



TDB-CAREE ディスカッション・ペーパー・シリーズ

帝国データバンク企業・経済高度実証研究センター (TDB-CAREE)

一橋大学 経済学研究科

TDB-CAREE ディスカッション・ペーパー・シリーズ、No. J-2020-04
2020年 8月

COVID-19の感染シナリオに沿った経済予測シミュレーターの 構築に向けて

後藤 隼人
(帝国データバンク、TDB-CAREE、
東京工業大学ビッグデータ数理科学研究ユニット)

〒186-8601 東京都国立市中 2-1

TEL: 042-580-9129

E-Mail: caree@econ.hit-u.ac.jp

URL: <http://www7.econ.hit-u.ac.jp/tdb-caree/index.html>

TDB-CAREE ディスカッション・ペーパー・シリーズは、研究成果を
学術論文の形で広く公開し、活発な議論を展開することを目的として
います。

このディスカッション・ペーパーにおける見解は著者自身の責任にお
いて表明され、著者が所属する組織や TDB-CAREE の見解を代表する
ものではないことに、ご注意ください。

COVID-19の感染シナリオに沿った経済予測シミュレーターの構築に向けて

後藤 隼人^{1,2,3*}

¹ 株式会社帝国データバンク データソリューション企画部 総合研究所

² 国立大学法人一橋大学 経済学研究科 帝国データバンク企業・経済高度実証研究センター

³ 国立大学法人東京工業大学 科学技術創成研究院 ビッグデータ数理科学研究ユニット

*hayato.gotou@mail.tdb.co.jp

概要

本稿では、インフルエンザのパンデミックデータをもとにした新型コロナウイルス感染症の新規感染者数の中長期的な感染シナリオを元に、景気動向指数である TDB 景気 DI の推移を類推することで、倒産件数、自殺者数、完全失業者数といった統計数値を予測した。2022 年時点における予測結果は、感染が収束するシナリオではリーマンショック前のピークをおおむね回復した 2013 年～2014 年とほぼ同じ水準に戻るが、感染が長期間収束しないシナリオでは 2009 年～2010 年のリーマンショック後の大幅な景気後退期と同じ水準となった。このようなアプローチのシミュレーションによって、感染医学的な観点を踏まえた、“ウィズコロナ”時代における予測型の経済政策に関する議論の促進が期待できる。

背景

新型コロナウイルス感染症（以下 COVID-19）の流行により、多くの命が失われた。同時に、流行拡大を防ぐ目的で経済活動が自粛されたことにより、多額の経済損失が発生したのは疑いようがない事実である。企業活動を停止せざるを得なくなり、手持ち現金の少ない小規模事業者が倒産や廃業を余儀なくされただけでなく、失職や休職、倒産による経済的困窮から自殺を選択してしまう人の数も急増していくことが懸念されている [1]。感染拡大を考慮するのはもちろんのこと、このような“経済死”による犠牲者を出さないようにすることも重要な政策課題であるが、現状では感染医学的な観点からの議論が先行しており、経済学的な視座を汲みした議論が十分に行われているとは言い難い。本稿では、COVID-19 の新規感染者数がどのように推移していくかといったシナリオを用意し、これに沿った経済動向がどの程度可能なのかを検証することを目的とする。特に帝国データバンクが毎月約 2 万 3 千社を対象に実施している景気動向調査における景気 DI（以

下 TDB 景気 DI) と、新規感染者数が連動するという仮定の下、経済指標となる各統計数値がどのように推移するかを予測を試みる。具体的には、感染シナリオ毎に想定した新規感染者数の推移を予測し、それと連動して変化させた TDB 景気 DI から、倒産件数、自殺者数、完全失業者数の推移を予測する。

使用するデータについて

TDB 景気動向調査 [2] は、毎月約 2 万 3 千社を対象にアンケート調査を実施している。2020 年 5 月の調査対象は 2 万 3675 社、有効回答は 1 万 1979 社となり、回答率は 50.6%であった。同様に、倒産件数に関しても、帝国データバンクの調査結果を用いる [3]。なお、帝国データバンクでは“2 回目不渡りを出し銀行取引停止処分を受ける”、“内整理する（代表が倒産を認めた時）”、“裁判所に会社更生法の適用を申請する”、“裁判所に民事再生法の手続き開始を申請する”、“裁判所に破産を申請する”、“裁判所に特別清算の開始を申請する”のいずれかに該当すると認められた場合を倒産と定義しており、特に負債額 1000 万円以上の法的整理による倒産を集計して公表している。COVID-19 の感染者数は、厚生労働省がオープンデータとして公開しているデータセットのうち、日時の PCR 検査陽性者数を加工して利用した [4]。自殺者数は、厚生労働省自殺対策推進室が公表している、警察庁の自殺統計に基づく自殺者数の推移等に関するレポート [5] より、月次の自殺者数を抜粋したが、2020 年度の数値に関しては速報値となっているため、修正される可能性がある。また完全失業者数は、総務省統計局の労働力調査（基本集計）より、完全失業率（季節調整値）等

