



## DEML Center working paper series

Working Paper No. 1

### EBPM に資する コロナ禍における倒産・失業予測モデル

川上 幹男

楠田 浩二

March 2021

Data Engineering and Machine Learning Center

1-1-1 BANBA, HIKONE,  
SHIGA 522-8522, JAPAN

# EBPM に資するコロナ禍における倒産・失業予測モデル

川上 幹男                      楠田 浩二\*  
滋賀大学大学院修士課程    滋賀大学

2021 年 3 月 29 日

## 概要

正確性、速報性、説得力、政策決定支援力の EBPM に資する要件を満たす倒産件数と完全失業率の 2 四半期先予測重回帰モデルを構築する。速報性確保のため未公表の変数の予測サブモデルも時系列分析等により構築する。検定の結果、誤差項の系列相関と影響点、特に作用点が検出されたことから、GLS・有界影響頑健推定を行った。構築された 2 四半期先予測モデルは、倒産件数・完全失業率とも、低水準で推移すると予測している。コロナ禍で、これらが低水準で推移している要因として、世界金融危機以降の継続的な銀行の貸出金利低下、貸出態度軟化、実質実効為替レート of 円安化、そして、これらがもたらした景気の長期拡大が示された。その背景としては、世界金融危機以降の日銀の金融緩和の拡大、就中、量的・質的金融緩和の拡大を指摘できる。

**キーワード：**EBPM, コロナ禍, 失業, 倒産, 有界影響頑健推定

## 1 序論

新型コロナウイルス（以下、コロナ）は、2019 年末に中国・武漢で確認された後、短期間で世界全体に感染が拡大し、2020 年春以降は、欧米諸国を中心に、都市封鎖、外出禁止、サービス業店舗の営業停止、出入国規制等の感染拡大防止策が採られた。同防止策は人流・物流を強力に抑制したことから、世界経済は急激な景気後退に見舞われた。この間、我が国においても、同年 4 月に緊急事態宣言が発出されたことなどから、深刻な景気後退を余儀なくされ、倒産・失業の大幅な増大が懸念されるに至った。こうした状況下、コロナ感染第 1 波収束後は、我が国を含む殆どの国において、コロナ感染拡大防止策と景気・倒産・失業等の経済問題対策の両立を企図した政策が採用されることとなった。すなわち、コロナ感染拡大が落ち着くと、感染拡大防止策を緩和し、人

---

\* Email: kusuda@biwako.shiga-u.ac.jp. 本研究は、帝国データバンク Engineering and Machine Learning Center のコロナ対策プロジェクトの一環として行われた楠田・川上 [5], [6] を発展させ、論文形式に取りまとめたものである。本研究の過程で多大なご指導ご鞭撻を賜った杉本知之センター長ならびに大里隆也主任に厚く感謝し上げる。

流・物流を促進するなどの景気・倒産・失業等の経済問題対策を強化し、再びコロナ感染が拡大すると、人流・物流を抑制するなどの感染拡大防止策を採った。コロナ感染拡大防止策と経済問題対策は、両者が相殺する関係にある両立困難な政策である。このため、コロナ感染拡大防止策と経済問題対策を両立させる政策の実施に際しては、政策決定過程の課題として昨今よく指摘されている evidence based policy making (EBPM) が必須となる。

本両立政策が如何なる EBPM であるべきかを、説明の便宜上単純化した次の一連の過程として説明する。まず、コロナ感染拡大と経済問題の両問題の何れがより深刻であるかを見極めるため、両問題が現状のままでは、先行き、どの程度まで悪化し得るかをできるだけ正確に予測する。何れの問題がより深刻であるかを見極めた後、第 2 段階として、同問題が全体的問題であるのか、局所的问题であるのかを見定め、局所的问题の場合は、問題の発生場所を特定する。次に、第 3 段階として、同問題への対処法を考案するため、同問題の主たる原因を特定する。最後に、第 4 段階として、これらの分析情報に基づき、対処法を法案等として具体化し、決議する。なお、政策効果が顕現化するには、実施後、一定期間を要することを考慮すると、本 EBPM の各過程に能う限りの迅速性が要求されることに留意されたい。しかし、残念ながら、我が国では、本両立政策において、かかる EBPM が実施されているとは言い難いのが実情である。

本研究では、コロナ禍で社会問題として懸念すべき重要な経済問題として、倒産・失業の増大に着目する。これは、倒産・失業の増大が経済的弱者に深刻な影響を及ぼすのみならず、倒産については株式会社帝国データバンク（以下、TDB）の集計倒産件数、失業については完全失業率という信頼できるデータが月次の頻度で公表されるため、EBPM の要件として後述する「正確性」と「速報性」を追求することができるからである。

