すべきという示唆もしている。

### 3 研究目的

本研究では、前章で述べた Eichenbaum らが提案した SIR マクロモデルを基に、関西大学村田研究室提供している仮想個票データ(合成人口データ)<sup>5)</sup>を活用し新型コロナウイルスに対する感染分析とそれによる経済的影響の分析をおこなう。

感染症パンデミックに対する研究は主に感染シミュレーションによる分析が多くおこなわれており、人々の行動あるいは環境がどう変化したらどのように感染拡大が広がるかを、感染症の疫学的特徴を踏まえシミュレーションする研究が多数ある。一方で感染症拡大による経済的影響というのは多大なものであるのに対し、それら影響がどのように起きるのかは不明瞭なことが多く分析も難しくあることが現状である。本研究は SIR マクロモデルの問題点の1つである想定する人口モデルや産業モデルの抽象性をできる限り改善・拡張し、日本国内における都市や地域を想定したパンデミックシミュレーション及びそれによる経済影響を分析することを目的とする。

## 4 本研究モデル

### 4.1 人口モデルについて

シミュレーション研究では現実的な人口モデルを構築することは困難であり、多くの研究においてスコープを限定し仮想的なエージェントや企業、学校などを想定して分析がおこなわれている。そこで本研究では関西大学の村田研究室が配布している仮想個票データ(合成人口データ)を用いて人口モデルを構築する。合成人口データは5年毎におこなわれる国勢調査や経済センサスなどの公的統計調査をもとに、最適化アルゴリズムのSA法(焼きなまし法)を用いて実際の統計値との誤差を最小化させた仮想個票である。個票データには様々な属性が付与されており、データ例をTable.1に示す。本研究ではエージェントの所得や就労する産業分類などのデータを活用していく。なお、本研究では計算機リソースを考慮し、静岡県浜松市中区のみを想定したシミュレーション分析を行う。

都道府県 ID: 27 大阪		市区町村 ID: 27207 高槻		町丁目 ID: 27207209002 雲仙寺町 2丁目	
緯度 34.876799		経度 135.575662			
世帯 ID: 5		世帯類型 ID: 4 女親と子供世帯		世帯人員数 2	
個人 ID: 7	年齢 38	性別 ID: 1 女性	役割 ID: 21 子供 (女性)		
雇用形態 ID: 10 一般労働者		産業分類 ID: 90 1 卸売業・小売業			
企業規模 ID: 1000 1000人以上		所得 (月額) 300,000円			
個人 ID: 8	年齢 76	性別 ID: 1 女性	役割 ID: 11 妻・女親		
雇用形態 ID: N/A 非就業者		産業分類 ID: N/A N/A			
企業規模 ID: N/A N/A		所得 (月額) 0円			

Table 1:合成個票データ例

### 4.2 感染拡大前モデル

本モデルではEichenbaumらのSIRマクロモデルと同様に感染拡大前と拡大後のフェーズに分けてシミュレーション分析を行う。感染拡大前を理想経済とし、各エージェントは感染症の無い環境での最適な行動(労働,消費)を定義された効用関数をもとに選択する。なお本モデルでは1ステップ1週間を想定したシミュレーションモデルである。感染拡大前のエージェントaの効用関数は式(1)に示す。

$$U_t^a = \log(c_t^a) - \frac{\theta}{2}(n_t^a)^2 \quad (1)$$

ここで、 $c_t^a$ 、 $n_t^a$ はエージェントaの消費量、労働時間を表す。 $\theta$ は効用減衰係数を表し、 $1/(各産業の平均労働時間)^2$ で算出される。また、予算制約を式(2)に示す。

$$(1 + \mu_t)c_t^a = w_t n_t^a \quad (2)$$

$\mu t$ は消費税率であり、2022年時点では10%と定められているため $\mu t=0.10$ と定義する。 $w_t$ は実質賃金率を表し、各エージェントごとに(収入/産業労働平均時間)で算出される。エージェントの収入は合成人口データより個票ごとの月収入のデータを使用し、産業労働平均時間は厚生労働省の労働統計<sup>6)</sup>を用いる。

SIRマクロモデルにおける関数最大化はラグランジュの未定乗数法を用いて最適化をおこなっていたが、

本モデルでは計算処理簡略化のため各式を代入などにより変数を減らし処理をおこなう。(1),(2)より(3)式に変形をおこない、極大値を求めることにより最大値を算出する。

$$U_t^a = \log\left(\frac{w_t n_t^a}{1 + \mu_t}\right) - \frac{\theta}{2}(n_t^a)^2 \quad (3)$$