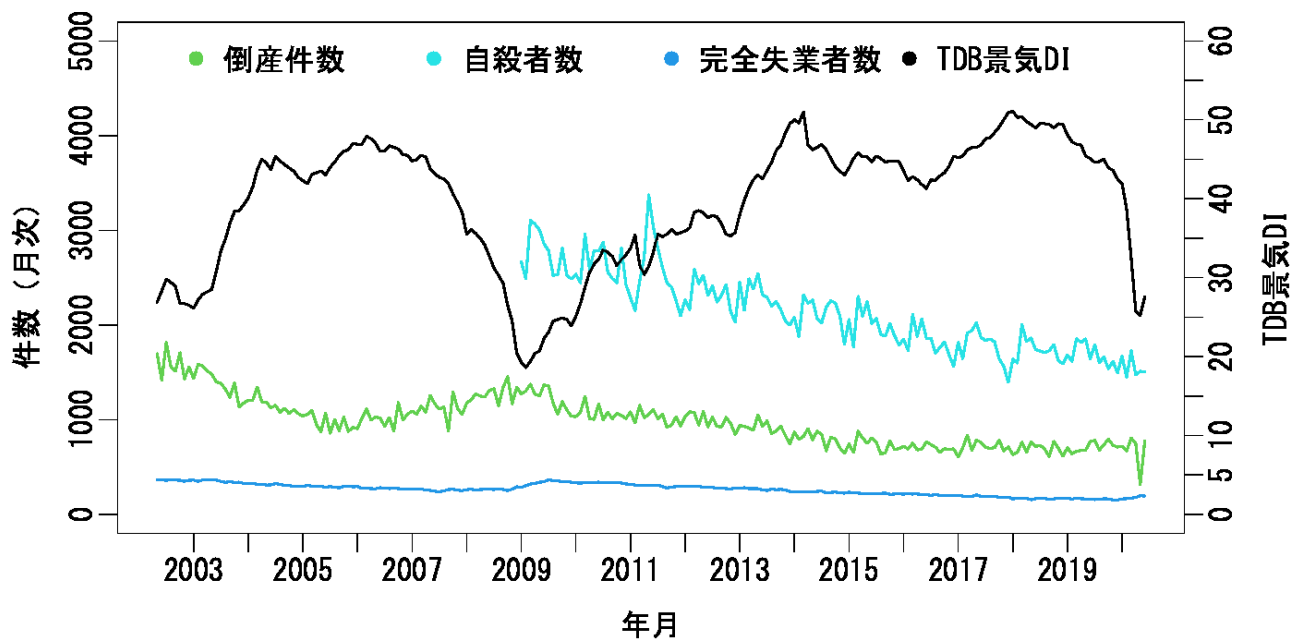


図. 1: 実験に用いた各データの月次の時系列。横軸が年月、第 1 縦軸が倒産件数 (緑色)・自殺者数 (水色)・完全失業者数 (青色)、第 2 縦軸が TDB 景気 DI(黒色) を表す。

の長期時系列データを用いた。なお、この完全失業率と TDB 景気 DI の分析は平峰による調査が詳しい [6]。図 1 がプロットとなる。TDB 景気動向調査は 2002 年 5 月より実施されているが、自殺者数のみ 2009 年までしか遡れない。

相関分析

TDB 景気 DI のマクロ経済指標としての説明力を測るために、ピアソンの積率相関係数を用いて各統計数値との相関分析を行う。

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

このとき、TDB 景気 DI が先行指標として機能するかを確認するため、比較対象となる変数に 1ヶ月、3ヶ月、6ヶ月の遅れ時間を設けた相関も同時に観測する。さらに、分析対象とする区間も 1 年単位で変化させることで、区間による相関度合いの違いを調べる。

表 1 が月次データを用いた場合の結果となる。どの統計も 2008 年～2019 年もしくは 2009 年～2019 年からのデータが TDB 景気 DI との負の相関が最も高く、リーマンショック前後にて統計性が変化した可能性がある。またいずれの統計数値とも、遅れ時間を設けた場合のほうが相関が高く、よって TDB 景気 DI が先行指標としても優れていることが確認できる。

表. 1: TDB 景気 DI と各件数の積率相関係数 (月次)

区間 (~2019年12月)	遅れ						
	なし	1ヶ月	2ヶ月	3ヶ月	6ヶ月	9ヶ月	12ヶ月
<u>倒産件数</u>							
2003年12月~	-0.61	-0.60	-0.62	-0.62	-0.58	-0.55	-0.49
2004年12月~	-0.57	-0.58	-0.62	-0.63	-0.65	-0.65	-0.62
2005年12月~	-0.63	-0.64	-0.68	-0.69	-0.71	-0.71	-0.68
2006年12月~	-0.64	-0.66	-0.70	-0.71	-0.73	-0.74	-0.71
2007年12月~	-0.70	-0.70	-0.75	-0.76	-0.78	-0.77	-0.74
2008年12月~	-0.76	-0.77	-0.81	-0.81	-0.81	-0.78	-0.74
2009年12月~	-0.76	-0.75	-0.78	-0.77	-0.74	-0.70	-0.63
2010年12月~	-0.61	-0.59	-0.64	-0.63	-0.58	-0.53	-0.46
2011年12月~	-0.48	-0.46	-0.53	-0.51	-0.44	-0.36	-0.27
2012年12月~	-0.27	-0.25	-0.34	-0.31	-0.24	-0.15	0.00
2013年12月~	0.06	0.09	-0.03	0.00	0.08	0.13	0.13
<u>自殺者数</u>							
2009年12月~	-0.67	-0.66	-0.65	-0.64	-0.61	-0.60	-0.57
2010年12月~	-0.55	-0.55	-0.52	-0.52	-0.47	-0.46	-0.45
2011年12月~	-0.41	-0.41	-0.38	-0.37	-0.29	-0.27	-0.26
2012年12月~	-0.17	-0.18	-0.16	-0.16	-0.05	-0.04	-0.01
2013年12月~	0.09	0.07	0.11	0.12	0.23	0.17	0.06
<u>完全失業者数</u>							
2003年12月~	-0.61	-0.57	-0.53	-0.50	-0.41	-0.32	-0.25
2004年12月~	-0.57	-0.54	-0.51	-0.49	-0.43	-0.37	-0.32
2005年12月~	-0.63	-0.60	-0.57	-0.54	-0.48	-0.42	-0.37
2006年12月~	-0.68	-0.65	-0.62	-0.60	-0.54	-0.48	-0.43
2007年12月~	-0.73	-0.70	-0.67	-0.65	-0.58	-0.52	-0.45
2008年12月~	-0.74	-0.71	-0.68	-0.66	-0.59	-0.52	-0.47
2009年12月~	-0.76	-0.74	-0.72	-0.70	-0.66	-0.61	-0.57
2010年12月~	-0.70	-0.67	-0.63	-0.61	-0.56	-0.50	-0.45
2011年12月~	-0.57	-0.53	-0.49	-0.45	-0.36	-0.28	-0.21
2012年12月~	-0.38	-0.33	-0.27	-0.22	-0.13	-0.03	0.10
2013年12月~	-0.12	-0.04	0.04	0.10	0.21	0.26	0.23

回帰分析

次に回帰分析を行い、各統計数値に対し TDB 景気 DI がどの程度説明力をもつのかを確認する。このとき、20 分割交差検定によりモデルを検証するが、この交差検定には Bermeir ら [7] が提案している手法を用いる。これは固定したウィンドウサイズ n 点を学習データとして用い、そのモデルで次点の $n+1$ 点を予測していく、ということを 1 点ずつずらしながら任意の回数行い、得られた予測値と実測値を二乗平均平方根誤差 (RMSE) 等で比較するものである。そして、ステップワイズ法の変数減増法を用いて変数選択を行っている。

なお、2020 年 5 月の倒産件数は 288 件となり、2000 年以降で最少となっている。これは情勢を反映した数値ではなく、緊急事態宣言の発令に伴う弁護士事務所や裁判所の業務縮小で、法的整理手続きが滞留したことなどが原因であるとみられている [3]。これを異常値とみなし、2020 年 5 月の倒産件数は 2019 年 1 月からの線形回帰で予測した 771 件とした。また表中に記載ある金融円滑化法フラグとは、2009 年 12 月に施行された中小企業者等に対する金融の円滑化を図るための臨時措置に関する法律 (中小企業金融円滑化法) による倒産数の減少を考慮したもので、2009 年以降の全時点において発火する変数である。