本研究では、倒産と失業の問題について、上記の一連の EBPM 過程に資する予測モデルを構築することを目的とする。具体的には、TDB の集計倒産件数と完全失業率の 2 四半期先を予測する EBPM 過程に資するモデルを構築する。ここで、一連の EBPM 過程に資するというのは、次の意味においてである。すなわち、予測モデルが第 1・第 2 段階の実施に資するのみならず、第 3 段階、さらに、第 4 段階の迅速な実施に資する予測モデルの構築を企図する。これは、上記の通り、本 EBPM の各過程で迅速な実施が期待されていることに呼応したものである。従って、我々は本予測モデルに、速報性と正確性のみならず、第 3 段階における問題の主たる原因の特定と第 4 段階における対処法の起案に資する情報を提供することまでも要求する。

上記 EBPM 過程を踏まえると、EBPM に資する倒産・失業予測モデルは、正確性、速報性、説得力、政策決定支援力の 4 要件を満たすものと考えられる。正確性は EBPM 第 1・2 段階において必要とされる。また、政策効果の顕現には一定の期間を要することを考慮すると、EBPM の全段階は可能な限り迅速に実施する必要があるため、速報性が要求される。EBPM 第 3 段階では、第 1・2 段階で特定した問題の主たる原因を特定する必要があるため、倒産・失業の変動を説明変数が説得力を持って説明できることが望まれる。EBPM 第 4 段階を速やかに実施するため、問題の主たる原因となっている説明変数が現実の政策判断に用いられており、さらには、説明変数の水準が政策上制御可能であることが望ましい。

上記の研究目的を満たす予測モデルの構築には、重回帰分析を用いる。昨今、予測を目的とした

分析モデルの作成には、SVM やニューラル・ネットに代表される機械学習の手法が選択されることが少なくない。殆どの機械学習手法はデータから反復的に学習を行うことで高い予測精度を実現する。こうした機械学習手法は、EBPM に資する分析の要件のうち、正確性と速報性を満たすことが想定される。しかし、殆どの機械学習手法は、高い予測精度を達成するため、学習データのあらゆる情報を組み合わせて予測を行うので、人間が機械学習の予測の過程を解釈するのが困難な場合が少なくない。従って、機械学習手法は EBPM に資する分析の要件のうち、説得力と政策決定支援力を満たすことが難しい。

一方、重回帰分析は目的とする被説明変数の予測だけでなく、被説明変数と説明変数の関係を重回帰式の係数の符号から定性的に、係数の水準から定量的に捉えられる。本研究では、モデル選択に際して、情報量基準のみならず、説明変数に経済理論と整合的な符号条件を課すことにより、説得力を確保する。また、説明変数候補集合に、できるだけ政策判断に用いられており、さらに、政策上制御可能な変数を取り入れることで政策決定支援力を担保する。正確性と速報性については、次の問題点が挙げられる。

まず、正確性については、重回帰分析は的確な推定が必ずしも容易ではない方法であることに留意されたい。これは、最小 2 乗推定量 (OLSE) が誤差項の均一分散、系列無相関、説明変数間の低相関、影響点の非存在という理想的諸仮定の下でのみ正当化される推定量であり、これら諸仮定を適切に検定し、帰無仮説が棄却された場合は、OLSE とは異なる適切な推定量を導出する必要があるからである。残念ながら、経済データの実証分析においては、適切な検定と、帰無仮説棄却時の適切な推定量の導出が行われていない例が未だに少なくないので、典型例を示しておく。まず、誤差項の系列相関に対する DW 検定では、未だに DW 統計量の分布表を用いた検定が行われていたり、系列相関の検出時にデータを 1 期減少させる非効率なコ克蘭・オーカット法が用いられていたりする。多重共線性については、VIF により多重共線性が検出された際の対処法についても、直ちに当該変数を除去することが不適切であるのは論を待たないが、Ridge 推定 (L2 正則化) で対処し不偏推定量から著しく乖離する結果に甘んじている例や、不偏性から著しく乖離した結果をみて、結局、当該変数を除去している例は未だに散見される。最後に、影響点、すなわち、外れ値と作用点については、Cook's D が 1 以上の基準で影響点を検出し、当該データを除去する例は未だに少なくない。<sup>1</sup> また、影響点検出後、作用点が存在しているにも拘わらず外れ値のみに対応した M 推定等の (非有界影響) 頑健推定で済ませている例も散見される。重回帰分析は正確性の観点で機械学習手法に劣るとみる向きも少なくないが、一因として、こうした多くの不適切な重回帰分析によりもたらされている悪しき印象もあるのではないかと認識している。

次に、速報性については、予測モデル構築に利用する大半のマクロ経済指標は翌月もしくは翌々月に公表される点である。例えば、2021 年第 1 四半期の予測には、2020 年第 4 四半期までのデータが必要とされるが、2020 年 12 月のデータを全て入手するには公表される翌月乃至は翌々月まで待たなければならなくなる。本研究では、次章で説明する適切な重回帰分析を行うこと、そして、

