

新型コロナウイルス感染症の広がりに関する 一考察

土谷 隆

キーワード：新型コロナウイルス感染症, covid-19, 感染者数, 数理モデル, データ同化

1. はじめに

現在大流行が起り世界的に蔓延している新型コロナウイルス感染症 [1–3] への対策は喫緊の課題である。本稿では、東京都、大阪府、神奈川県 の 3 自治体を取り上げ、簡単な感染症数理モデルを当てはめて種々のデータと整合性のある形で感染の実態を説明することを試みる。また、モデルに基づいて、緊急事態宣言の解除時期や行動制限の解除のやり方によってその後の流行状況がどのように変化するかについて検討を行う。

解析に用いるモデルは感染症の基本モデルとされる SIR モデル [4] をさらに単純化したもので、未感染者・感染者・回復者の割合の時間的変化を記述する。このモデルでは、感染者は感染後一定期間は他人に感染させる力があり、その後回復者となる、と仮定する。そして、周囲に感染者がいない理想的な状況で一日に一人の感染者が他人に感染させる人数を β として、感染拡大が進んだ一般の状況で一日に他人に感染させる人数を $\beta \times$ (その時点での未感染者率) であるとして、自粛や緊急事態宣言などの影響を β の日ごとの変化としてモデル化する。推定やシミュレーションは R を用いて行った。単純化を行ったため、モデルは微積分を使っておらず、一定の説明力を有する一方で、初等的な数学のみで理解可能であるという利点がある。

データとしては、(a) 各自治体から発表されている日ごとの PCR 検査の新規陽性者数、(b) 厚生労働省 新型コロナウイルス感染症対策専門家会議より発表された、東京都における日ごとの発症数 [5]、(c) 東京大学

と大阪市立大学から発表された抗体検査の結果 [6, 7] を用いた。これらはすべて公開されているものである。

本稿では、上述の 3 自治体について、できるだけ既存データを再現するようにモデルのパラメータを推定して解析を行った。その結果、実際の新規感染者数は、各自治体が把握している新規陽性者数の 20 倍程度はいることが示唆された。おそらく、これらの感染者は、罹患中は感染源となるにもかかわらず、本人自身は未発症かごく軽症に終わり、自治体の実態、感染プロセスを把握することは困難であると考えられる。仮に、発症者よりも感染力が弱いとしても、これらの未把握感染者が感染者数の大多数を占め、自由に活動し続けて感染が拡大していくうえで主要な役割を果たしている可能性もある。このことを念頭において感染対策を立てることは重要であると考ええる。

2020 年 4 月 7 日に発令された緊急事態宣言は、大阪では 5 月 21 日に、東京と神奈川では 5 月 25 日に解除された。本稿では、推定されたモデルを用いて、東京について、将来のシミュレーションを行った。その結果、急激に緩和を行った場合には、7 月に第 2 波が来て中旬には感染拡大を防ぐための行動制限を行う必要があり、ゆっくりと緩和を行った場合でも、8 月下旬には第 2 波が来て行動制限を行う必要がありうることを示される。

筆者は政策的選択肢としては 6 月 30 日まで解除を延期することもあり得たと考える。解除時期を延期することは、第 2 波が来るまでに自由・活発に活動できる時間をより長く取れるだけでなく、6 月下旬までに、クラスター対策が威力を発揮するというレベルまでウイルス感染者数が減少するという利点がある。この点は、今後、流行終息後の社会・経済活動再開を考えるうえで十分に検討に値する。

2020 年 2 月の流行初期から 5 月の緊急事態宣言終了までの 4 ヶ月を振り返ると、現行のシステムにおい

つちや たかし
政策研究大学院大学政策研究科
〒 106-8677 東京都港区六本木 7-22-1
tsuchiya@grips.ac.jp
受付 20.6.14 採択 20.12.17

でも、社会・経済活動を“2ヶ月の活動期間と3ヶ月の活動制限期間を繰り返す形”で周期的に持続していくことは可能であると思われる。いろいろな工夫をして、“3ヶ月の活動期間と2ヶ月の活動制限期間を繰り返す形”にできるようにすることを、一つの現実的社会的目標とするのがよいのではないかと考える。このような一定の予測が与えられることは、社会を円滑に動かして行くうえで大きな力となるのではないだろうか。

本研究は「単純化した SIR モデルというメガネ」を通じて新型コロナウイルス感染症を眺めたものである。本稿で扱う数理モデルは単純であり、本感染症の実態を詳細までつかみきれものではないかもしれない。しかし、感染症の動態のメカニズムを組み込んだ数理モデルをデータに当てはめることは、理解の第一歩として当然になすべきことであり、そこで同定されたパラメータは、明確な意味をもつ。さらに、以下で示していくように、推定されたパラメータがデータを十分に説明するのであれば、これらのパラメータ値は流行予測や疫学的解析などに役立つ有用な情報を含むものである。

なお、本稿は同名のテクニカルレポート [8] (2020年5月30日登録) を改訂し、本質を損なわないようにして短縮したものである。いくつかの図などが省略されているので、興味をもたれた読者の方は、文献 [8] もご参照いただきたい。また、本稿の結果や考察はあくまで筆者個人の意見として発信されるものであり、筆者の所属大学の公式見解とは無関係であることを申し添えておく。

2. モデル

考えている国や自治体の中での t 日における未感染者の比率を $S(t)$ 、患者の比率を $I(t)$ 、治った人(+亡くなった人)の比率を $R(t)$ とする。常に $S(t)+I(t)+R(t)=1$ である。考えている集団の大きさを N 人とし、以下の仮定を置く。

(仮定)

1. 未感染者が十分に多く、周囲が未感染者ばかりであるときに、時点 t において 1 感染者が 1 日に他人に感染させる人数を $\beta(t)$ と記し、感染力と呼ぶ。集団の大きさが N であるときに、 t 日目の感染者数は $I(t)N$ であるが、このとき、 t 日目に新たに発生する感染者の人数は $\beta(t)I(t)S(t)N$ で与えられるものとする。したがって、比率にし

て、新規感染者は、 $\beta(t)I(t)S(t)$ だけ増える。

2. 各感染者は、感染した日から D 日経つと治って回復者となり、感染力を失う。

この二つの仮定の下で、感染の推移は以下の三つの漸化式で書ける。

$$\begin{aligned} S(t+1) &= S(t) - \beta(t)I(t)S(t) \\ I(t+1) &= I(t) + \beta(t)I(t)S(t) \\ &\quad - \beta(t-D)I(t-D)S(t-D), \\ R(t+1) &= R(t) + \beta(t-D)I(t-D)S(t-D). \end{aligned}$$

これらの式より、 $S(t)+I(t)+R(t)$ が一定であることは容易に確認できる。

仮定 2 は「集団における未感染者の割合が高ければ、未だ感染者が少ないために感染速度は抑制され、未感染者の割合が小さければ、すでに感染者が病気を移す対象である未感染者が少なくなってしまうため、やはり感染速度は遅くなる」ことを表しており、標準的なものである。また、一度治ったものはもう一度はかからない(再感染がない)ことを仮定するが、これは、少なくとも一流行期間というレベルの短い期間では近似的には成立していると考えられる。

さらに、次の仮定を置く：

(仮定 (続))