図 2 と表 2~4 がその結果である。倒産件数と自殺者数において、最近の大幅な TDB 景気 DI の下落に反応して予測値がスパイクしてしまっているが、全体を通していずれの件数も TDB 景気 DI で比較的精度よく予測できている。

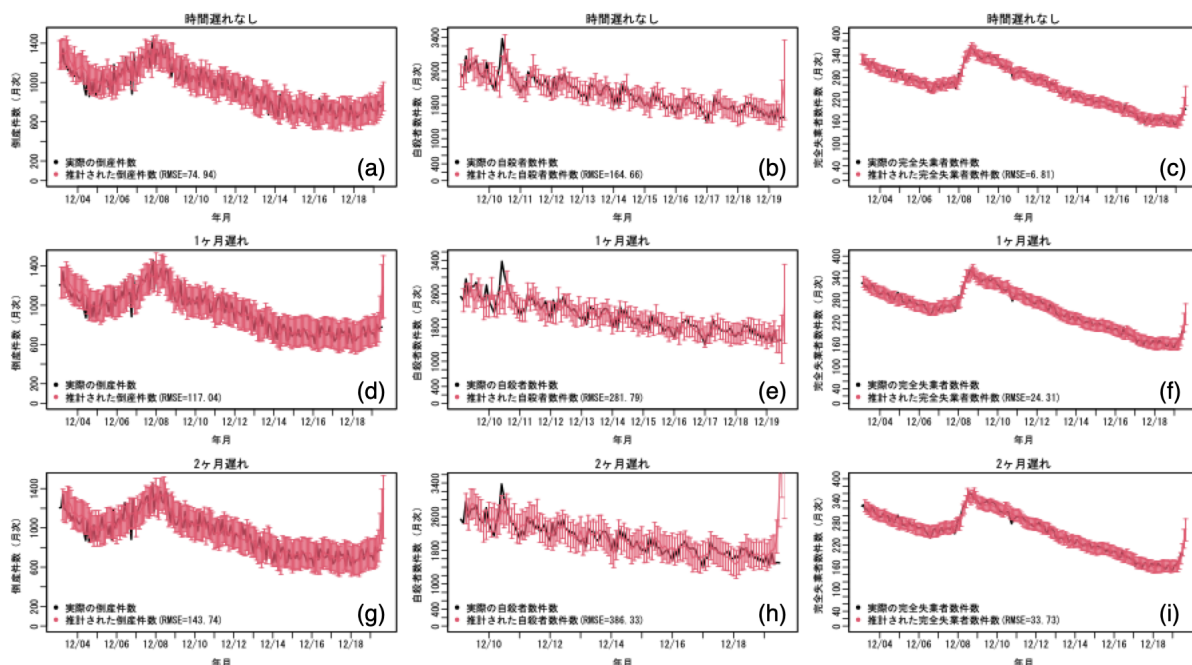


図. 2: 回帰分析結果。横軸が年月、縦軸が各件数を表し、黒線が実際の値、赤線が予測値（エラーバーは95%予測区間）となる。パネル (a), (b), (c) がそれぞれ倒産件数、自殺者数、完全失業者数の時間遅れがない場合、パネル (d), (e), (f) が1ヶ月遅れの場合、パネル (g), (h), (i) が2ヶ月遅れの場合の結果となる。

表. 2: 倒産件数に関する回帰分析

推定値 (t 値)	遅れ時間なし	1ヶ月遅れ	2ヶ月遅れ
<u>TDB 景気 DI</u>			
実数 (τ)	-5.692** (-4.133)		-8.427** (-2.973)
実数 ($\tau-1$)			
実数 ($\tau-3$)			-15.405* (-1.883)
実数 ($\tau-6$)	3.271* (1.764)	16.47*** (3.003)	
実数 ($\tau-12$)		-3.436* (-1.972)	-3.832** (-2.310)
平均 ($\tau-1\sim\tau-3$)			
平均 ($\tau-1\sim\tau-6$)		-34.59* (-2.368)	20.979** (2.206)
分散 ($\tau-1\sim\tau-6$)		6.264* (2.176)	6.765* (2.335)
<u>自己回帰変数</u>			
実数 ($\tau-1$)	-0.157* (-1.740)		0.188* (1.955)
実数 ($\tau-3$)		-0.206** (-2.139)	
実数 ($\tau-6$)			
実数 ($\tau-9$)			
実数 ($\tau-12$)	0.349*** (6.135)		
平均 ($\tau-1\sim\tau-3$)	0.755* (5.795)	0.775* (5.724)	0.415*** (3.168)
分散 ($\tau-1\sim\tau-3$)			
平均 ($\tau-1\sim\tau-6$)			
分散 ($\tau-1\sim\tau-6$)			
Intercept	296.4* (1.941)	605.3** (3.494)	728.8* (4.308)
金融円滑化法フラグ	-81.2*** (-3.505)	-123.6** (-4.578)	-140.624** (-5.341)
Multiple R squared	0.89	0.8743	0.8688
Adjusted R squared	0.8855	0.8668	0.8627
Residual Std.Error	69.63	74.9	75.95
F statistic	196.5	116.8	141.6
Degrees of Freedom	170	168	171

表. 3: 自殺者数に関する回帰分析

推定値 (t 値)	遅れ時間なし	1ヶ月遅れ	2ヶ月遅れ
<u>TDB 景気 DI</u>			
実数 (τ)	14.92* (1.972)		
実数 (τ -3)	45.37* (1.716)	-22.138** (-2.501)	
実数 (τ -6)	47.75** (2.693)	15.814* (2.311)	
実数 (τ -9)	-11.49* (-1.864)		-16.23* (-1.961)
実数 (τ -12)			
平均 (τ -1 \sim τ -3)			-68.34* (-2.657)
分散 (τ -1 \sim τ -3)	-32.52** (-2.229)	-28.98** (-2.033)	45.03** (2.017)
平均 (τ -1 \sim τ -6)	-99.29* (-2.216)		69.1** (2.368)
分散 (τ -1 \sim τ -6)	21.52* (1.972)	21.096* (1.935)	35.14* (2.103)
<u>自己回帰変数</u>			
実数 (τ -1)		0.774** (6.625)	
実数 (τ -3)	-0.365* (-2.953)		
実数 (τ -6)			
実数 (τ -9)		0.383*** (7.285)	0.35* (4.860)
実数 (τ -12)	0.387* (6.200)	0.153* (2.558)	0.424** (5.097)
平均 (τ -1 \sim τ -3)	0.518** (3.019)	-0.918*** (-3.234)	-0.88** (-3.658)
分散 (τ -1 \sim τ -3)	0.004*** (3.065)		0.002* (1.973)
平均 (τ -1 \sim τ -6)	0.265* (1.836)	0.681* (2.222)	0.416** (2.044)
分散 (τ -1 \sim τ -6)	-0.001* (-1.838)		
Intercept			1444** (2.883)
金融円滑化法フラグ			
Multiple R squared	0.8803	0.8626	0.8102
Adjusted R squared	0.8633	0.8467	0.7885
Residual Std.Error	112.2	119.6	160.3
F statistic	52.02	54.21	37.26
Degrees of Freedom	92	95	96