---

<sup>1</sup> Cook's D が 1 以上の基準について、養谷 [16] は、この検出基準では影響点を検出できず、實際上殆ど役に立たないといと指摘している。

未公表の変数を予測する予測サブモデルを別途構築することにより、正確性と速報性を確保する。

本研究の先行関連研究をジャーナル採択論文を対象に整理すると、以下の通りである。まず、倒産予測モデルについては、Chen [22] が先行研究を渉猟し、同研究を統計分析法と AI 分析法に分類している。統計分析法では、各財務比率の倒産予測能力を検討した Beaver [20] が嚆矢とされており、その後、判別関数を用いて 5 つの財務比率を変数とした倒産判別モデル (Altman [18] 等) やロジスティック回帰モデル (Laitinen and Laitinen [27]) 等に発展したとされている。AI 分析法としては、決定木、自己組織化マップと LVQ を用いたニューラルネットによる分類、遺伝的アルゴリズム、PSO アルゴリズム、SVM が検討されている。Chen [22] は、先行研究の有力モデルを台湾証券取引所の企業データに対して適用し比較検討を行っている。その結果、台湾の個別企業倒産予測には、マクロ指標や非財務比率のデータが予測に寄与せず、主に財務比率データが予測精度に寄与するとしている。また、統計モデルや決定木は遺伝的アルゴリズムと比較して長期予測において予測精度が下がる傾向にあると報告している。ただし、これらはあくまで台湾の個別企業の倒産予測を行った結果であり、本研究の対象である我が国の倒産件数を予測するモデル構築に関するものではない。倒産の定義は国ごとに様々なものが存在することも考慮すると、我々の知り得る限り、我が国の倒産件数予測において、有力との評価が確立しているモデルは存在していない。

次に、失業率予測については、説明力の高いデータを模索する研究と説明力の高いモデルを構築する研究に大別される。説明力の高いデータを模索する研究としては、消費者調査のような市民の今後の景況感の期待を捉える質的データを検討した Claveria[24] や Google の検索クエリのデータを組み入れた Maas[28], Smith[30], Fondeur and Karamé [25] が挙げられるが、いずれも失業率予測精度の改善に有用であることが示唆されている。説明力の高いモデルを構築する研究としては、オークンの法則やフィリップス曲線などの経済理論に基づき GDP 成長率、失業率、インフレ率を変数とする状態空間モデルを用いて予測した Chua *et al.*[23], 複数の時系列モデル (ARIMA, SARIMA, TAR, MSA, VAR) を用いて予測を試みた Montgomery *et al.*[29], 失業率推移の線形と非線形性をそれぞれ ARIMA, ARNN モデルで表現するアプローチを提案した Chakraborty *et al.*[21], 線型性を考慮した時系列モデルと非線形性を機械学習手法 (ニューラルネットワーク, SVM, スプライン回帰) で考慮した Katris[26] 等が挙げられる。これらの分析法は、予測精度の向上、すなわち、正確性のみに重きが置かれた研究となっているが、本研究では、正確性に加えて、速報性、説得力、政策決定支援力も要求する EBPM に資するモデルの構築を目的としている点がこれら先行関連研究と差別化が図られている点である。

次章以降の構成は次の通りである。第 2 章では、モデル構築の方法を説明する。第 3 章では、倒産件数予測モデルを、第 4 章では、完全失業率予測モデルをそれぞれ説明する。第 5 章では、結論と今後の課題を述べる。

## 2 モデル構築の方法

本章では、モデル構築の方法として、重回帰分析、時系列分析の各方法について説明した後、EBPM に資する重回帰モデルの説明変数候補集合の決定方法を説明する。

## 2.1 重回帰分析の方法

近年の重回帰分析の理論的発展と統計分析用言語である R 言語の技術的発展によって、より適切で高度な重回帰分析が手軽に行えるようになっている。本研究では、これらの理論的・技術的発展の恩恵を十全に享受した重回帰分析により予測モデルを構築する。本研究で行う重回帰分析を具体的に説明する。まず、誤差項の系列相関には、計算機上で DW 分布の棄却臨界値を分析ごとに計算し判定不能域を持たない DW 検定を行う。DW 検定の帰無仮説が棄却された場合は、Prais-Winsten 変換による GLS により推定を行う。次に、多重共線性に対しては、L2 正則化における不偏性からの乖離と L1 正則化における過度な変数の除去という各正則化の欠点を両正則化の加重平均により克服する Elastic Net を用いて対処する。最後に、影響点に対しては、蓑谷 [16] が推奨する Cook's D の切断点を用いて検出を行う。そして、影響点が検出された場合は、L-R プロットにより、検出された影響点の中に作用点が存在しているかどうかを見極める。作用点が発見された場合は、外れ値のみならず作用点に対し推定量への影響を有界に制御できる有界影響頑健推定である MM 推定を用いる。これらの重回帰分析の各手法は R 言語の関数として提供されている。しかし、系列相関に対処するために GLS を行った後、影響点への対処として MM 推定を行いたい場合のように複数の問題へ同時に対処が必要となった時、公開されている R 言語の関数では実行できない。従って、本研究では複数の手法を組み合わせる重回帰分析が行えるように自作プログラムをコーディングして対応する。