また、産業ごとの利益はSIRマクロモデルと同様にエージェントの労働時間により計算され、ステップtにおける産業X利益 $\Pi_t^X$ は(4)式に示す。

$$\Pi_t^X = A_X N_t^X \quad (4)$$

$A_X$ は産業Xの労働生産効率を表し、総務省労働局7)より産業別の賃金指数を援用する。労働時間 $N_t X$ は産業Xに就労するエージェントの総労働時間であり、労働時間と比例し生産物が生産され利益化されることを示す。これらは企業側の供給面とエージェントの需要面が均衡していることを想定しており、企業が生産した生産物はエージェントによりすべて消費されることを仮定する。

### 4.3 感染拡大後モデル

感染症拡大後モデルでは、総人口の中で無作為に1人の感染者が発生したことを想定しその後のシミュレーション分析をおこなう。感染症が拡大後はSIRマクロモデルと同様にエージェントはそれぞれ健康状態に分類される。SIRモデルでは感受性保持者S、感染者I、快復者または死亡者Rの3種類に分類される。新型コロナウイルスは感染しても症状が発症しない潜伏期間が存在する感染症であることが知られており、日本感染症学会8)によると潜伏期間は1~14日で平均5日ほどとされている。よって本モデルでは3種類の健康状態に潜伏者E(Exposed People)を加えたSEIR、4種類の健康状態に各エージェントを分類する

#### 感受性保持者 S(Susceptible People)

感受性保持者は未感染で感染確率のあるエージェントのことを指す。感受性保持者エージェントsの効用関数を式(5)に示す。

$$U_t^s = \log(c_t) - \frac{\theta_t}{2} n_t^2 \quad (5)$$

$\theta_t$ はステップtにおける効用減衰係数を表す。 $\theta_t$ は感染者数が多くなればなるほど大きい値となり、効用を大きく減衰させる。 $\theta_t$ の定義式を式(6)に示す。

$$\theta_t = \frac{1}{\left\{ \left( \frac{S + E + R}{M} \right) \times avg\_work_x \right\}^2} \quad (6)$$

S, E, R, Mはそれぞれ感受性保持者S, 潜伏者E,

快復者 R, 総人口 M の人数,  $avg\_work_x$  は産業 X の平均労働時間  $\eta$  を示す. 本モデルでは感染者 I 以外のエージェントは労働をおこなない, 潜伏者 E も症状が発症するまで労働をおこなう. また, 感受性保持者 S の予算制約は式(2)で表す. 感染拡大前と同様に効用関数と予算制約式から式変形をおこなない, 微分式から極大値を算出することにより効用を最大化する労働時間と消費量を決定する.

感受性保持者 S は感染の可能性があるエージェントであるため労働や消費を行うことにより感染のリスクを伴う. ステップ t 時におけるエージェント s の感染確率  $p$  を式(7)に示す.

$$p_t^s = p_1 c_t^I (C_t^I + C_t^E) + p_2 n_t^S (N_t^E) + p_3 (I_{rate}_t + E_{rate}_t) \quad (7)$$

$p_1, p_2, p_3$  はそれぞれ労働, 消費行動, その他行動による感染確率を計算するための係数を表す.  $p_1, p_2, p_3$  は式(7)の関係式を基に定義され, それぞれの感染確率は式(7)から  $p_1$  で表すと,  $p_2 = p_1 \times C^2/N^2$ ,  $p_3 = 4p_1 C^2$  となる. これら感染確率の定義値はシミュレーション結果に大きな影響を与えるため慎重に決定する必要がある.  $I_{rate}_t, E_{rate}_t$  は総人口に対する感染者 I, 潜伏者 E の人口比,  $C_t^I, C_t^E, N_t^E$  はそれぞれ感染者 I と潜伏者 E の消費額, 労働時間を表す.

### 潜伏者 E(Exposed People)

潜伏者 E は感染している人への感染力を保持しているが症状が発症していないエージェントを指す. 潜伏者 E の効用関数は式(5), 予算制約は式(2)で示す. 潜伏者はウイルスに感染しているものの自覚症状がないため, エージェント自身は感受性保持者 S と同様の行動心理で労働や消費行動をおこなう. 日本感染症学会<sup>8)</sup>によると潜伏期間は最初に発症する症状によってその日数は異なる. 最も早い症状で発熱の平均 4.8 日であり, 続いて倦怠感, 嘔頭痛, 咳嗽, 味覚障害, 呼吸困難などと発症までの日数は平均して長くなる. すべての症状を考慮した潜伏平均日数は 4.8 日, 標準偏差 2.71 であり, 本モデルではそれら分布をもとに潜伏者 E に対し潜伏期間を確率的に発生させる.