表. 4: 完全失業者数に関する回帰分析

推定値 (t 値)	遅れ時間なし	1ヶ月遅れ	2ヶ月遅れ
<u>TDB 景気 DI</u>			
実数 (τ)			-1.432*** (-9.783)
実数 ($\tau-1$)	2.361* (1.779)		
実数 ($\tau-3$)	3.234* (2.408)	2.077* (2.854)	
実数 ($\tau-6$)			
実数 ($\tau-12$)			0.351* (1.740)
平均 ($\tau-1 \sim \tau-3$)	-6.087** (-2.362)	-3.005* (-4.335)	
分散 ($\tau-1 \sim \tau-3$)			
平均 ($\tau-1 \sim \tau-6$)			
分散 ($\tau-1 \sim \tau-6$)		0.529* (1.861)	0.953*** (3.233)
<u>自己回帰変数</u>			
実数 ($\tau-1$)	0.616* (10.812)	0.256* (2.320)	0.29* (3.588)
実数 ($\tau-3$)	0.19** (3.420)		
実数 ($\tau-6$)		0.12* (2.018)	
実数 ($\tau-9$)	0.118*** (3.152)		0.136** (2.026)
実数 ($\tau-12$)		0.123* (3.153)	0.111* (2.182)
平均 ($\tau-1 \sim \tau-3$)		0.379* (2.961)	
分散 ($\tau-1 \sim \tau-3$)	-0.031* (-1.697)		
平均 ($\tau-1 \sim \tau-6$)			0.327*** (3.161)
分散 ($\tau-1 \sim \tau-6$)	0.058** (5.688)	0.079*** (8.430)	0.092** (9.326)
Intercept	37.208** (3.629)	64.083* (5.178)	71.13*** (4.071)
金融円滑化法フラグ	-3.751*** (-2.700)	-5.73* (-3.586)	-5.699** (-2.668)
Multiple.R.squared	0.9847	0.9813	0.9805
Adjusted.R.squared	0.9838	0.9803	0.9795
Residual.Std.Error	6.558	7.389	7.549
F.statistic	1078	987.3	949.8
Degrees.of.Freedom	167	169	170

感染シナリオと新規感染者数

新規感染者数がどのように推移していくのかを考察するために、アメリカのミネソタ大学感染症研究政策センターが公表した報告書 [8] を参照する。彼らは、インフルエンザのパンデミックデータをもとにして、以下の三種類の新型コロナ感染のシナリオを想定している [9]。

シナリオ 1 2020 年秋から冬に、第 1 波より大きな第 2 波が襲来。2021 年以降も小さな波が発生。

シナリオ 2 第 1 波の後に、少し小さな第 2 波がやって来る。その後 1~2 年、こうした波が繰り返してやって来て、やがて小さくなっていく。

シナリオ 3 第 1 波が収まった後、明らかな波は起こらずに、感染は徐々に小さくなる。

このシナリオを下に、人工的に新規感染者数の時系列を発生させる。このとき、感染症の流行はロジスティック関数に当てはまることが多いことが経験的には知られている [10]。よって、人工的に発生させる新規感染者数の波も、累積分布がロジスティック曲線となるように生成した。

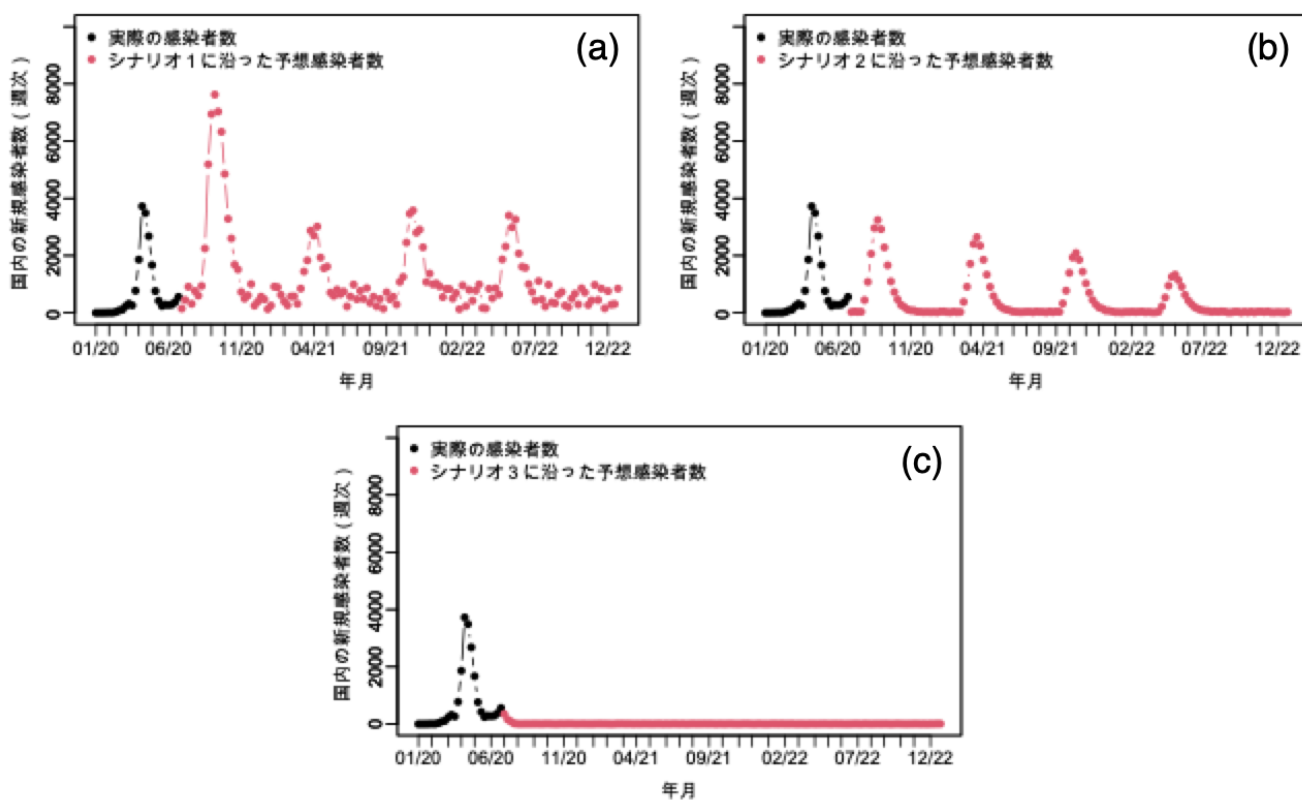


図. 3: 感染シナリオ毎の新規感染者数の時系列変化。横軸が週, 縦軸が感染者数を表す。パネル (a), (b), (c) がそれぞれシナリオ 1、シナリオ 2、そしてシナリオ 3 における分布となる。26 週目 (6 月 28 日) までは実際の感染者数のデータを用いている。