3. 解析期間内(2020年1月から5月)で新型コロナウイルスに感染して最終的に抗体を有するようになる者の中で、自治体に感染者として把握される者の比率は一定である。この比率を $1/C$ と置く。 C は行政が把握する一人の感染者(後述する行政的感染者のことである)の背後に把握困難な軽症あるいは未発症の感染者が何人いるかを表す。このパラメータは検査体制にも依存し、PCR 検査を増やせばより多くの感染者を行政が把握するために C は下がるというような関係にある。今回の場合、PCR 検査数は解析期間内の流行期である特に3月下旬から5月上旬までは大きく変化しておらず、モデルはできるだけ単純化する、という立場から、一定とする。
4. 感染者が自治体に把握される感染者となる場合、感染してから発症するまでに W_1 日、さらに、経過観察などの時間を含めて加えて W_2 日、感染してから合計 W 日かかるものとする。 $W_1+W_2=W$ が成立する。

仮定 3 は、新型コロナウイルス感染症の病態が、感

染者の多くが未発症あるいはごく軽症のまま完治しその間に人に感染させる、というものであるらしい、ということ反映している [3]. 以下、自治体に把握される感染者を行政的感染者と呼ぶことにする. 時点 t での新規行政的感染者数を $P(t)$ と記す. ある時点 t での新規感染者は、未感染者の減少数 $N(S(t-1) - S(t))$ で与えられる. そして、これらの感染者の内 $1/C$ が行政に把握される. 把握されるのは、感染してから W 日後であるとしている. したがって、

$$P(t+W) = \frac{1}{C}(N(S(t-1) - S(t)))$$

が成立する.

時点 t での (新規) 発症者数を $H(t)$ と書くことにしよう. 行政的感染者の多くは自覚症状があって PCR 検査を受けて陽性者と判定されており、発症・発熱などの症状があるが、行政的感染者でも、濃厚接触者として検査を受けて陽性が判明した場合には未発症の者もある. ここでは、行政的感染者の中での発症者の比率を r_0 と置く. すると、時点 t での新たな感染者のうち、新規行政的感染者として把握される者の数は $N(S(t-1) - S(t))/C$ で、その中で r_0 の割合の者が $t + W_1$ の時点での発症者となるので、

$$H(t+W_1) = r_0 \frac{N(S(t-1) - S(t))}{C}$$

が成立する. 言いかえると、 t 日の発症者数は $t + W_2$ 日後の新規行政的感染者数の r_0 倍である.

行政的感染者という概念は検査システムなどに依存するので曖昧ではあるが、解析期間内では、東京の場合、おおむね行政的感染者の 6-7 割が実際に発症している (後掲 図 2 の二つの折れ線参照). また、行政は未発症感染者を完全に把握することは困難であるとしても、発症者はほぼ把握していると考えられる. このように考えると、行政的感染者数と発症者数をある程度の精度で結びつけることはでき、「全感染者数と行政的感染者数の比」である C を「全感染者数と発症者数の比」という検査体制に依存しない量”でまかに近似したものである、と捉えることもできる.

また、時点 t における抗体検査の陽性比率は時点 t で治っているものの比率 $R(t)$ と、それに感染中のものの比率 $I(t)$ を加えた $I(t) + R(t) = 1 - S(t)$ の間にあると考えられる. これは、本稿では、感染者であることを、他人に感染させる力がある状態、としており、その意味で感染中でも時間が経つと抗体ができる可能性があることを考慮したものである.

「実効再生産数」 R_t は、一人の感染者が感染中に他

の感染者に移す人数の期待値である. 本モデルの場合には、“一度感染した者は D 日感染者でいてその間には他人に感染させる”という単純化した想定を取っているので、

$$R_t = \beta(t)S(t)D \quad (1)$$

である. 実効再生産数が 1 未満の状態が十分に長期間続けば流行は終息する.

感染症の基本モデルとしては SIR モデルと SEIR モデルが良く知られている [4]. ここで、これらのモデルと本モデルの違いについて触れる. まず、SIR モデルも SEIR モデルも連続時間を扱う常微分方程式モデルであるのに対し、本モデルは離散時間モデルである. この点で本モデルは漸化式で記述されており、より簡単化されている.

本モデルでは、感染者が治るまでの期間は一律に D 日としている. これに対し、SIR モデルでは、感染後、感染者でいる期間が一定でなく、指数分布に従うとしている. これは、ある日に感染した感染者は日が経つにつれて一定の割合で回復者へと移行することを意味している. その点でも本モデルは単純化され、よりわかり易くなっている. SEIR モデルは、さらに、感染者にウイルスが入り込んでから、他人に移す状態になるまでに潜伏期間があると考えた SIR モデルの精密化である. 本モデルについても漸化式を書き換えることで、潜伏期間を考慮した SEIR モデルに相当する一般化も可能である. しかし、ここでは、モデル全体で行っている全体の近似のバランスを考え「流行の状況を説明できる限りモデルはできるだけ簡単にする」という立場で、SEIR モデルまでは考えずに SIR モデルのレベルでモデリングを進めた. SIR モデルよりもさらに易しく、微積分を使わず、初等的な数学で理解できるのが本モデルの一つの利点である.

本稿で以下試みていることは、現象を記述するための差分方程式 (微分方程式) のパラメータをデータから適切に定めるという点で、小規模ではあるが「データ同化」の一例とも看做すことができる.

3. データ

解析に利用したのは以下のデータである.

1. 各自治体のウェブサイトなどから利用できる日ごとの陽性者数.
2. 東京における日ごとの発症者数 [5].
3. 東京において東京大学によって実施された抗体検査 [6] の結果、大阪において大阪市立大学によ

て実施された抗体検査 [7] の結果。

これらのデータと整合性があるようにパラメータを決定してモデルを推定することが目的となる。特に、東京における日ごとの発症者数のデータ [5] は、感染のピークが3月下旬で緊急事態宣言が出される一週間以上前であることを示唆する意外性に富む興味深いものである。抗体検査についてはより詳しくは5.2節参照のこと。

4. モデルで推定されるパラメータ

モデルの含むパラメータは下記のとおりとなる。以下、 t の単位は日とし、 $t = 1$ を2020年1月1日とする（以降の日付はすべて2020年である）。

1. 感染した者が感染力をもつ日数 D 。感染より D 日めで感染者からは外れる。感染の態様を決めるうえで重要なパラメータで、 D が長いと対処が困難となる。ここでは、 $D = 10$, $D = 15$, $D = 20$ なども試みたうえで、データとの整合性から $D = 15$ とした（より詳しくは付録参照のこと）。本感染症は「感染可能期間が発症2日前から発症後7日から10日間程度であり、潜伏期間は1から14日、曝露（感染）から平均5日程度で発症することが多い」とされている [3]。 $D = 15$ はモデルとデータからの整合性より出てきた数値ではあるが、文献 [3] の記述とは矛盾せず、上の記述を「感染者でいる期間は感染直後から一律に15日間である」として近似したと見こともできる。パラメータ C の値が大きい場合、これは、事実上、発症者というよりは、行政が把握しきれていない、多数を占める未発症あるいは軽症感染者に関する仮定となる（発症者の場合には、感染してから回復に至るには、15日より長い期間を要することも多い [3]）。
2. $D + 1$ 日目（1月16日）における感染者の比率 $I(D + 1)$ 。 $I(1)$ から $I(D)$ はゼロとする。
3. 感染者に対する行政的感染者の比率 $1/C$ 。
4. 感染者が感染してから行政が把握するのに要した日数 W 、感染者が感染してから仮に発症した場合に発症までに要した日数を W_1 、そしてそれから行政体が把握するのに要した日数 W_2 。 $W = W_1 + W_2$ が成り立つ。ここでは、 $W = 12$ として解析を行った。感染から発症まで数日あり、4日間発熱症状が続いてから、保健所などに相談、その後PCR検査を受けて、陽性と出れば認定される、というプロセスを経ることを考える