## 2.2 時系列分析の方法

こうした適切な重回帰分析に基づく予測モデルは、正確性、説明力、政策決定支援力を満たすことが期待できる。残る速報性の要件を満たすには 1 点問題が残る。それは、予測モデル構築に利用する大半のマクロ経済指標は翌月もしくは翌々月に公表される点である。例えば、2021 年第 1 四半期の予測には、2020 年第 4 四半期までのデータが必要とされるが、2020 年 12 月のデータを全て入手するには公表される翌月ないしは翌々月まで待たなければならない。そこで本研究では、重回帰分析による予測モデルのほか、未公表の変数を予測するため、時系列分析等に基づく予測サブモデルを構築する。時系列分析の手順は、以下の通りである。まず、ARIMA( $p, d, q$ ) モデルを仮定し、AICc でモデル選択を行う。モデル選択の結果、ARMA( $p, q$ ) モデルが選択された場合は、後述する AR 過程の定常性、MA 過程の反転可能性、誤差項に関する諸仮定についての検定を行う。また、AR( $p$ ) 過程が選択された場合は、あらためて VAR( $p$ ) モデルを仮定し、AIC でモデル選択を行う。諸検定については次の通りである。まず、AR 過程の定常性と MA 過程の反転可能性は、特性方程式の同伴行列の全固有値が複素数平面における単位円内に収まることで確認する。攪乱項の自己相関の検定には、Ljung-Box 検定を行う。Ljung-Box 検定のラグ選択には、沖本 [1] で提案されているデータ・サンプル数からモデル次数を引いた値の対数値を採用する。攪乱項が独立同一分布に従うことについては、転換点に関する検定を用いる。これは、攪乱項に現れる

転換点の数が独立同一分布を仮定した攪乱項と整合的であるか検定を行う手法である。これらの検定は、R 言語の関数として実装されている。

## 2.3 EBPM に資する重回帰モデルの説明変数候補集合の決定方法

予測用重回帰モデルを構築するに際しては、説明変数候補集合の決定が大きな問題となる。正確性を確保するために説明力の高い変数候補を選択する必要があるが、予測用モデル固有の次の制約を考慮する必要がある。すなわち、1 四半期先予測モデルでは、基本的に、被説明変数よりも 1 期前以前の説明変数しか使えず、2 四半期先予測モデルでは、被説明変数よりも 2 期以前の説明変数しか使えないという制約である。同制約は、予測モデル、特に 2 四半期先予測モデルの正確性確保を非常に困難にする。

そこで我々は、企業向けアンケート調査を集計した日銀短観の判断項目データのうち、業況ディフュージョン・インデックス (DI)、雇用人員 DI、生産設備 DI、販売価格 DI、仕入価格 DI に着目した。これらの DI データは、当期実績値に加え、1 四半期先予測値が存在する。こうした企業向けアンケート調査に基づく予測値は、コロナ禍のような、これまで日本経済が経験したことがなく、且つ、業種によって業況に大きな跛行性のある状況下では、信頼性の高い情報と解釈できる。そこで、1 四半期先モデルでは、推定に際しては、当期実績値を説明変数とし、1 四半期先予測に際しては、当該変数を 1 四半期先予測値に置き換えることとする。例えば、2021 年第 1 四半期を予測する際は、2020 年第 4 四半期 DI の予測値を利用するのである。同様に、2 四半期先モデルでは、推定に際しては、前期実績値を説明変数とし、1 四半期先予測に際しては、当該変数を 1 四半期先予測値に置き換える。従って、2020 年第 4 四半期 DI の予測値を 2021 年第 2 四半期の予測に利用できる。

また、EBPM の第 4 要件である政策決定支援力を担保するため、現実の政策判断に用いられており、さらに、同水準が政策上制御可能であることが望ましい説明変数をできるだけ、説明変数候補集合に取り込むこととする。日銀短観は、全国の企業動向を把握し、金融政策の適切な運営に資することが目的とされており、日銀が金融政策の決定において、同調査結果を重要な判断材料としていることが伺われる。後述の通り、貸出約定平均金利、貸出態度 DI、資金繰り DI、実質実効為替レートを説明変数候補として選択しているが、これらは金融政策により間接的に制御可能な変数と解釈できる。