### 感染者 I(Infected People)

感染者 I は潜伏期間を経て症状が発症し他への感染力を持つエージェントを指す. 本モデルでは感染者

I の行動は規制され労働は一切おこなわないとし, 消費行動は感染拡大前にとっての消費量の半分の行動をとると仮定する.

感染から快復するまでエージェントは行動を規制され, その後確率的に快復者 R, または死亡者 D に状態遷移する. 感染から快復までの日数は人や症状の重度によっても異なり, いまだ明確な快復率などは不明瞭である. 本モデルでは SIR マクロモデルと同様に, 韓国の統計データ<sup>9)</sup>や Pueyo(2020)<sup>10)</sup>を参考に決定する. それらによると新型コロナウイルス感染から快復もしくは死亡に至るまで平均して 18 日ほどであり, 死亡率は 0.5% であるとしている. 本モデルが週ベースであることと, 感染初期よりもある程度日数が経った段階の方が快復もしくは死亡の可能性は高くなること<sup>11)</sup>を考慮すると, ステップ t 時のそれぞれの確率は, 死亡率  $p\_death=0.005 \times t/18$ , 快復率  $p\_recover=t/18 - p\_death$  と定義される

### 快復者 R(Recover People), 死亡者 D(Dead People)

快復者 R は感染から快復し他への感染力を保持せず, 再度感染の可能性がないエージェントを指す. 国立感染症研究所<sup>12)</sup>によると, 新型コロナウイルスに関しては一度症状が消失してからも長期的にコロナウイルスが陽性になる症例が一定数あるとしている. これに関して様々な検討がされているが, ウイルス陽性であっても必ずしも他への感染力を保持するウイルスが存在しているとは限らず, 特に発症 10 日以降の軽症・中等症においては 2 次感染のリスクは低いことが分かっている. つまり, 退院を認められ症状も快復しているのにも関わらずウイルス検査は陽性になるような長期的ウイルス保持状態では, 自分自身に再度症状が発症する可能性はあるが他への感染リスクはないということになる. また, 厚生労働省<sup>13)</sup>によると, 新型コロナウイルスは一度感染し回復しても再度感染のリスクがあるとしている. 再感染のリスクは感染後最初の数か月は低く, 時間の経過とともに免疫が低下しリスクが増加することが示唆されている. 新型コロナウイルスには様々な変異株が確認されており, 変異株によってもウイルスの疫学的特徴が大きく異なってくる. それらのはっきりとわかっていない情報も考慮し, 本モデルでは先行研究と同様に一度感染から快復した快復者 R は再度感染のリスクと他への感染力保持を認めないエージェントとして扱う. 快復者 R の効用関数は式(5), 予算制約は式(2)で表す.

### 経済計算について

SIR マクロモデルと同様に, ウイルス感染拡大前との計算比較することで感染症によりどのような経済的影響が出るのかを分析する. 各エージェントは標準産業分類の産業に就労しており, ステップ t における産

業 X の産業利益は式(4)の通りに計算する。

## 5 シミュレーション結果

### 5.1 ベースモデル

本章では、静岡県浜松市中区の合成人口データを使用したシミュレーション結果を示す。

消費行動による感染確率変数 $p_1$ 、労働による感染確率変数 $p_2$ 、その他行動による感染確率変数 $p_3$ はそれぞれ $p_1=5.0 \times 10^{-15}$ 、 $p_2=2.104 \times 10^{-5}$ 、 $p_3=0.3921$ で仮定する。

これらパラメータは、値を変更しながら複数回シミュレーションを実行し、シミュレーション期間中の感染者数がピーク時に 6~7 割程度になるような値を採用した。そのため各変数に医学的根拠はなく、ピーク時感染者数が 6~7 割なるといふ強い仮定の上で定義されている。

各ステップ時における SEIRD の人口推移を Fig.2 に示す。初期人口 115,483 人のうち無作為に 1 人感染者 I が発生し、感染者 I が最も多い 27 週目では総人口の約 62% の 71,862 人が感染した状態に至っている。最終的に感受性保持者 S は 6,116 人まで減少し、総人口の 95% が感染を経験した結果となる。