新規感染者数と TDB 景気 DI

武漢からの政府チャーター便帰国者、空港検疫、および神奈川県に停泊したクルーズ船の乗客・乗員を除くと、新型コロナウイルス感染症の国内感染者は1月16日に初めて確認された。それ以降、感染症の蔓延に伴う緊急事態宣言や外出自粛等による経済活動が停止した結果、経済動向を反映した TDB 景気 DI の値も、感染者数が増加するに従って悪化の一途を辿ることとなった。データの時点が少ないため確からしさは担保できないが、累積の感染者数の対数と TDB 景気 DI は、ピアソンの積率相関係数が-0.97 と非常に強く連動しているように見える。これが今後もおおよそ成り立つという前提のもと、感染シナリオ毎に発生させた予想感染者数の時系列に連動させる形で、図4のように TDB 景気 DI を生成した。

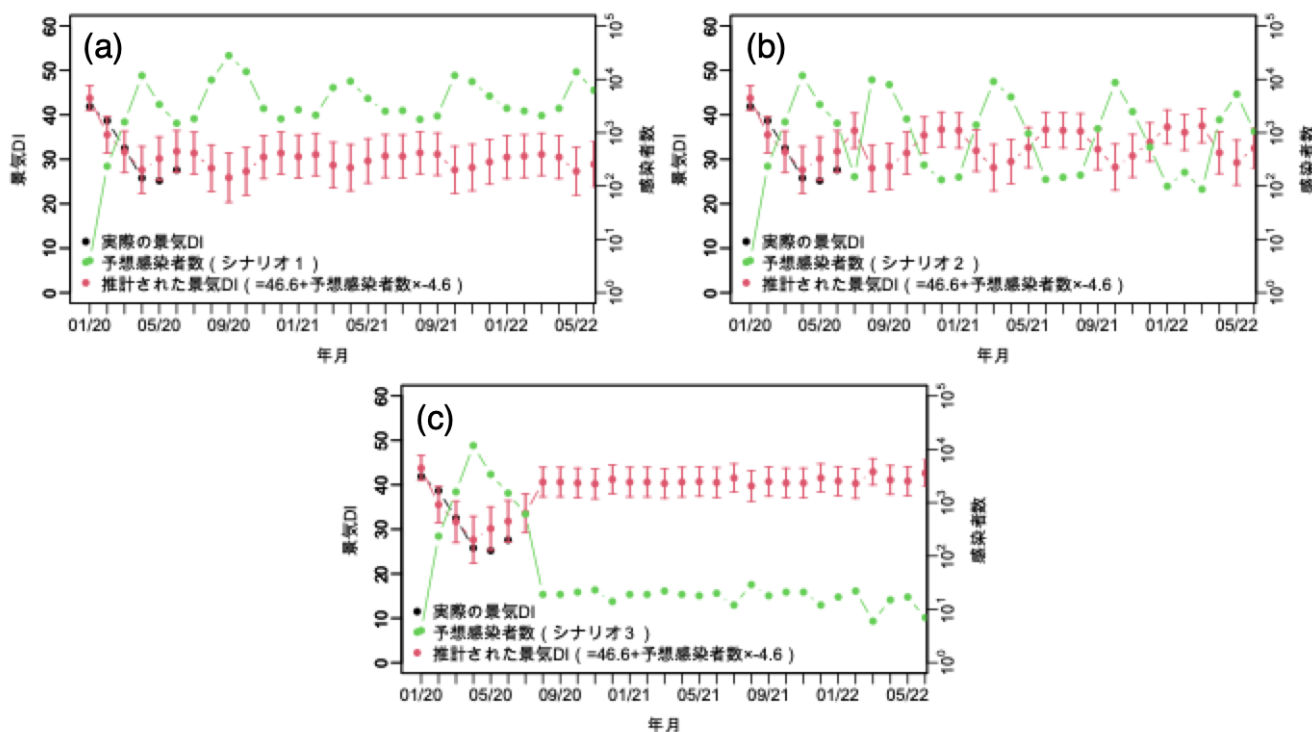


図. 4: 感染シナリオ毎の新規感染者数と TDB 景気 DI の予想時系列。横軸が年月、縦軸が TDB 景気 DI、第2縦軸が国内の新規感染者数（緑色）を表す。なお、26週目（6月28日）までは実際の新規感染者数となっている。黒線が2020年6月までの実際の TDB 景気 DI で、赤線が予測された TDB 景気 DI となる。パネル (a), (b), (c) がそれぞれシナリオ 1、シナリオ 2、そしてシナリオ 3 における分布となる。

感染シナリオ別の各件数の予想

前述の回帰分析にて、遅れ時間が無い場合に最も当てはまりが良かったモデルを用いて、図4で生成したTDB景気DIから各件数を予想する。図5がその結果である。また表5は、図5の結果を倒産件数と自殺者数は年合計に、完全失業者数は月平均に変換したものである。シナリオ1およびシナリオ2では、2009年～2010年のリーマンショック後の大幅な景気後退期と同じ水準となった。一方でシナリオ3では、すでに第二波とみなせるような感染者数の再増加が発生している以上、成り立たないことは自明ではあるが、2022年にはリーマンショック前のピークをおおむね回復した2013年～2014年とほぼ同じ水準に戻っている。例えば山猫総合研究所が発表している感染シナリオ [11] でも、各感染シナリオを元に完全失業率や自殺者がどう推移するかを予測しているが、概ね今回予測された数値と整合する。