## 3 倒産件数予測モデルと予測結果

本章では、倒産件数予測モデルの構築上の問題点、説明変数候補について説明した後、倒産件数予測モデル・同予測サブモデルの構築過程を示す。次に、予測モデルの予測精度を補正後倒産件数が予測信頼区間内で推移していることで確認し、倒産件数の 2 四半期先までの予測結果を示す。また、倒産件数の推移の要因分解により、倒産件数の主な変動要因を検証し、最後に、政策上の解釈を示す。なお、本モデルは、四半期ごとに逐次推定を行い、予測値を更新するモデルであるが、本

稿では、2020 年 12 月中旬時点で 2 四半期期先の 2021 年第 2 四半期までの予測を行う場合を例に挙げて説明する。

本モデルの被説明変数となる「倒産件数」は、TDB [3] が毎月公表している倒産集計 (TDB 倒産件数) を対象として、TDB 倒産件数は、倒産 4 法 (会社更生法、民事再生法、破産法、特別生産) による法的整理を申請した負債額 1,000 万円以上の法人および個人経営を対象としている。ただし、任意整理 (銀行取引停止、内整理など) は集計対象に含まない。TDB 倒産件数の厳密な定義は付録を参照せよ。

倒産件数予測モデルでは、TDB 倒産件数を被説明変数とする重回帰モデルを構築する。TDB 倒産件数の 2000 年第 1 四半期～2020 年第 3 四半期の推移は下図の通りである。2018 年第 4 四半期以降の景気後退局面は暫定であることに注意されたい。

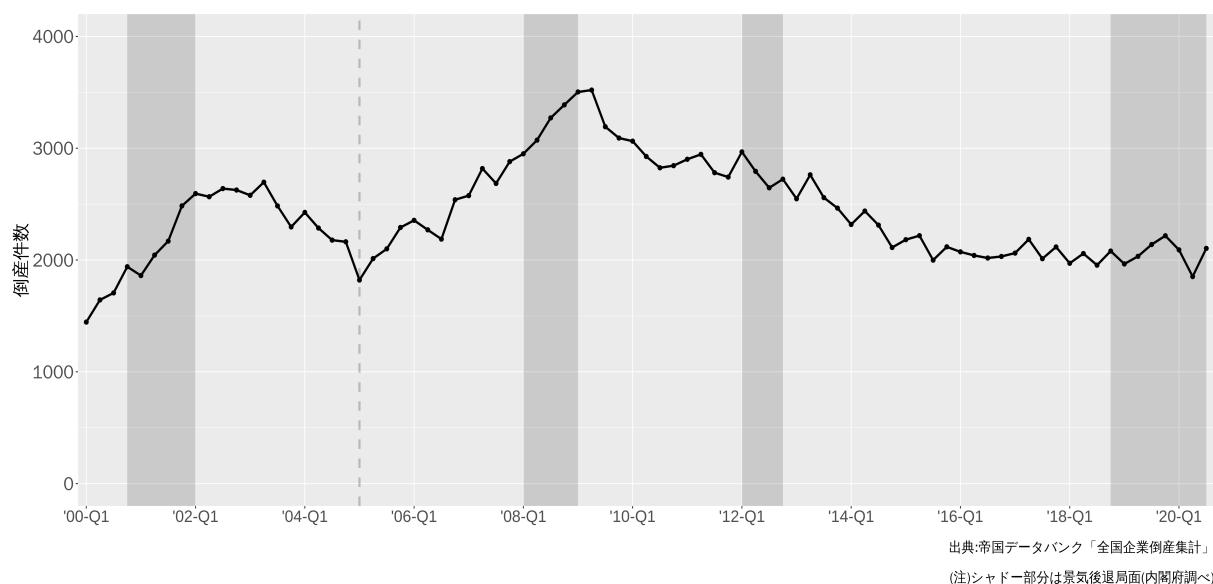


図 1 TDB 倒産件数の推移 (四半期)

### 3.1 モデル構築上の問題点

倒産件数予測モデルの構築において、倒産件数集計方式の変更、倒産件数の過少計測、速報性の確保の 3 つの問題点が挙げられる。各問題点とその対処法について説明する。

#### 3.1.1 問題点 1：倒産件数集計方式の変更

1 つ目は、TDB [2] の倒産集計方式が 2005 年 4 月以前と以降で変更された点である。変更前は、倒産集計の対象が任意整理と法的整理であったが、変更後は、法的整理に加えて任意整理から法的整理への移行が判明したものを集計している。