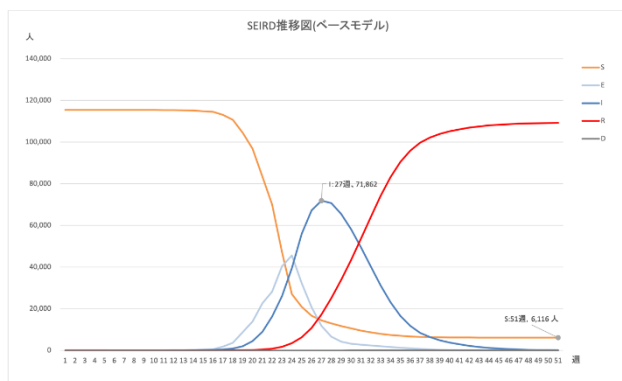


Fig.2 : SEIRD 推移図(ベースモデル)

エージェントの総消費額、総労働時間推移を Fig.3 に示す。どちらも感染者 I が増加することにより減少しており、それぞれ最大で消費額は 27 週目に 54%、労働時間は 86%減少している。本モデルでは感染者 I は消費行動量を少なくし行すが、労働は一切行わない仮定で構築されているため、労働時間が消費額よりも減少幅が大きい。

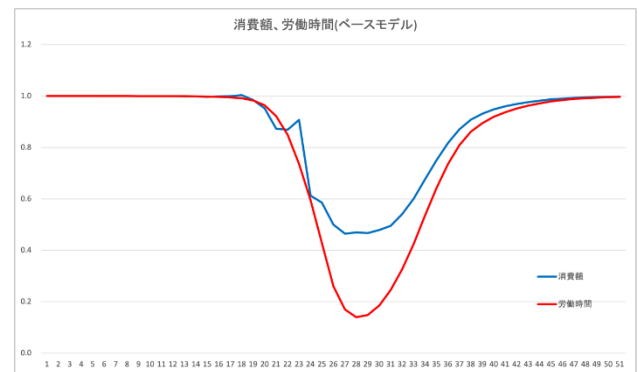


Fig.3:消費額、労働時間推移(ベースモデル)

産業ごとの利益推移を Fig.4 に示す。産業利益はエージェントの労働時間に依存していると仮定ため、エージェントの労働時間が減少するとそれに比例し産業利益も減少している。各エージェントが就労している産業の人数により利益額は異なるが、どの産業も感染ピーク時に 80%~90%程の利益減少がみられる。

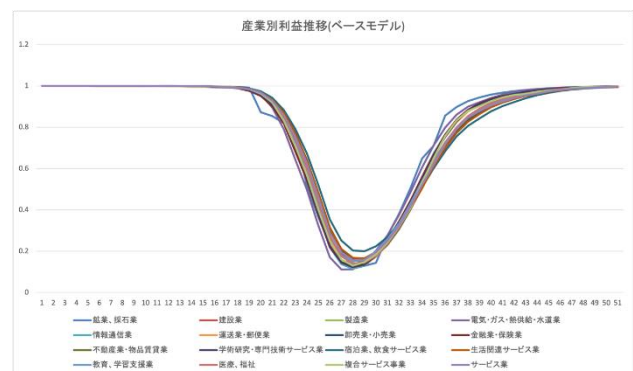


Fig.4:労働時間推移(ベースモデル)

### 5.2 マスクモデル

感染抑制策の1つであるマスク着用を想定しシミュレーションを行う。マスクを着用することによる主な効果は、空気中にあるウイルスを吸引する恐れと、会話や咳、くしゃみなどにより自身が保持しているウイルスを空気中に拡散する恐れを軽減する2つがある。コロナウイルスに対してマスク着用がどれほどの効果があるのかはいまだ明らかになってはいないが、Uekiら(2020)<sup>14)</sup>によると、マスクの種類や着用する人数によってウイルスの吸引率や拡散率は異なるとされている。聞き手だけがマスクをした場合布マスクで 17%、サージカルマスクで 47%、N 95 マスクで 79%ウイルス吸引を削減できるとされる。話し手だけがマスクを着用した場合、布マスクあるいはサージカルマスクで 70%以上ウイルス吸引が削減できる。さらに聞き手、話し手両方がマスクを着用した場合、布マスクで 70%、サージカルマスクで 75%以上の削減が見込まれるという。現時点での日本は基本的に外出する際は全員のマスク着用が一般化されており、着用を義務化してい