と、12日は第0近似としては、妥当な日数と考える。

5. 各時点での $\beta(t)$ ($t = 1, 2, \dots$)。これを想定することで、感染力の変化がモデル化できる。本稿では「(i) 3月下旬までは、自粛ムードはあったものの比較的緩やかであった。(ii) 3月下旬から感染者が増大しはじめ、社会的に自粛や社会的距離の強化が顕著となった。(iii) 4月に入り、社会的緊張も高まり、4月7日に緊急事態宣言が発令された」というプロセスを辿ったことに鑑みて、以下のように β の変化をモデル化した。
 - (a) $\beta(D) = \beta_0$ とし、3月下旬から4月下旬に相当する T_1 日目までは、 $\beta(t) = \beta_0$ とする。 β_0 は推定すべきパラメータ。（フェーズ0）
 - (b) T_1 日目以降は、自粛を想定して、 $\beta(t+1) = \beta(t)r_1$ とした。 β は等比級数的に減少。 r_1 はパラメータ。（フェーズ1）
 - (c) T_2 日目以降は、緊急事態宣言の影響があることを考慮して、 $\beta(t+1) = \beta(t)r_2$ とした。 r_2 はパラメータ、 β は等比級数的に減少。（フェーズ2）
 - (d) T_3 日目以降は一定値となることを想定する（ $\beta(T_3) = r_2\beta(T_3 - 1)$ ）となりあとは一定である。（フェーズ3）

各社会的インパクトがスタートした日程については、 $T_1 = 87$ （3月27日）、 $T_2 = 98$ （4月7日）とした。（ $t = 60$ は2月29日、 $t = 91$ が3月31日である。） T_3 については、 $T_3 = 121$ （4月30日）、 $T_3 = 128$ （5月7日）の二つを候補として検討した。前者 $T_3 = 121$ の方がより緩い自粛となる。

今回事前知識で決めたパラメータは、 T_1, T_2, T_3 、および W 、データから推定したパラメータは、 $I(D + 1)$ 、 $\beta_0, r_0, r_1, r_2, C, W_1, W_2$ である。そして、上で述べたように、 D についてはデータと事前知識から定めた。推定方法の詳細については付録を参照いただきたい。

5. 推定結果と考察

5.1 推定結果

以下、推定結果について述べる。

東京に関しては、(a) 日ごとの行政的感染者発生数、(b) 厚生労働省専門家委員会の5月1日の報告書 [5] による日ごとの発症者数 (c) 東京大学による抗体検査結果（500人中抗体陽性者3人、0.6%） [6] に依拠し、これらのデータと整合性をとれるようにパラメータを推定した。その結果、 $C = 23$ 、発症までの日数 W_1 は

表 1 推定されたパラメータ

行政単位	β_0	$I(D)$	r_1	r_2	C	1月16日時点での 推定感染者数
東京	0.16	1.6×10^{-7}	0.91	0.97	23	2.24
大阪 1	0.16	2.5×10^{-7}	0.91	0.97	65	2.2
大阪 2	0.16	9×10^{-8}	0.91	0.96	23	0.79
神奈川	0.16	0.6×10^{-7}	0.91	0.97	23	0.54

3日であると推定されたので、 W_1 は大阪と神奈川の推定にも用いた。 W_1 は典型的には5といわれることも多く、それに比べると少々短い。しかし、このモデルの単純さを考えると、合致のレベルとしては十分に許容範囲であると考えられる。

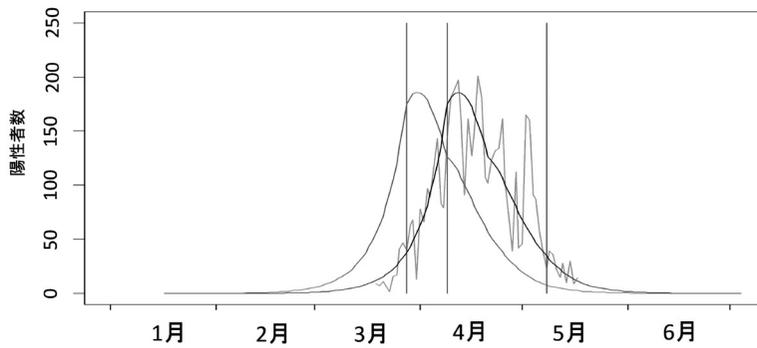
大阪については、(a)日ごとの行政的感染者発生数、(b)大阪市立大学による抗体検査結果(312人中抗体陽性者3人、1%) [7]に基づいて、二つの推定結果を用意した。まず、一つ目の結果(大阪1)は、(a)、(b)と整合性があるように推定したもので、その結果として、 C が65となり、東京のものとは異なってくる。一方、 C はその性質からいってあまり場所では変化がない、と考えるのも自然な立場である。そこで、東京と同じく $C=23$ として、(a)に合わせるように推定を行った(大阪2)。その結果、抗体検査の結果(b)については、多少ずれが生じることとなる。しかし、後ほど議論するように、そのずれは一定統計的には許容できるものであるため、東京の結果との整合性を考慮すると、現時点では、大阪2の方がより妥当なものであると考えられる。

抗体検査の結果のない神奈川については、 C の値を東京と同じく23として、日ごとの行政的感染者発生数を合わせるように推定した。

推定されたパラメータを表1に示す。東京の感染者発生数推定結果を図1(a)、発症日別感染者発生数推定結果を図2、大阪2の感染者発生数推定結果を図3、神奈川の結果を図4に示す。東京都については、図1には β の値の変化(図1(b))、実行再生産数の変化の時系列(図1(c))も掲載されている。推定時点は5月中旬なので、5月中旬以降の行政的感染者発生数については、 T_3 を5月7日として補外・予測したものとなる。これは、5月の大型連休(GW)後に自粛の強化が終わり、あとは、 β の値が固定されるというモデルである。 T_3 を4月30日としたモデルも検討したがあまり差はない。2020年1月から5月末までの解析期間を通じて未感染者の比率 $S(t)$ は0.99以上、感染者と回復者の比率 $I(t)$ および $R(t)$ は0.01以下であった。

以下、より詳細に考察を加える。

1. 東京の抗体検査の結果より推定された C の値は23であった。これは行政が把握している感染者(有症状者が多い)一人について、およそ20人程度のごく軽く感染して治ってしまう感染者がいる、ということである。大阪については抗体検査の結果と合わせると C は65であったが、次節で検討するように、東京と同じ $C=23$ とした推定も十分に統計的には許容される。
2. 初期段階での基本的な感染力のパラメータである β_0 は大体0.16程度であった。これは、実効再生産数としては $2.4 (= 0.16 \times 15)$ 程度である。
3. 東京の感染日別発症者数のデータは、推定を行ううえで重要な情報となる。本モデルでは、感染者は(発症する場合)感染後 W_1 日目に発症し、それから W_2 日後に行政が把握する。発症者はおおむねほぼ一定の時間遅れで行政的感染者発生数に反映すると考えられる。一方、行政的感染者数はそれ自身未発症感染者も含んでいる。そこで、本モデルでは、 t 日の発症者数は、 $t+W_2$ 日の行政的感染者数に定数 r_0 をかけたものとして推定した。 $W_1+W_2=W=12$ としているので、 W_2 を決めることは、感染から発症までの日数 W_1 を決めることと同じである。検討の結果、感染から発症までは $W_1=3$ 日、そして、発症者は行政的感染者(陽性者)の $r_0=0.67$ 倍とすることで、データをよく説明できることが判明した。その結果を図2に示した。モデルにより計算された発症者の発症日別推定曲線、新規行政的感染者発生数の推定曲線が、それぞれ、発症日別の発症者数実データ、行政的感染者発生数実データとほぼ重なっており、推計曲線が実データを再現していることがわかる。
4. 大阪、神奈川の r_1, r_2 の値については、東京での発症者の発生傾向に合うように調整した。3自治体どのケースにおいても、特に、緊急事態宣言以前の減少係数 r_1 が小さく、緊急事態宣言後の r_2



(a) 行政的感染者発生数の推移
 折れ線:実データ, 右曲線:推定(左曲線を12日後方にずらしたもの),
 左曲線:推定感染日で見た感染者数の推移
 (左縦線)3月27日(東京で感染者が急激に増加した時期).
 (中縦線)4月7日(緊急事態宣言発令日).
 (右縦線)5月6日(GWの最終日).
 これら3日で β の減少傾向が変化したと想定.