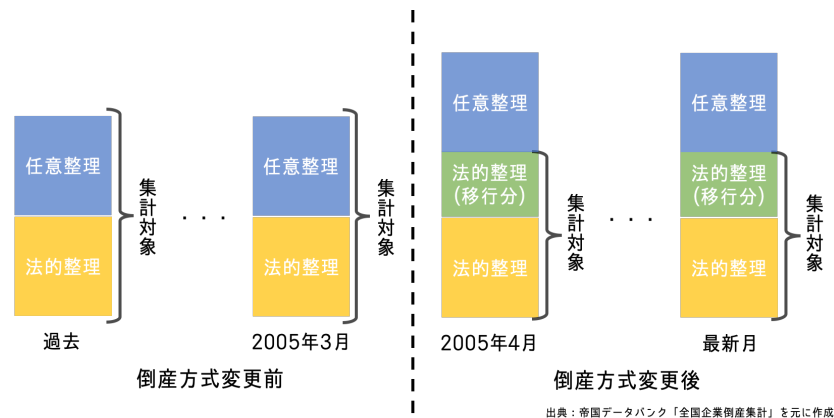


図2 TDB 倒産集計方式変更

図1における2005年第1四半期の縦点線は集計方式が変更された時点を表している。図1の集計方式変更時点2005年第2四半期以降をみると、景気拡大下で倒産件数が増大しており、集計方式の変更という特殊要因が倒産件数の推移を歪めていることが窺われる。そこで本研究では、当該期間をデータ計測の機能不全と見做し、重回帰モデルのパラメータ推定対象期間をかかる特殊要因の影響が薄れたとみられる2007年第3四半期以降とする。

### 3.1.2 問題点2：倒産件数の過少計測

2020年の1～11月の倒産件数の推移は、表1の通りである。

表1 2020年度TDB倒産集計

月	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
倒産集計件数	713	634	744	758	288	806	847	655	602	647	563

コロナ禍であるにも拘わらず、5月の件数が288件と他月と比較して極端に低い水準となっており、逆に直後の6・7月の件数は他月と比較して高い水準となっている。原因を究明するため、帝国データバンク社に聞き取り調査を行ったところ、コロナ禍による裁判所業務縮小に伴う法的整理数の減少と推測されるとの回答を得た。従って、5月の低水準と直後6・7月の高水準は、上記特殊要因により計測されなかった5月の倒産件数が6・7月の2か月の倒産件数に法的整理（移行分）として反映されていると推測できる。そこで本研究では、5～7月の倒産件数が当該3ヶ月間の平均値である647件で推移したと仮定する。補正後の倒産件数は、表2の通りである。

表2 2020年度TDB倒産集計（補正後）

月	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
倒産集計件数	713	634	744	758	647	647	647	655	602	647	563

以下では、補正後のTDB倒産件数を補正後倒産件数と呼ぶこととする。問題点1・2を踏まえ

た補正後倒産件数の推定対象期間（2007 年第 3 四半期以降）の推移は図 3 の通りである。

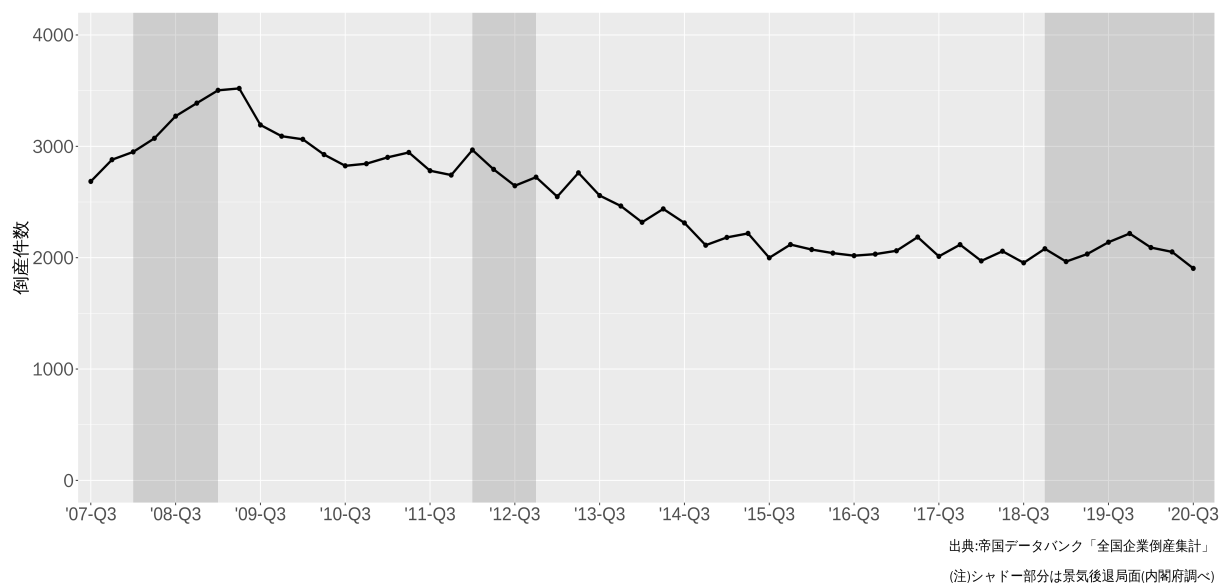


図 3 補正後 TDB 倒産件数の推移 (四半期)