るお店や施設も多くある。

よって本モデルでは全エージェントがマスクを着用しているとし、ウイルス吸引を70%削減すると仮定する。しかしながら新型コロナウイルスは空気中のウイルス吸引だけでなく様々なモノに付着したウイルスからの感染も考えられる感染症である。そのような感染経路の場合マスク着用は大きな効果を発揮できないであろう。ステップ  $t$  におけるエージェント  $s$  の感染確率  $p_t^s$  は式(8)に示す。

$$p_t^s = \{p_1 c_t^s (C_t^I + C_t^E) + p_2 n_t^s (N_t^E) + p_3 (I_{rate_t} + E_{rate_t})\} \times mask\_effect \quad (8)$$

$mask\_effect$  はマスクを着用することによる感染抑制効果を示す。マスク着用による感染確率は6割ほどに減少すると仮定し、 $mask\_effect = 0.6$  と定義しシミュレーションをおこなう。

初期人口 115,483 人のうち、最も感染者が多い 29 週目には総人口の約 52% の 60,266 人が感染した状態に至った。最終的に感受性保持者  $S$  は 11,646 人まで減少し、総人口の 90% が感染を経験した結果となる。また、総死亡者数は5人に至った。ベースモデルと比較すると、マスク着用時の方が感染者数のピークは 10,000 人以上抑えられている。シミュレーションを通じた総感染者数も 5,000 人ほどマスク着用時の方が少ない。

消費額は 52%、労働時間は 78% の減少がみられた。ベースモデルと比較するとどちらも減少率は抑えられている。感染者数を抑えることはエージェントの行動決定に対して大きな影響を与えることがわかる。各産業利益は、およそ 70%~80% ほどの減少がみられた。

### 5.3 在宅ワークモデル

感染拡大抑制策の 1 つとして、在宅ワークなどのオンライン環境を利用した労働形態をとることが考えられる。通常は会社に出勤し労働をおこなうところ、自身の家などにいながらオンライン上でコミュニケーションを交わし業務をおこなう。日本国内においてもこういった在宅ワークは普及してきており、国土交通省<sup>15)</sup>によると令和 2 年におけるテレワーカー率は 20% を超えるとしている。しかし業務内容によってはオンライン上では業務をおこなえない場合も多くあり、産業によってテレワーク率は大きく異なってくる。本モデルでは国土交通省 Web アンケート結果から各産業の在宅ワーク率を定義する。

テレワーク実施中の感染確率  $p_t^s$  は式(9)に示す

$$p_t^s = p_1 c_t^s (C_t^I + C_t^E) + p_2 (n_t^s \times tele\_rate^X) (N_t^E) + p_3 (I_{rate_t} + E_{rate_t}) \quad (9)$$

$tele\_rate^X$  は産業  $X$  におけるテレワーク実施率を示す。

シミュレーション結果は、感染者ピークはどの場合でも 70,000 人ほどまで増加し、総感染者数をみても人口の 95% 程が感染した。ベースモデルと比較すると、感染者ピーク、総感染者数ともにベースモデルとほとんど同等の結果を示しており、総消費量、労働時間もベースモデルとほとんど同じ結果となった。日本の現状程度の労働形態変化による感染抑制は効果的ではないと判断できる。

### 5.4 オンラインショッピングモデル

感染拡大対策の 1 つに、宅配で食事を頼んだり、普段の買い物をネットから注文したりするなど、消費行動のオンライン化が考えられる。高齢世帯でもネットショッピングが当たり前となっており、世代を問わず広く普及しているとされている。消費行動をオンライン上でおこなうことでエージェント同士の接触は減少し、感染確率にも影響を与える。本モデルにおけるステップ  $t$  時のエージェント  $s$  の感染確率  $p_t^s$  は式(9)に示す。

$$p_t^s = p_1 (c_t^s \times onshop\_rate) (C_t^I + C_t^E) + p_2 n_t^s (N_t^E) + p_3 (I_{rate_t} + E_{rate_t}) \quad (9)$$

$onshop\_rate$  はエージェントの消費のうちオンラインで消費をおこなう割合を示し、本モデルでは消費の半分をオンラインでおこなうと仮定し、 $onshop\_rate = 0.5$  と定義しシミュレーションをおこなう。