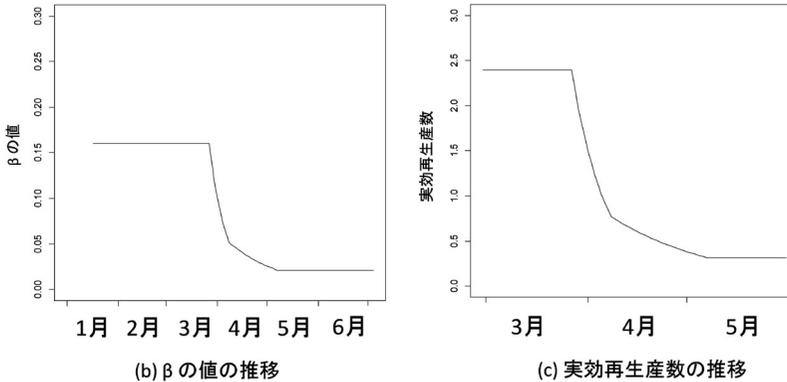


図1 東京都の感染者発生数推定結果

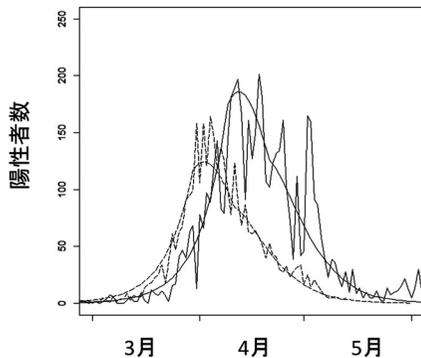


図2 東京都の発症日別感染者数の推定結果
 折れ線(実線):行政的感染者発生数データ, 曲線(実線):同推定値, 折れ線(点線):発症日別感染者数データ, 曲線(点線):同推定値.

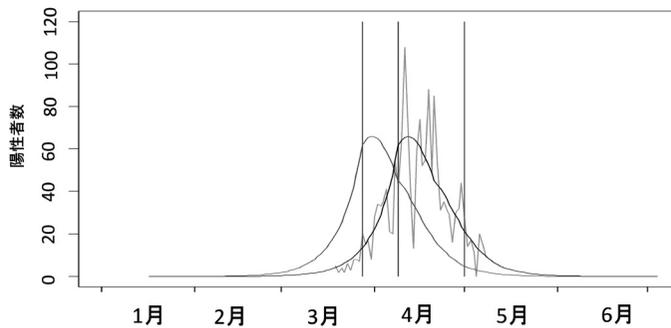
が大きいことは、意外に感じられるが、緊急事態宣言がなければ、4月に持続的に β を下げていくことは困難であったと考えられる。図1は「3月の下旬には、すでに感染者が急激に増加しつつあ

り、これを、急激に減少させるように社会的な行動の変化が起きて感染爆発を防ぎ、緊急事態宣言が出されたのはその動きが一段落したところである」という意外な興味深い事実を示している。今回はたまたまうまく感染爆発直前で回避できたものの、12日の現状把握の遅れがちぐはぐな行政的対応を招いたといえなくもないので、今後の反省課題となりうる。

- 表1の一番右の列に、1月16日の時点での推定感染者数を載せた。これは、 $I(D+1) = I(16)$ の値に、各自治体の人口を掛けて得られるものであるが、東京で2人強、大阪と神奈川で1人弱である。これは、1月中旬の日本での状況を考えると、あまり違和感なく受け止められる数字である。

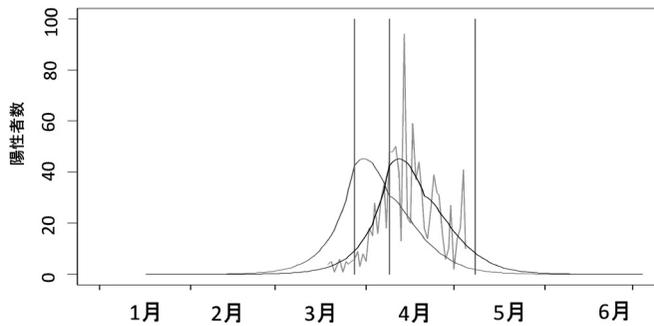
5.2 病院などの抗体検査やPCR検査との整合性

抗体検査については、東京では、千駄ヶ谷インターナショナルクリニック、ナビスタクリニック、厚生労働省、東京大学から報告されており、大阪では、大阪市立



行政的感染者発生数の推移
 折れ線: 実データ, 右曲線: 推定(左曲線を12日後方にずらしたもの),
 左曲線: 推定感染日で見た感染者数の推移
 (左縦線) 3月27日(東京で感染者が急激に増加しだした時期).
 (中縦線) 4月7日(緊急事態宣言発令日).
 (右縦線) 5月6日(GWの最終日).
 これら3日で β の減少傾向が変化したと想定.

図3 大阪府の感染者発生数推定結果



行政的感染者発生数の推移
 折れ線: 実データ, 右曲線: 推定(左曲線を12日後方にずらしたもの),
 左曲線: 推定感染日で見た感染者数の推移
 (左縦線) 3月27日(東京で感染者が急激に増加しだした時期).
 (中縦線) 4月7日(緊急事態宣言発令日).
 (右縦線) 5月6日(GWの最終日).
 これら3日で β の減少傾向が変化したと想定.

図4 神奈川県感染者発生数推定結果

大学から報告されている。無作為抽出した抗体検査の陽性率で、その時点ですでに感染して抗体を保持している回復者の比率が推計できる。東京については、抗体の精密測定を行っていた東京大学の検査結果を、大阪は大阪市立大学の検査結果を元に解析し、パラメータ推定にあたっては、これらの抗体検査の結果との整合性も考慮した。ここでは推定結果についてより詳しく検討する。

基本的には回復者は抗体をもつ。但し、ウイルスが体に入ってからある程度時間が経てば、感染者であっても回復者であっても抗体ができ、抗体検査の陽性者となる。そこで、 $I(t) + R(t)$, $I(t)$, $R(t)$ 三つの数値を示す。

1. 東京

東京大学などにより実施された抗体検査 [6]。5月1日、2日に都内の一般医療機関で採取され臨床検査企業で委託測定に使われた残余である500件の(匿名)検体について精密測定を行った結果、500件中3件が陽性。

モデルによる感染者の推定比率を表2に示す(現在感染している人の比率が I 、治った人の比率が R 、抗体検査の結果はおおむね R を見ている。PCRは I のみを見ている)。

推定結果は、東京大学の抗体検査陽性率0.6%とおおむね符合している。

なお、慶應義塾大学病院では(発熱外来・救急外来を除

表 2 東京の推定結果

	4/1	4/10	4/20	4/25	4/30
I+R	0.39%	0.61%	0.75%	0.78%	0.80%
R	0.07%	0.21%	0.50%	0.61%	0.69%
I	0.31%	0.4%	0.25%	0.17%	0.11%

表 3 大阪の推定結果 1

	4/1	4/10	4/20	4/25	4/30
I+R	0.6%	0.9%	1.2%	1.2%	1.2%
R	0.1%	0.3%	0.8%	0.9%	1.0%
I	0.5%	0.6%	0.4%	0.3%	0.2%

いた) 入院前 PCR 検査の陽性件数が, 4月6日-12日: 0/97 (0%); 4月13日-19日: 5/67 (7.46%); 4月20日-26日: 2/60 (3.33%); 4月27日-30日: 0/34 (0%) であったと報告している (<http://www.hosp.keio.ac.jp/oshirase/important/detail/40185/>). 残念ながら, 慶應義塾大学病院の PCR 検査の陽性率は, 抗体検査の結果に合わせたモデルの結果から大きく外れているが理由は不明である. ただし, 4月中旬のみに陽性者が検出されているのは, 4月初旬から中旬に流行し, 下旬には流行が収まりつつあるという状況を反映していると考えられる.