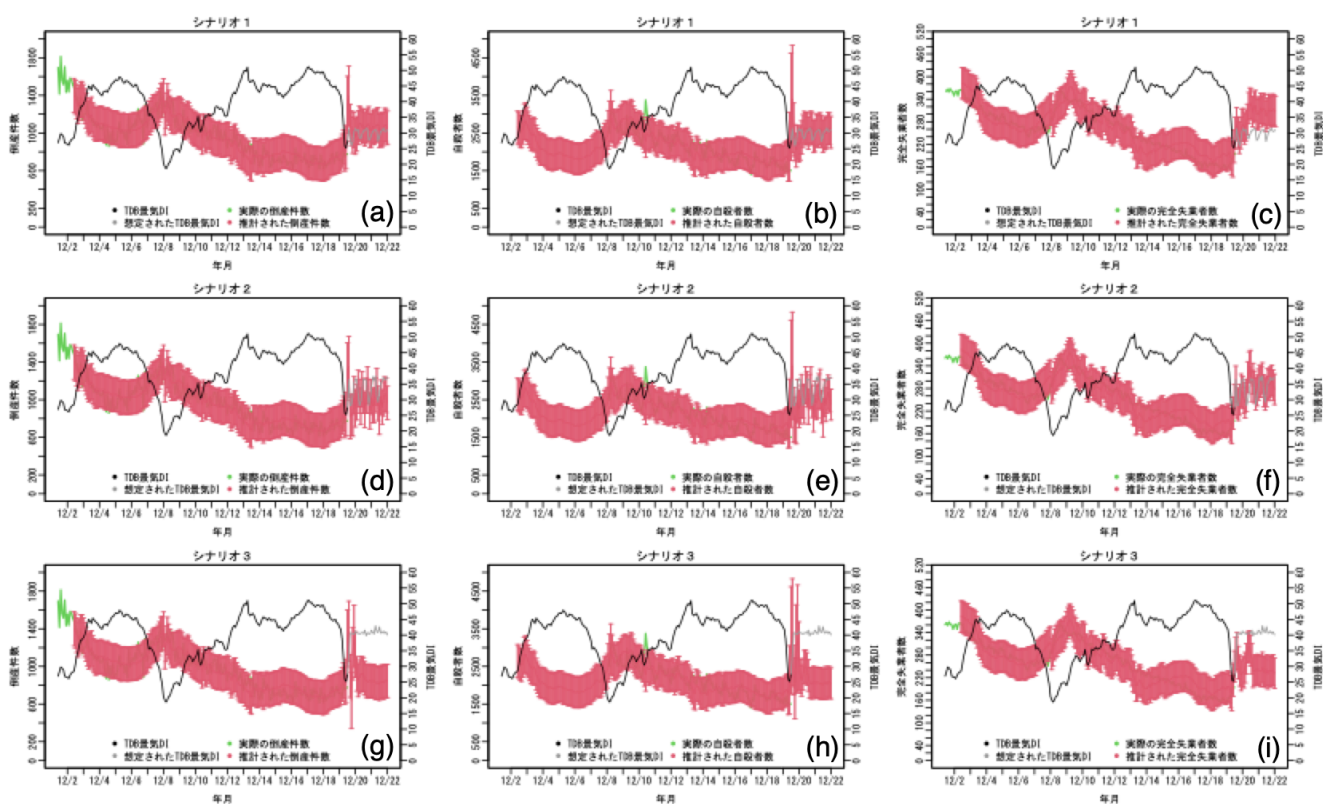


図. 5: 感染シナリオ毎に予測した各件数の時系列。横軸が年月、縦軸が各件数、第2縦軸がTDB景気DIを表す。黒線がTDB景気DI、灰色線が想定したTDB景気DI、緑線が実際の件数、赤線が予測値で、エラーバーは95%予測区間となる。パネル(a), (b), (c)がそれぞれ倒産件数、自殺者数、完全失業率のシナリオ1における予想時系列、パネル(d), (e), (f)がそれぞれのシナリオ2における予想時系列、パネル(g), (h), (i)がそれぞれのシナリオ3における予想時系列となる。

表. 5: 感染シナリオ毎に予測した各件数 (年次)

実数	倒産件数 (合計)			完全失業者数 (月平均)		
2009 年	14,755			336		
2010 年	12,742			334		
2011 年	12,282			302		
2012 年	11,858			285		
2013 年	10,882			265		
2014 年	9,534			235		
2015 年	8,849			222		
2016 年	8,466			208		
2017 年	8,647			189		
2018 年	8,299			166		
2019 年	8,564			162		
予測	シナリオ 1	シナリオ 2	シナリオ 3	シナリオ 1	シナリオ 2	シナリオ 3
2020 年	11,011 ± 1,267	10,292 ± 1,387	10,992 ± 1,695	219 ± 21	219 ± 21	217 ± 22
2021 年	12,731 ± 2,155	12,251 ± 2,245	10,500 ± 2,147	304 ± 41	288 ± 42	259 ± 40
2022 年	12,724 ± 2,138	11,886 ± 2,208	10,014 ± 2,121	309 ± 41	288 ± 41	238 ± 41

実数	自殺者数 (合計)		
2009 年	32,845		
2010 年	31,690		
2011 年	30,651		
2012 年	27,858		
2013 年	27,283		
2014 年	25,427		
2015 年	24,025		
2016 年	21,897		
2017 年	21,321		
2018 年	20,840		
2019 年	20,169		
予測	シナリオ 1	シナリオ 2	シナリオ 3
2020 年	24,044 ± 3,990	23,398 ± 4,363	26,055 ± 6,376
2021 年	30,264 ± 5,173	30,438 ± 5,873	26,632 ± 5,062
2022 年	30,519 ± 5,108	29,904 ± 5,546	24,663 ± 4,910

考察

本稿では、新型コロナウイルス感染症の感染シナリオを元に、景気動向指数である TDB 景気 DI の推移を類推することで、倒産件数、自殺者数、完全失業者数といった景気に連動する統計数値を予測した。このようなシナリオは如何様にも設定できるため、様々な感染パターンでも経済動向をシミュレーションすることが可能である。政府が景気後退入りを認定するという報道もでていますが、“ウィズコロナ”時代においては、現状の問題点を踏まえた政策立案だけでなく、感染医学的な観点を踏まえた、中長期的な視座をもった予測型の経済政策を議論する必要があるのではないだろうか。

参考文献

- [1] 新潟大学大学院医歯学総合研究科精神医学分野, 新型コロナウイルス感染症とこころのケア 今後自殺者を増やさないためにどうすべきか, http://www.niigata-dp.org/corona/suicide_measures/index.html, (2020).
- [2] 株式会社帝国データバンク, 景気動向調査, <https://www.tdb-di.com/economic-trend-survey/>, (2020).
- [3] 株式会社帝国データバンク, 倒産集計, <https://www.tdb.co.jp/tosan/index.html>, (2020).
- [4] 厚生労働省, オープンデータ (新型コロナウイルス感染症について), <https://www.mhlw.go.jp/stf/covid-19/open-data.html>, (2020).
- [5] 厚生労働省自殺対策推進室, 警察庁の自殺統計に基づく自殺者数の推移等, <https://www.mhlw.go.jp/content/202005-sokuhou.pdf>, (2020).
- [6] 平峰芳樹, TDB 景気動向調査をいた完全失業率の予測, *TDB-CAREE Discussion Paper Series*, **No. J-2020-03**, (2020).
- [7] Bergmeir, C., Hyndman, R. J., & Koo, B, A note on the validity of cross-validation for evaluating autoregressive time series prediction, *Computational Statistics & Data Analysis*, **120**, 70–83, (2018).
- [8] Moore, K. A., Lipsitch, M., Barry, J. M., & Osterholm, M. T., COVID-19: The CIDRAP Viewpoint: Part 1: The Future of the COVID-19 Pandemic: Lessons Learned from Pandemic Influenza, *CIDRAP: University of Minnesota*, (2020).