シミュレーション結果は、初期人口 115,483 に対し 43% にあたる 49,761 人が感染に至っている。最終的に感受性保持者  $S$  は 15,204 人まで減少し、総人口の 87% が感染を経験したことになる。ベースモデルと比較すると、感染者ピークは 60,266 人に対して 10,000 人以上の感染が抑制されており、総感染者数も 9,000 人以上減少している。また、全体的に感染速度が低下しており、ベースモデルでの感染ピークは 29 週目に訪れているのに対し本モデルでは 35 週目まで拡大速度が低下している。感染拡大が緩やかになることにより、感染者数が少ないうちに抑制策などを早急にとる判断がしやすくなるため、そういった点でもオンライン消費行動を 50% 程度にすることは有益な予防策だと考えられる。

### 5.5 複合対策モデル

感染症流行期間は経済状況を考慮しながら様々な対策を同時に行うことも考えられる。本章では、マスク着用、テレワーク、オンラインショッピングの対策を全て実施した場合のシミュレーションをおこなう。ステップ  $t$  時におけるエージェント  $s$  の感染確率  $p_t^s$  は式



(10)に示す.

$$\begin{aligned}
 p_t^S = & \{p_1(c_t^S \times onshop\_rate)(C_t^I + C_t^E) \\
 & + p_2(n_t^S \times tele\_rate^i)(N_t^E) \\
 & + p_3(I_{rate_t} + E_{rate_t})\} \\
 & \times masuk\_effect \quad (10)
 \end{aligned}$$

それぞれオンラインショッピング率 $onshop\_rate = 0.5$ , マスクによる感染抑制率 $masuk\_effect = 0.6$ で定義する. 感染拡大速度が他モデルよりも遅く, 1年では感染収束までのシミュレーションが行えないため, シミュレーション期間を2年間(104週)に延長する. 各拡大抑制策はシミュレーション中継続的に実施される.

シミュレーション結果は, 感染者ピークは43週目に32,475人, 総感染者数は89,901人となった. ベースモデルと比較すると, 感染ピーク人数は40,000人程, 総感染者数は20,000人ほど抑制されている. 感染が広がる早さも大きく異なる. ベースモデルでは感染ピークは27週目に訪れていたのに対し, 本モデルでは43週目に訪れている. エージェントの消費量, 労働時間はそれぞれ40%, 50%ほどの減少となった.

## 5.6 結果考察

各感染症拡大対策からどういった効果が得られるのかを考察する. それぞれの拡大対策における感染統計量を Fig.5 に示す.

マスクモデルは, 総感染者数, ピーク時感染者数ともに多少の抑制効果が得られていることが分かる. 会話などのコミュニケーションにおいて聞き手・話し手がどちらもマスクを着用することによる感染抑制効果は有効的であると判断できる.

在宅モデルは, 総感染者数, ピーク時感染者数どちらもベースモデルとほぼ同数であった. 新型コロナウイルスにおいて現状程度のテレワーク率による職場での接触を減らすことでの感染リスクの減少は大きな効果が見込めない結果となった. 実際は産業によって従業員同士や顧客との接触率は大きく異なるため, 在宅ワークを導入することによるリスク低減はもっと複雑であると考えられる. また, 本モデルでは出勤する際の移動による感染リスクは考慮されていない. 特に地下鉄などの電車を多く利用する都市部と, 自家用車で出勤する地域ではテレワーク導入によるリスク低減は大きく異なることが考えられる. 本モデル結果からは, 日本のテレワーク率程度の職場での接触率減少では感染者数傾向に大きな変化はなく, 有効的な拡大対策とはいえない結果となった.

50%程度のオンラインショッピングモデルでは, 総感染者数, ピーク時感染者数ともにマスク着用や在宅モデルよりも大きな対策効果が得られた. また, 感染

ピークも他モデルと比べると遅い時期に訪れており, 感染速度も緩やかになっている. 本研究で仮定した新型コロナウイルスにおいて消費行動による感染リスクが占める割合は大きく, それらを抑えることは感染者数低減に有効的な対策だと判断できる. 消費行動を抑えることによる接触は消費者間だけでなく, 労働者との接触も抑えることが出来る. 特に飲食業や接客業などでは店員との接触が多くあるため, そういった場所での接触を抑えることは感染者抑制により大きな効果があると考えられる

複合対策モデルでは, 総感染者数, ピーク時感染者数ともにどの単独対策モデルよりも大きな抑制効果が得られた. 消費行動, 労働のどちらか一方の接触を下げるだけでなく, どちらもできるだけ接触が起こらないような形態をとり, さらにコミュニケーションを取る際にはマスク着用などによりウイルス吸引・吐出を避けることにより相乗的なリスク軽減効果が得られることが分かった.