図 3 の補正後倒産件数の推移から、次の 2 つの特徴がみてとれる。

- 世界金融危機時の補正後倒産件数が高水準であったのに対し、コロナ禍では低水準である
- 2013 年第 3 四半期以降、補正後倒産件数が一段と減少している

我々が構築する重回帰モデルは、補正後倒産件数推移における、これら 2 つの特徴を説明できないといけない。また、同モデルが構築されれば、これら 2 つの特徴は、補正後倒産件数の推移の要因分解を行うことで、同特徴をもたらした説明変数の変動から、説得力を持って説明できることが期待できる。

### 3.1.3 問題点 3：速報性の確保

本予測モデルは、四半期ごとに予測値を算出する。しかし、説明変数として利用するデータの中には約 1 ヶ月遅れて公表されるものもある。例えば、実質実効為替レートは翌月の 20 日頃発表されている。従って、1 月に 2 四半期先の予測値を公表するために 1 月 20 日まで待つ必要があり、速報性が失われる。そこで本研究では、公表が遅れる説明変数に対しては 1 ヶ月先予測モデル（以下、予測サブモデル）を構築し、予測値公表の速報性を高めることとする。

ここで、倒産件数予測モデル構築の全体像を俯瞰するために、その概要を図示する。

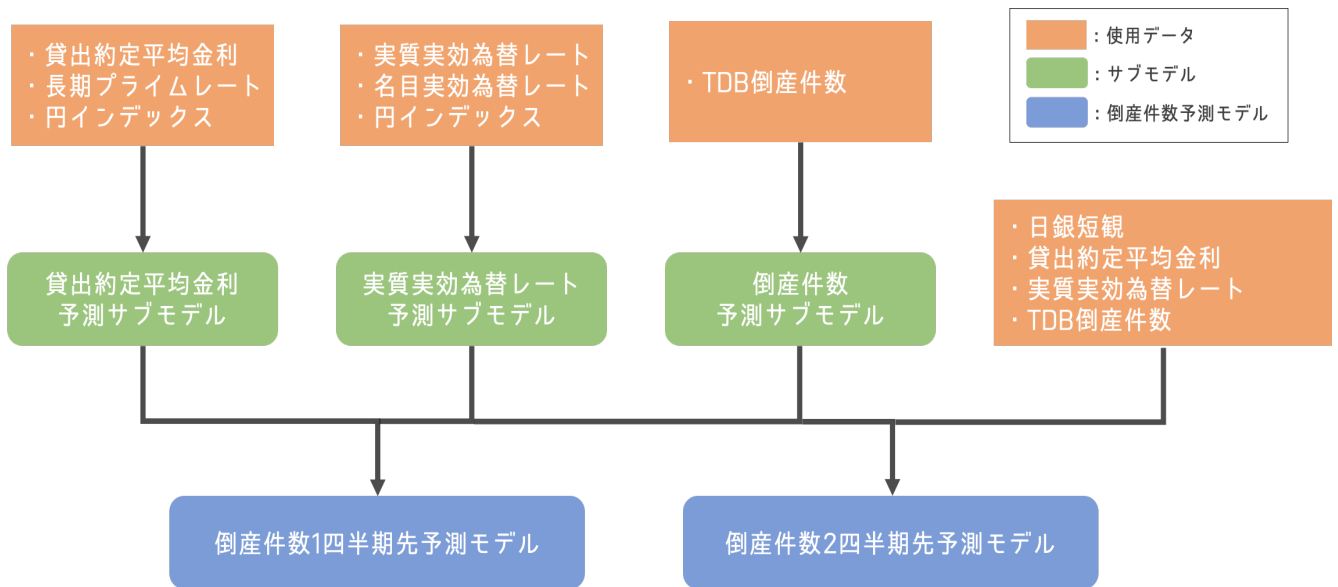


図4 倒産件数予測モデル構築の概要

## 3.2 説明変数候補

ここでは、倒産件数重回帰モデルの説明変数候補集合の選択法と各説明変数候補の符号条件を説明した後、日銀短観の判断項目データの予測系列の予測力を検証する。これらの説明に入る前に、同モデルにおいて中核をなす説明変数候補となる日銀短観の判断項目データについて解説しておく。