2. 大阪

大阪市立大学医学部附属病院で, 4月下旬の2日間について, COVID-19 以外の目的で外来受診した患者の残余血清から 312 名分を無作為抽出して検査し, 3名の抗体陽性者が検出されたことが5月1日に発表された(陽性率 0.9615%) (文献 [7], NHK ニュース <https://www3.nhk.or.jp/news/html/20200501/k10012414101000.html>).

抗体検査の結果と行政的感染者数の推移を合わせ推定を行ったところ, $C = 65$ となった. 結果は表 3 のとおり. モデルによる抗体検査の陽性率は, 0.9 から 1.2% とおおむね合致している.

東京の解析で推定された $C = 23$ という結果を用いて推定してみることも試みた. 結果は表 4 のとおり. 陽性率は 0.4% と抗体検査の結果よりは低めに出ているが, 実は, この結果が抗体検査の結果とそれなりに合致していると見ることも可能である. 実際, 0.4% が実際の陽性率であるとして, 312 個サンプルして 3 個陽性が出る確率は 0.093 であり陽性率 0.4% を帰無仮説とすると検定では棄却できない(ちなみに, 0 個, 1 個, 2 個, 4 個の確率は, それぞれ 0.286, 0.359, 0.224, 0.028 である). プレスリリースにもあるように, 大阪

表 4 大阪の推定結果 2

	4/1	4/10	4/20	4/25	4/30
I+R	0.22%	0.34%	0.41%	0.43%	0.44%
R	0.04%	0.12%	0.28%	0.34%	0.39%
I	0.18%	0.22%	0.13%	0.09%	0.05%

表 5 神奈川の推定結果

	4/1	4/10	4/20	4/25	4/30
I+R	0.15%	0.23%	0.28%	0.29%	0.30%
R	0.03%	0.08%	0.19%	0.23%	0.26%
I	0.12%	0.15%	0.09%	0.06%	0.04%

市立大学での抗体検査は独自の抗体検査法の開発・臨床試験の一環として行われたようなので, さらなる精査が必要となりそうである. 図 3 は大阪の推定結果 2 のパラメータに基づくグラフである.

最後に, 神奈川についての推定結果を表 5 に示す. 東京や大阪よりは少し低めの値が出ている.

5.3 実効再生産数の推定

図 1(c) は東京の実効再生産数の推定時系列である. $D = 15$ なので, (1) と $S(t)$ がほぼ 1 である(人口の大多数が未感染者である)ことより, 実効再生産数 R_t は $15\beta(t)$ となる. 東京の場合 2 月中旬より 3 月下旬にかけて 2.4 で推移し, 3 月下旬より急激に減少, 1 未満となったのは, 4 月 5 日のことであった. 2020 年 5 月 17 日現在で, 0.32 である. 自粛疲れということもあるので, ここでは $\beta(t)$ は GW 明けの 5 月 7 日まで減少し, その後一定であることを想定している. 大阪, 神奈川も同様の傾向であったが, 紙幅の関係で割愛する.

6. シミュレーション

本節では, シミュレーションにより, 東京都における緊急事態宣言の解除時期について検討する. 社会・経済活動のレベルを変えることは(結果的に) $\beta(t)$ を変えることにはほかならない. 本稿では, 1 月はじめから 3 月 26 日までは $\beta(t) = \beta_0 = 0.16$ と置いている. そこで, $\beta(t) = \beta_0 = 0.16$ となることを以って, 自粛や行動制限が本格的に始まる前の状態に戻す, ということを意味することとし, それを 3 月 26 日以前の活動レベルに戻す, ということにする. 3 月 26 日直前の三連休(3 月 20, 21, 22 日)あたりから自粛による行動変容が顕著になりつつあったとも考えられるが, 1 月からの総体的な活動レベルに対応しているのが $\beta = 0.16$ であると見なす. 最低限, この程度の活動レベルに戻

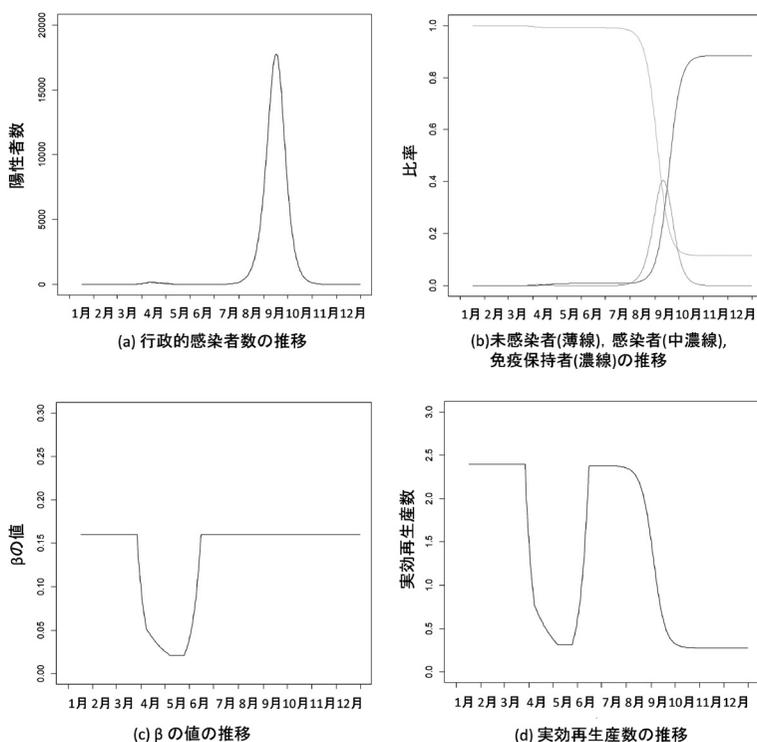


図5 東京都の流行状況推定結果

さない、本感染症流行以前同様の社会・経済活動は行っていくことが困難であると筆者は考える。

シミュレーションの結果としては6月下旬まで解除を待ち、いったん解除したら、早めに3月26日以前の活動レベルに社会・経済活動を戻した方が良いことが示唆される。シミュレーションはすべてGW明けで $\beta(t)$ を固定するモデルで行った。

6.1 何もしない場合

まず、緊急事態宣言を5月25日に解除して、そのまま3週間後、6月15日には、活動レベルを3月26日以前の状態まで戻し、仮想的にはあるが、形式的に、同レベルの社会的活動を続けるとどうなるかを図5に示す。本節の他のシミュレーションと同様、あくまでも、2節で説明した単純なモデルと推定したパラメータによる試算である。

7月中旬から巨大な流行が始まり、9月中旬から10月下旬にピークを迎え、1日17,000人程度の行政的感染者が発生し、集団免疫がついてその後自然と急速に減少、10月下旬には収まる。都民の88%が罹患し、行政的感染者は累計54万人、発症者は36万人程度となる。その内7万2千人程度が重症化する。東京での死亡率を5%（～（5月25日現在で亡くなった方の数の累計）/（5月25日現在の行政的感染者累計））とす