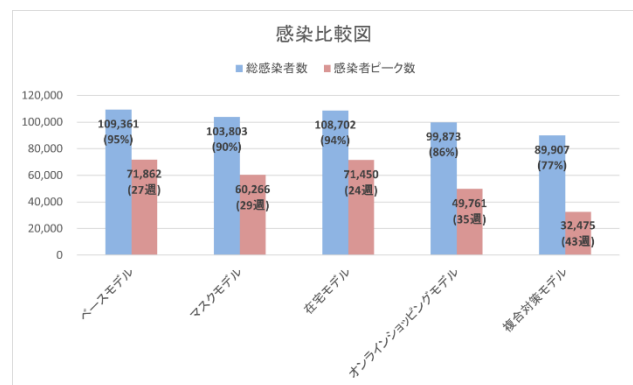


Fig.5:各シナリオ感染比較

次に, 対策ごとの経済的な影響について考察する. それぞれの対策における各産業の1年間の総利益を Fig.6 に示す. なお, 複合対策モデルは2年を想定したシミュレーションをおこなっているため, 2年間の総利益の半分の量を表している. また, 各対策モデルにおける消費量, 労働時間の最大減少率を Tble.2 に示す. Fig.6 から, どの産業においても単独対策モデルではさほど大きな利益差はないが, 複合対策モデルのみ他モデルよりも大きな利益差がみられる.

本モデルでは企業利益はエージェントの労働時間に依存すると仮定したため, 各ステップの企業利益はエージェントの労働時間に比例して計算されるため, 感染速度が速いベースモデルやマスクモデルでは感染者増加によって一時的に大きな利益減少が起きるが, その後快復者が増えることによりエージェントが元通り労働をおこなうため総じた利益額はオンラインショッピングモデルと大差がない結果になっていると考えられる. 一方で複合対策モデルでは総感染者数, 感染速度の両方が大きく抑えられているため他モデルと比

較すると利益額は大きくなっているとされる。

また、実際の企業経営において、ある一定額を上回る損失が続いた場合、その時点で経営が困難になる可能性が考えられる。総利益額はほとんど同じであるが、Table.2 から、ベースモデルや在宅モデルは他モデルよりも一時的な利益減少率が大きいいため、企業経営のキャッシュフローの側面からみると適切な経営判断を行う前に経営困難な状態に陥る可能性が高いと考えられる。総利益額だけでなく、いかに利益減少のピークを抑え、経営破綻が起こる前に経営体制を立て直すなどの判断が早急に行えるかが重要であると考えられる。

Fig.6:各シナリオ利益比較

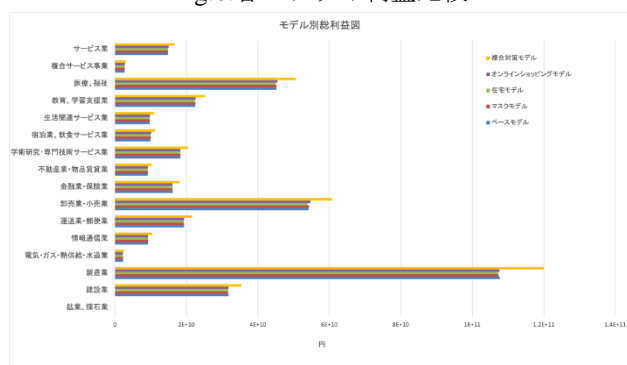


Table.2：モデル別ピーク時の利益減少率

	ベース	マスク	在宅	オンショップ	複合対策
消費量	54%	51%	55%	52%	38%
労働時間	86%	78%	82%	68%	48%

## 6 おわりに

本研究では、新型コロナウイルスにおける感染分析及び経済的な影響を、合成人口データを用いて分析することを目的としたシミュレーションモデルを構築した。数理ベースシミュレーションモデルの大きな問題の1つである抽象度が高いという点を、実際の統計データをもとに作成された合成人口データを活用することにより、現実的な人口や産業を想定した感染シミュレーションがおこなうことができた。従来の感染症シミュレーションは感染者数がどのように推移し、どう終息していくかを分析する疫学的側面が強い研究がほとんどであった。それら分析によって感染者数を抑える有効的な対策を提案することができるが、実際に考慮されるべき要因は感染者減少だけでなく、感染者数増加による労働力の減少や、拡大対策による経済的損失なども考えられる。それらの人的コストと経済的コストの両面をシミュレーションにより分析することができ、さらに現実的な人口や産業を想定できるシミュレーションモデルの構築をしたことが本研究の意義で