- [9] 篠原 拓也, 新型コロナ 第2波襲来の脅威—第1波を上回る大波は来るのか?, ニッセイ基礎研究所コラム, (2020).
- [10] Hirose, H., The mixed transposed model with applications to SARS, *Mathematics and Computers in Simulation*, **74(6)**, 443–453, (2007).
- [11] 山猫総合研究所, 新型コロナウイルスからの経済復興シナリオ, (2020).
- [12] 株式会社帝国データバンク, 全国「休業業・解散」動向調査 (2019年), <https://www.tdb.co.jp/report/watching/press/pdf/p200107.pdf>, (2019).

付録

休廃業件数の予測可能性

高齢化や後継者不足に伴い、事業継続を諦めてしまう休廃業件数の増加が叫ばれて久しい。年別の件数となるためデータの時点が少なく、その予測は難しいが、この数値も経済実態に連動する重要な経済指標である。よって確からしさは担保できないが、おおよその傾向を知るといった目的で休廃業件数の予測も実施した。

なお、本稿で扱うのは、経営実体を確認されていた企業の休廃業を対象に帝国データバンク集計した件数となる [12] (図6)。このとき休廃業とは、企業活動を停止している状態を指し、調査時点では当該企業の活動停止を確認できているが、将来的な企業活動再開を否定するものではない。

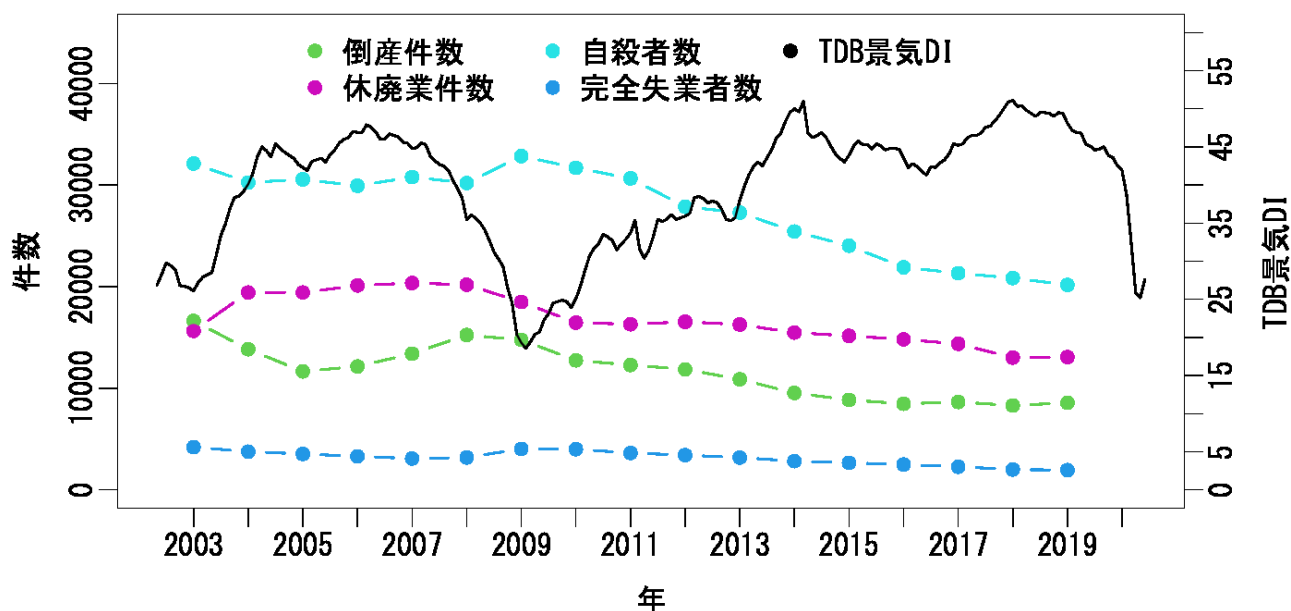


図. 6: 各データの年次時系列。横軸が年月、第1縦軸が倒産件数(緑色)・休廃業件数(紫色)・完全失業者(青色)・自殺者数(水色)、第2縦軸がTDB景気DI(黒色)を表す。

相関分析

表6は、年次データを用いた場合の相関分析の結果となる。倒産件数や自殺者数と同様に、休廃業件数は2008年～2019年の区間で相関が最も高くなっている。また1年の遅れ時間を設けた場合でも非常に強い相関が観測されるので、各統計数値は休廃業件数の先行指標としても活用できる可能性が高い。

表. 6: 各件数と休廃業件数の積率相関係数 (年次)

区間 (~2019年)	倒産件数		自殺者数		完全失業者数	
	遅れなし	1年遅れ	遅れなし	1年遅れ	遅れなし	1年遅れ
2003年～	0.68	0.81	0.77	0.84	0.59	0.69
2004年～	0.86	0.90	0.84	0.90	0.70	0.77
2005年～	0.84	0.92	0.84	0.89	0.67	0.75
2006年～	0.87	0.93	0.83	0.89	0.65	0.76
2007年～	0.91	0.93	0.84	0.89	0.67	0.82
2008年～	0.93	0.90	0.85	0.92	0.76	0.92
2009年～	0.91	0.83	0.92	0.91	0.94	0.93
2010年～	0.85	0.74	0.90	0.87	0.93	0.90
2011年～	0.84	0.72	0.91	0.90	0.96	0.91
2012年～	0.84	0.73	0.94	0.91	0.98	0.94
2013年～	0.80	0.69	0.92	0.90	0.98	0.93

回帰分析

図7と表7の休廃業件数の回帰分析結果である。年次で算出されたTDB景気DIは存在しないため、各統計数値や自己回帰変数を用いた。このとき、データの時点が少なく交差検定も実施できなかったため、参考として掲載しておくに留める。