ると、2万7千人の方が亡くられる可能性がある、という結果となる。東京都についての試算であるが、これは、西浦による全国に関する予測（死亡者42万人）[9]とオーダーのレベルではおおむね整合するものである。

6.2 コントロールを行う場合

感染爆発を避けるために、第2波の流行が、行政的感染者が1日最大100人程度となるように自粛などを行ってコントロールすることとし、それまでにどの位の期間活動できるかを検討する。

1. 緊急事態宣言解除時期については、現行の5月25日で解除、6月30日で解除、の2パターンを考える。
2. 解除後の社会的行動の緩和の仕方については、3週間で3月26日の活動レベルまで戻す急速な緩和、6週間かけて3月26日の活動レベルに戻す緩やかな緩和の二つのパターンを考える。

これらを組み合わせて合計四つのパターンを検討した。いったん3月26日の活動レベルまで戻したら、第2波の感染拡大が無視できなくなるまでは、この活動レベルを保つ。第2波については、1日の発生行政的感染者が100人をピークとして急速にゼロになるようにコントロールをする。

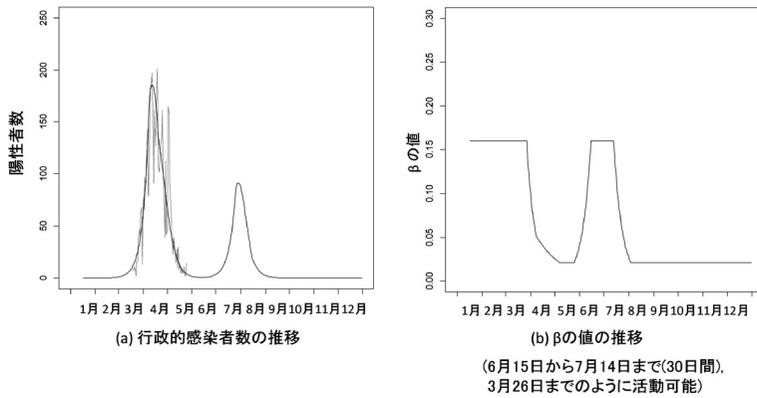


図6 5月25日に解除して6月15日には3月26日までの活動レベルに戻し、第二波のときには最大1日100名程度行政的感染者が出るとしたときの東京のシミュレーション ((a)の折れ線は実データ)。

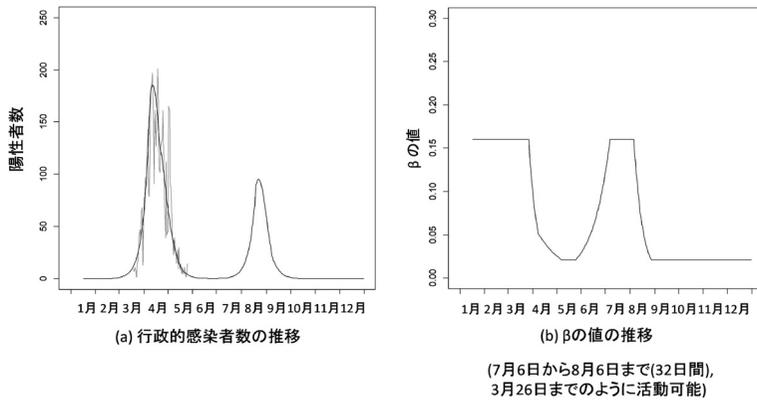


図7 5月25日に解除して7月6日までかけて3月26日までの活動レベルに戻し、第二波のときには最大1日100名程度行政的感染者が出るとしたときの東京のシミュレーション ((a)の折れ線は実データ)。

(Case A) 5月25日に緊急事態宣言を解除して、急速に β を大きくしていき、3週間後、6月15日には β 値を3月26日直前の状態まで戻し、流行第2波が来るまで活動し、その後(今回に準じた)急速な行動制限に入る、という社会的コントロールを行った場合の行政的感染者数変化(図6)。

(Case B) 5月25日に緊急事態宣言を解除したうえで、緩やかに β を大きくしていき、最終的には6週間後、7月6日には β 値を3月26日直前の状態まで戻し、流行第2波が来るまで活動し、その後(今回に準じた)急速な行動制限に入る、という社会的コントロールを行った場合の行政的感染者数変化(図7)。

(Case C) 6月30日に緊急事態宣言を解除して、急速に β を大きくしていき、3週間後、7月21日には β 値を3月26日直前の状態まで戻し、流行第2波が来るまで活動し、その後(今回に準じた)急速な行動制

限に入る、という社会的コントロールを今回に準じて行った場合の行政的感染者数変化(図8)。

(Case D) 6月30日に緊急事態宣言を解除したうえで、緩やかに β を大きくしていき、6週間後、8月11日には β 値を3月26日直前の状態まで戻し、流行第2波が来るまで活動し、その後(今回に準じた)急速な行動制限に入る、という社会的コントロールを今回に準じて行った場合の行政的感染者数変化(図9)。

結果はおおむね以下のとおりである。

- (Case A) の場合、5月25日から急速に緩和して6月15日から7月14日まで(30日間)は「3月26日までのレベル」で活動可能である。その後活動制限を行って第2波に対応する。
- (Case B) の場合、5月25日からゆっくりと緩和して7月6日から8月6日まで(32日間)は「3月

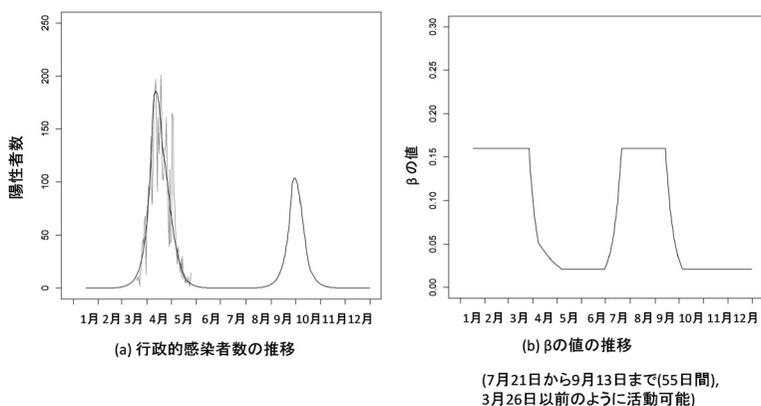


図8 6月30日に解除して7月21日までかけて3月26日までの活動レベルまで戻し、第二波のときには最大1日100名程度行政的感染者が出るとしたときの東京のシミュレーション ((a)の折れ線は実データ)。

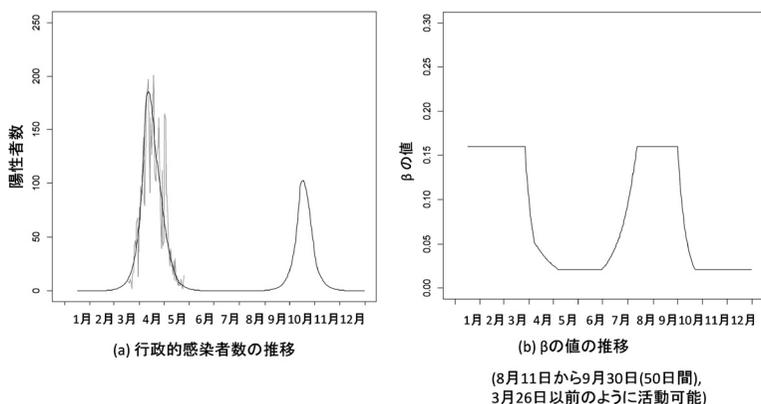


図9 6月30日に解除して8月11日までかけて3月26日までの活動レベルまで戻し、第二波のときには最大1日100名程度行政的感染者が出るとしたときの東京のシミュレーション ((a)の折れ線は実データ)。