あると考える。

一方で、シミュレーションを行う上で強い仮定をしなければいけない点は抽象度を高めた要因の1つである。各種拡大対策においてそれぞれ学術的な根拠ではない仮定が多く含まれている。マスク着用による疫学的効果は様々な研究や実験がおこなわれているが、実際の感染確率に対してどのような影響があるのかを測るのは困難であり、*mask\_effect*という仮定のマスク効果を定義した。オンラインショッピングモデルにおけるオンラインショッピング率も50%という仮定でシミュレーションを行っている。実際にどの程度オンライン上で買い物をしているかは様々な条件によって異なる。収入や年代、性別などのエージェント属性や、エージェントが居住する地域特性、感染状況に応じた企業側の販売形態の変化などが多く考えられる。50%と一律に仮定することは現実世界とのギャップが大きくなってしまいう可能性がある。実社会との親和性を高く保つことがシミュレーション分析を活用するために必要なことの1つである。

本モデルにおける課題点として、産業間の利益計算がエージェントの労働時間にのみ依存していることが考えられる。本モデルではエージェントの労働による供給はすべて需要として消費されることを強い仮定としているが、エージェントがどういった消費をおこなうかは、エージェント属性や感染状況などによっても大きく異なる。どういった属性を持つエージェントがどういった消費をおこなうかなどの統計データを絡めた消費行動モデルを組み込むことでより企業利益に現実性ができると考える。

また、本モデルでは各産業が独立して利益計算をおこなっているが、実際は(企業-消費者)間だけでなく(企業-企業)間でも様々な取引がおこなわれている。ある産業が売上低下し供給が減少すると、それに関連する企業もまた生産を減少させなければいけないといった状況も大いに考えられる。それら産業間の相互作用は、総務省が発表している産業連関表や、各自治体が発表している統計データなどをから構築できる可能性がある。産業連関表は、ある産業において、他産業から原材料や燃料を購入し、それらから生産・加工を行いさらに他産業へとそれらを販売する連鎖的な流れを量的に表している。購入→生産→販売といった仕組みを利用して、ある産業への需要に対して他産業にどのような形で需要と供給が生まれるかを計算することができる。産業間相互作用を計算することによる、より現実的な空間をシミュレーションできるモデル構築は、今後の感染症拡大における拡大対策や企業の経営的決定にとって大きな益になる可能性がある。

## 参考文献

- 1) <https://www.mhlw.go.jp/stf/covid-19/open-data.html>
- 2) <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r03/html/nd121210.html>
- 3) 倉橋 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 計測自動制御学会 第24回社会システム部会研究会 1p/7p 2021

- 4) Martin S. Eichenbaum, Sergio Rebelo, and Mathias Trabandt NBER  
The Microeconomics of Epidemics  
Working Paper No. 26882 March 2020, Revised April 2020  
JEL No. E1, H0, I1
- 5) <http://www.res.kutc.kansai-u.ac.jp/~murata/rsss-distribution/>
- 6) [https://www.mhlw.go.jp/toukei/youran/indexyr\\_d.html](https://www.mhlw.go.jp/toukei/youran/indexyr_d.html)
- 7) <https://www.stat.go.jp/data/nihon/19.html>
- 8) <https://www.kansensho.or.jp/ref/d77.html>
- 9) South Korean Ministry of Health and Welfare from March 16, 2020.
- 10) Pueyo, Tomas "Coronavirus: Why You Must Act Now Politicians, Community Leaders and Business Leaders: What Should You Do and When?"  
Medium, March 10, 2020
- 11) <https://www.kansensho.or.jp/ref/d77.html>
- 12) <https://www.niid.go.jp/niid/ja/diseases/ka/corona-virus/2019-ncov/2484-idsc/10174-covid19-37.html>
- 13) <https://www.cov19-vaccine.mhlw.go.jp/qa/0028.html>
- 14) Ueki Hiroshi (2020) Effectiveness of Face Masks in Preventing Airborne Transmission of SARS-CoV-2  
Preventing Airborne Transmission of SARS-CoV-2  
Vol. 5 No. 5
- 15) <https://www.mlit.go.jp/toshi/daisei/content/001392107.pdf>