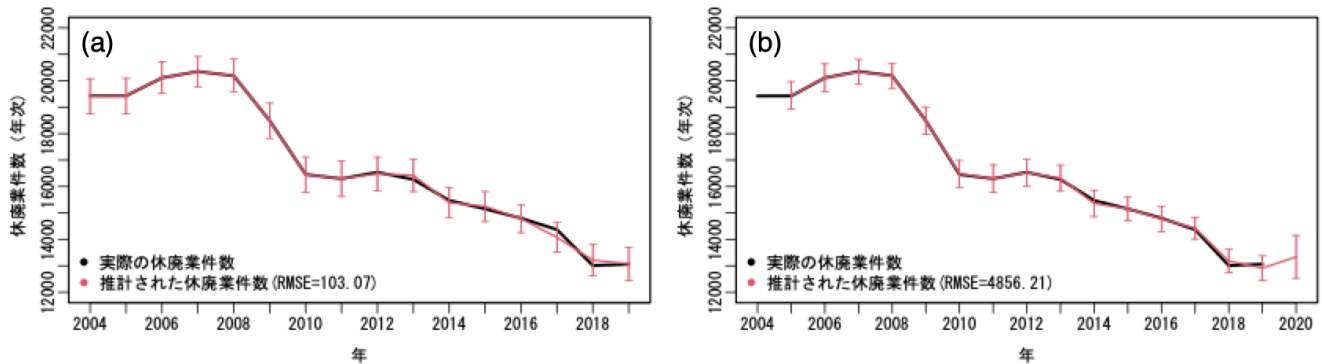


図. 7: 回帰分析結果。横軸が年月、縦軸が休廃業件数（年次）を表し、黒線が実際の値、赤線が予測値（エラーバーは95%予測区間）となる。パネル(a), (b)がそれぞれ時間遅れがない場合と1ヶ月遅れの場合の結果となる。

表. 7: 休廃業件数に関する回帰分析

推定値 (t 値)	遅れ時間なし	1 年遅れ
<u>休廃業件数</u>		
実数 ($\tau-1$)	0.2114* (2.182)	
実数 ($\tau-2$)	-0.2652* (-2.430)	-0.2051* (-3.084)
平均 ($\tau-1 \sim \tau-2$)		
分散 ($\tau-1 \sim \tau-2$)	-0.0009* (-6.023)	0.0004* (4.580)
<u>倒産件数</u>		
実数 ($\tau-1$)		-0.3694* (-7.851)
実数 ($\tau-2$)	0.4538* (4.913)	
平均 ($\tau-1 \sim \tau-2$)		
分散 ($\tau-1 \sim \tau-2$)		
<u>自殺者数</u>		
実数 ($\tau-1$)	-0.4101* (-2.572)	1.277*** (13.055)
実数 ($\tau-2$)	0.9746*** (5.025)	-0.2882* (-4.637)
平均 ($\tau-1 \sim \tau-2$)		
分散 ($\tau-1 \sim \tau-2$)	0.0006* (-3.215)	0.0007*** (6.094)
<u>完全失業者</u>		
実数 ($\tau-1$)		-36.73*** (-5.584)
実数 ($\tau-2$)	-35.24* (-4.388)	
平均 ($\tau-1 \sim \tau-2$)		
分散 ($\tau-1 \sim \tau-2$)		-1.976*** (-7.566)
Intercept	8912** (9.268)	5849*** (11.368)
金融円滑化法フラグ	-3907** (-10.148)	-3118** (-15.693)
Multiple R squared	0.9982	0.9992
Adjusted R squared	0.9946	0.9972
Residual Std.Error	184.4	133.4
F statistic	279.1	493.7
Degrees of Freedom	5	4

感染シナリオ別の予想

最後に、図5と表5の結果を用いて、2020年～2022年の感染シナリオ毎の休廃業件数を予測した。図8と表8がその結果である。倒産件数や自殺者数、完全失業者数と同様に、シナリオ1およびシナリオ2では、2009年～2010年のリーマンショックおよびリーマンショック後の大幅な景気後退期と同じ水準となる可能性を示唆する結果となった。

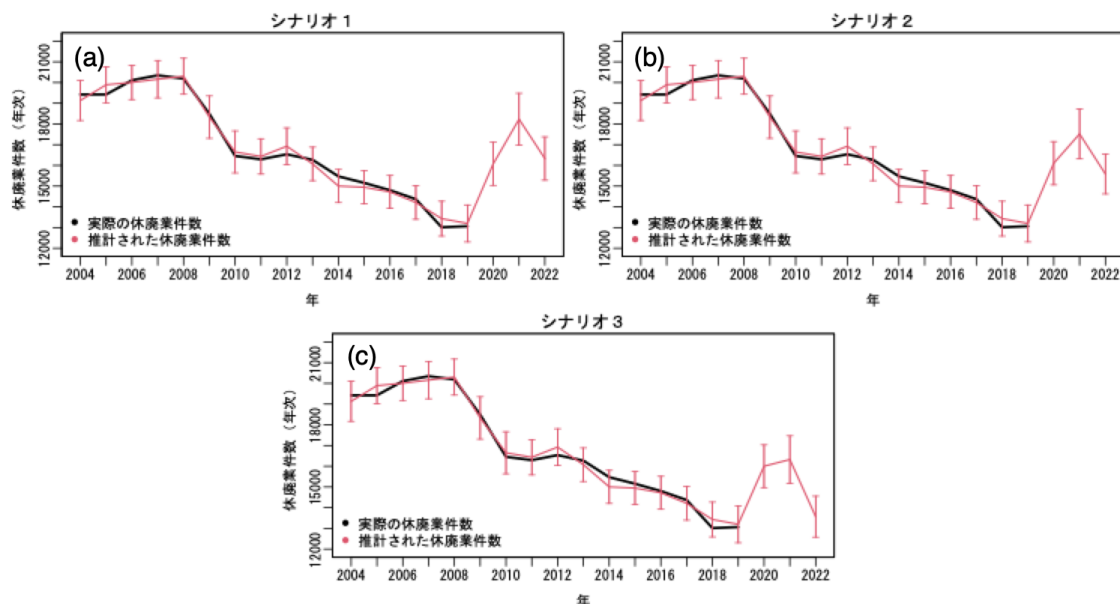


図. 8: 感染シナリオ毎に予測した休廃業件数（年次）の時系列。横軸が年月、縦軸が休廃業件数（年次）を表し、黒線が実際の値、赤線が予測値（エラーバーは95%予測区間）となる。パネル(a), (b), (c)がそれぞれシナリオ1、シナリオ2、そしてシナリオ3における予想時系列となる。

表. 8: 感染シナリオ毎に予測した休廃業件数（年次）

実数	休廃業件数		
2011	16,295		
2012	16,536		
2013	16,269		
2014	15,472		
2015	15,155		
2016	14,801		
2017	14,370		
2018	13,012		
2019	13,063		
予測	シナリオ 1	シナリオ 2	シナリオ 3
2020	16,075 ± 1,040	16,106 ± 1,043	16,001 ± 1,032
2021	18,232 ± 1,251	17,520 ± 1,205	16,324 ± 1,145
2022	16,330 ± 1,045	15,585 ± 963	13,567 ± 990