26日までのレベル」で活動可能である。その後活動制限を行って第2波に対応する。

- (Case C) の場合、6月30日から急速に緩和して7月21日から9月13日まで(55日間)は「3月26日までのレベル」で活動可能である。その後活動制限を行って第2波に対応する。
- (Case D) の場合、6月30日からゆっくりと緩和して8月11日から9月30日(50日間)まで「3月26日までのレベル」で活動可能である。その後活動制限を行って第2波に対応する。

第2波後の活動制限が今回と同様の効果をもつとすると、その期間はおおむね2ヶ月となる。

6.3 各パターンの得失の検討

結論からいえば、経済的には自粛期間が延びることは厳しいかもしれないが、6月30日に宣言を解除し、

その後早めに活動を再開する (Case C) が一番良いと考える。即ち、まずは医療現場が一息つくことができる、そして社会的にもこの問題を解決するためのよりよい戦略を時間を検討する時間ができる。その間にPCR検査の拡大の方策、接触者確認アプリなどを普及周知する。また、高い活動レベルをより長く維持できるということは、長期的に活動制限-活動再開のサイクルを繰り返すことを考えた場合、一つのサイクルの期間を長めにとれることを意味し、活動再開するたびににかかる社会的オーバーヘッド (の総計) 少なくなり、大きなメリットとなる。同じ6月下旬解禁でも (Case D) は意外と活動時間が伸びず、少しずつ解除することにはあまりメリットはないようであるが、「早めに解除して徐々に活動度を上げる」という、政治的に理解が得やすい部分はある点は一定のメリットと考えられる。

表6 東京における推定感染者数（2020年5月20日現在）および予測感染者数（人）

1月31日	2月28日	2月29日	3月27日	4月8日	5月25日	6月30日
21	795	903	28604	56701	802	11

(Case A), (Case B) は、活動できる期間が短い。また、ウイルスが十分に減少していないうちに、社会・経済活動を再開するため、最悪の場合、6月中に行政的感染者が再び増加する可能性がある（これは、初稿投稿時点での記述であるが、実際に6月下旬から8月にかけて大きな流行が起こった）。

(Case C) は切り替えがはっきりしているので一定のルールでコントロールしやすく、わかり易い。また、急速な緩和を行うことにより、より早いサイクルで社会・経済を廻して行くことができる可能性があり、今後、緩和と制限を繰り返すサイクルの設計・検討においては考慮する余地があると考ええる。

6.4 社会活動のサイクルについて

6月30日まで自粛を続けた場合の本モデルによる東京都の推定・予測感染者数は表6のとおりである。この表の示唆するところは、以下のとおりである。

まず、6月30日解除の大きな利点は、感染者がかなり減っていることで、クラスター対策によって、感染者を0とすることができる可能性があるということである。5月25日解除であると、感染者が十分に減っておらず、クラスター対策を行うには厳しい。

さらに、生活パターンについて以下のようなことが考えられる。

(1) 1-2 サイクル（現行のように5月25日に緊急事態宣言を解除した場合）：

5月25日に緊急事態宣言を解除するということは、同じ程度の感染者数の2月28日まで時計の針を巻き戻す、ということである。すると、もし、通常の生活を続けるならば、約1月後の3月27日に相当する、6月下旬には行動制限をかけ、今回と同様、2月間の行動制限を行うこととなる。つまり（1ヶ月の活動期間）+（2ヶ月の活動制限期間）で社会をまわしていくこととなる。これを1-2 サイクルと名づけよう。

(2) 2-3 サイクル（6月30日に緊急事態宣言を解除する場合）：

6月30日に緊急事態宣言を解除する、ということとは、感染者数でみて、およそ1月31日まで時計の針を巻き戻す、ということである。すると、約2ヶ月後の3月27日に相当する、9月はじめに行動制限をかけ、今回に倣い、そして3月間の行動制限を行うこと

となる。つまり（2ヶ月の活動期間）+（3ヶ月の活動制限期間）でまわしていくこととなる。つまり（2ヶ月の活動期間）+（3ヶ月の活動制限期間）で社会をまわしていくこととなる。これを2-3 サイクルと名づけよう。

ここで考えている活動期間の活動はそれなりに活発なもの（2020年2月から3月ごろのイメージ）である。活動制限は、3月27日以降、4月7日緊急事態宣言以降のものである、と考えてよい。おそらくは、メリハリをつけることやノウハウの蓄積によって、2-3 サイクルを3-2 サイクルにすることなどもできるのではないかと、思われる。1-2 サイクルについても同様のことは可能であろう。このあたりについては、さらなる検討が必要である。

7. 考察とまとめ

本稿では、簡単な数理モデルをデータに当てはめて新型コロナウイルス感染症の態様を解明することを試みた。用いたデータはすべて公開されているものである。また、モデルも省略せずに述べているので、ここに書かれていることのみから追試や検証は可能である。

ここでは大都市型の3都府県について解析したが、基本的には各都道府県同じモデルで扱うことは可能である。研究と同時進行形で、5月25日にすべての都道府県で緊急事態宣言が解除されたが、2020年6月、投稿時の原稿では早すぎる解除についての懸念を表明していたが、その後、第2波が6月下旬から8月に到来したのは周知のとおりである。

今回いくつかのパラメータを推計し $D = 15$, $C = 23$, $W = 12$ などの結果を得た。これらより、およそ感染者の95%を未発症感染者が占め、感染者は2週間程度は感染力をもちうる、そして総感染者の1%程度が重症化する、という本感染症の具体的な病態が浮かび上がってくる。ただし、これらはあくまでデータとモデルに整合性のある形で推計するとこうなる、という現時点での暫定的なものであるが、感染のメカニズムを理解したり、対策を立てるうえでの有用な知見として役立つことを期待したい。

本研究では、自粛が進むに伴い $\beta(t)$ の値は等比級数的に減少しているとすると、ある程度現実の感染者

数の減少を説明できることがわかった。この知見に基づいて、交通機関の利用率なども利用しながら簡単な関数で β を推定して予測することなどが今後の課題となる。

感染者が少なく終息したと思われるときにも、 $\beta(t)$ の値をきちんと推定してモニターすることは非常に大事である。そのための方策として、 $\beta(t)$ を状態変数として、日々の陽性者発生数を観測変数とする状態空間モデルをたてて統計的パラメータ推定を行うことなどが考えられる。もちろん、大規模にデータを収集するうえでのICT技術の活用も重要である。

$C = 23$ というパラメータ推計値に象徴されるように、本感染症は、行政が把握していない、多くの未発症あるいは軽症感染者が市中に存在することが大きな特徴である。蔓延のメカニズムや実態を把握し、再流行の予兆を早くつかむためにも、PCR検査の拡大や各地での大規模な抗体検査の実施は重要である。 $\beta(t)$ や C の適切な推定やそれを通じた予測の改良などにも役に立つ。 C の値を推計するのに今回依拠した二つの抗体検査は無作為抽出に近いとは思われるが、医療機関利用者から検体を採取しているため、完全無作為とはいえず、少し高めに陽性率がでる可能性があり、そのために C の推計も高めにしている可能性はある。

C は検査体制にも依存する量であるが、その推定は感染対策上は重要と思われるので、そのためにも、大規模な抗体検査の早期実施は必要である。PCR検査を増やせば発見される陽性者数が増えて C の値は下がることを考えると適宜状況に応じて推定し直す必要もあろう。一方、行政による陽性者の調査は必ずしも無作為抽出ではなく、概して症状などから可能性が高い者からPCR検査をする傾向はあるため、PCR検査を増やせば増やすほど、陽性率は下がり「歩留まりが悪くなる」という一面もあり、陽性者数はPCR検査を増やす割には増えない可能性もある。その点を考慮すると、 C は検査体制に対して比較的ロバストである可能性もある。いずれにしても、 C の適切な推定は重要な今後の研究課題である。また、感染発生から行政による感染者の把握までに12日程度の遅れがあるのは対応が後手後手となり大きな混乱を招きうるため早急に改善した方が良く考える。これを機会に、天気予報のような、本感染症のモニターシステムを公的機能の一部として構築することが望ましい。

謝辞 本稿を用意するきっかけを作り、さまざまな視点からご助言を賜った、伊藤哲朗東京大学生産技術

研究所客員教授（元内閣危機管理監）、野城智也 東京大学生産技術研究所教授、藤井健 東急総合研究所顧問をはじめとする危機管理研究会の皆様へ感謝いたします。また、合原一幸 東京大学特別教授、小原敦美 福井大学工学部教授からも貴重なご助言をいただきました。心より御礼申し上げます。査読者からも建設的な指摘をいろいろいただきましたことを感謝いたします。なお、本研究は、筆者が研究代表者を努める政策研究大学院大学政策研究センターリサーチプロジェクト“政策科学におけるデータサイエンスと数理モデリングの活用と深化”および“新型コロナウイルス感染症の政策科学”の一環として実施されたものである。

参考文献

- [1] World Health Organization, Coronavirus disease (COVID-19) pandemic, <https://www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019/> (2020年5月28日閲覧)
- [2] N. Chen, M. Zhou, X. Dong, J. Qu, F. Gong, Y. Han, Y. Qiu, J. Wang, Y. Liu, Y. Wei, J. Xia, T. Yu, X. Zhang and L. Zhang, “Epidemiological and clinical characteristics of 99 cases of 2019 novel coronavirus pneumonia in Wuhan, China: A descriptive study,” *Lancet*, **395**, pp. 507–513, 2020.
- [3] 診療の手引き検討委員会・作成班（研究代表者：加藤康幸）、新型コロナウイルス感染症診療の手引き第3版。厚生労働省、2020年9月4日発行。
- [4] 稲葉寿、微分方程式と感染症数理疫学、数理科学、**46**(4), pp. 19–25, 2008.
- [5] 厚生労働省 新型コロナウイルス感染症対策専門家会議、「新型コロナウイルス感染症対策の状況分析・提言（2020年5月1日）」、<https://www.mhlw.go.jp/content/10900000/000627254.pdf> (2020年5月28日閲覧)
- [6] 東京大学先端科学技術研究センター、「東京都の抗体陽性率検査結果について（プレスリリース、2020年5月15日）」、<http://www.rcast.u-tokyo.ac.jp/ja/news/release/20200515.html> (2020年5月28日閲覧)
- [7] 大阪市立大学、「新抗体価測定システムが高い精度で陽性を判定！～疫学調査により、大阪では1%程度が抗体を保持～（プレスリリース、2020年5月1日）」、https://www.osaka-cu.ac.jp/ja/news/pdfs2020/press_200501.pdf (2020年5月28日閲覧)
- [8] 土谷隆、“新型コロナウイルス感染症の広がりに関する一考察,” 政策研究大学院大学ディスカッション・ペーパー、20-04, 2020年5月30日。
- [9] 西浦博、厚生労働省における記者会見、2020年4月15日。

付録：パラメータ推定法について

モデルのパラメータを以下のようにして推計した。推計は、パラメータを変更しながら、モデルによるシミュレーションを行い、得られた結果をグラフ上で実際のデータと目視で比較し、きちんと再現できているか、妥当性を確認することで行った（その結果が図1から図4である）。また、シミュレーションによる抗体検

査の結果と実データとの整合性も考慮した。以下、より詳しく手順を述べる。東京の場合について説明する。説明すべきデータは、行政的感染者発生数 D_1 (図 2 右側の実折れ線) と発症日別陽性者数 D_2 (図 2 左側の点線折れ線) である。

まず、モデルのパラメータを定めることで、モデルによる感染日別発生陽性者数の推計曲線 C_0 (図 1 (a) の左側の曲線に相当するが、パラメータ調整前なので、最終的な推定とは最初は大きく形状や位置が異なる) が得られる。行政的感染者発生数の推計曲線 C_1 (図 1 (a) の右側の曲線および図 2 右側の曲線に相当) は、 C_0 を 12 日後方にずらしたものである。 C_0 を W_1 日後方にずらして r_0 倍したものが発症日別陽性者数 C_2 である。 C_1, C_2 ができるだけ D_1, D_2 に近くなるようにパラメータを推計する。

ここでは、パラメータを固定してモデルに従って推計曲線 C_1, C_2 を描き、実データ D_1, D_2 と比較し、その結果をみてパラメータを調整するというを繰り返して、実データに近い推計曲線が描かれるようにパラメータを推定した。以下詳細を述べる。 D は 10, 15, 20 のいずれかとし、 $W = 12$ は固定する。そのうえで下記のようにして推定を行った。

1. パラメータ C を固定する。
2. $\beta(t)$ は $t = 87$ (3月27日) までは一定値 β_0 としているので、 C_1 の増加の様子が D_1 の立ち上がりの増加の様子に合うように $I(D+1), \beta_0$ を定めた。
3. $t = 87$ (3月27日) より、一日ごとに一定の比率 r_1 で $\beta(t)$ の値は小さくなると仮定し、次いで $t = 98$ (4月7日) より一定の比率 r_2 で β の値は小さくなると仮定して、大まかに D_1 と C_1 を合わせた。そして、 D_2 と C_2 の位置が全体的に合うように、 r_0 と W_1 を調整した。

4. この段階では、 D_2 と C_2 の概形は必ずしも合っていない。そこで、改めて、上と同じようにして、 r_1, r_2 を調整しなおして、 D_2 と C_2 の形が合うように微調整した (他のパラメータの値は変えない)。当然、 C_1 の形も変わるが、 D_1 を十分近似できている範囲での変化であった。

5. そして、5月25日までの実際の発生陽性者と推計曲線による発生陽性者数がほぼ一致していることを確認する。
6. 依拠する抗体検査が実施された時点 t での抗体検査の陽性率の理論値 $R(t), I + R(t)$ を計算する。これらの値を抗体検査の実際の陽性率と比較して、おおむね同じ値かどうか確認する。妥当な範囲になれば、 C の値を変えて、上の過程を 1 から繰り返す。

大阪と神奈川については、発症日別の陽性者数データ D_2 に相当するものがないので、その代わりに、 r_1, r_2 が (D_2 を用いて推計した) 東京の値に近くなるようにしながら、大阪と神奈川の新規行政的感染者データ (東京の D_1 に相当するもの) と理論による推計 (東京の C_1 に相当するもの) が合うようにパラメータを調整した。

本稿では $D = 15$ を中心に考察を進めてきたが、 $D = 10$ と $D = 20$ の場合も同様に検討を行っているので、簡単に観察されたことを述べる。

まず、 $D = 10$ とすると、行政的感染者の時系列を適切に再現するのが困難となる。 $D = 20$ とすると、 $D = 15$ の場合と同じように合わせることはできるが、未発症者感染者が感染力を保持しうる期間としては本文中に述べた、文献 [6] に記されている病態の記述との整合性も考えると長すぎる。 $D = 15$ はおおむね妥当な選択である。