### 3.2.1 日銀短観の判断項目データ

日本銀行全国企業短期経済観測調査、通称、日銀短観は、日本銀行 [11] 調査統計局が年4回（3、6、9、12月）、業況に関する現状と先行きについて企業にアンケートを行い、その集計結果や分析結果を取りまとめている調査である。その目的は、全国の企業動向を把握し、金融政策の適切な運営に資することとされており、日銀が金融政策の決定において、同調査結果を重要な判断材料としていることが窺われる。

調査対象は、「金融機関」および「経営コンサルタント業、純粋持株会社」を除いた全国の資本金2,000万円以上の民間企業の中から抽出された約1万社以上の企業である。日銀短観では、企業が自社の業況や経済環境の現状・先行きについてどうみているかといった判断項目と、売上高や収益、設備投資額といった事業計画の実績・予測値などの計数項目について多岐に亘る調査が行われている。3、6、9月調査は翌月初に公表され、12月調査は当月央に公表され、速報性が高い。本研究は2020年12月央に公表された12月短観までの判断項目データを使用している。

判断項目データは、業況、雇用人員、貸出態度等の13項目の設問について、3つの選択肢から回答企業が現状に最も近い番号を選ぶ形式で集計され、回答結果は、ディフュージョン・インデック

表3 日銀短観判断項目の設問に対する選択肢

	1	2	3
業況 DI	良い	さほど良くない	悪い
雇用人員 DI	過剰	適正	不足
資金繰り DI	楽である	さほど苦しくない	苦しい
貸出態度 DI	緩い	さほど厳しくない	厳しい
生産設備 DI	過剰	適正	不足
販売価格 DI	上昇	もちあい	下落
仕入価格 DI	上昇	もちあい	下落

ス (DI) と呼ばれる次式で定義される指標に加工集計し公表される。

$$DI(\% \text{ ポイント}) = \text{第1 選択肢の回答社数構成比}(\%) - \text{第3 選択肢の回答社数構成比}(\%)$$

本研究で用いた日銀短観データの判断項目の設問は次の通りである。

**業況 DI** 回答企業の収益を中心とした、業況についての全般的な判断

**販売価格 DI** 回答企業の主要製商品の販売価格、または主要サービスの提供価格についての判断。

**仕入価格 DI** 回答企業の主要原材料購入価格 (外注加工費を含む) または主要商品の仕入れ価格についての判断。

**雇用人員 DI** 回答企業の雇用人員の過不足についての判断。

**生産設備 DI** 回答企業の生産設備、営業用設備の過不足についての判断。

**資金繰り DI** 回答企業の手元流動性水準、金融機関の貸出態度、資金の回収・支払い条件などを統合した資金繰りについての判断。

**貸出態度 DI** 回答企業からみた金融機関の貸出態度についての判断。

上記各設問の選択肢は、表3の通りである。

### 3.2.2 説明変数候補集合と説明変数の符号条件

倒産件数1期・2期先予測モデルそれぞれの説明変数候補集合を選択するに際し、EBPMに資する4要件を考慮し、倒産件数に影響を与える指標として、業況、採算性、対外競争力、固定費負担、借入環境の量的側面、借入環境の金利面を取り上げる。各指標を表し得る説明変数とその符号条件を次のように決定した。

**業況** 倒産件数の殆どは中小企業が占めている。また、一般に、倒産件数は好況期に減少し、不況期に増大する傾向があり、製造業の業況は景気感応度が高いのに対し、非製造業は低い。業況DIは予測値が利用できる。以上を踏まえて、業況DI(中小企業・製造業)を選択する。そして、倒産件数は業況が良くなれば減少し、悪くなれば増加すると考えられるので、符号条件は負である。

**採算性** 以下の DI においては、倒産件数の殆どは中小企業が占めていることを考慮して、企業規模は中小企業を対象とするが、業種については、景気感应度をみる必要はないので、全産業を対象とする。販売価格 DI と仕入価格 DI は何れも予測値が利用できることを考慮して、販売価格 DI - 仕入価格 DI を選択する。倒産件数は、採算性が改善すれば減少し、悪化すれば増加すると考えられるので、符号条件は負である。

**対外競争力** 交易のある全諸外国との名目為替レートを内外価格差を考慮して実質化し、交易量で加重平均をとった実質実効為替レートを選択する。実質実効為替レートは円高で高まり、円安で低まる。倒産件数は円高で増加し、円安で減少すると考えられるので、符号条件は正である。

**固定費負担** 代表的な固定費負担としては、人件費負担と減価償却費負担が挙げられる。また、これらの負担に関連付けられる雇用人員 DI と生産設備 DI は予測値を利用できる。そこで、雇用人員 DI と生産設備 DI を選択する。倒産件数は、これらの過剰感が強まるか不足感が弱まれば増加し、過剰感が弱まるか不足感が強まれば減少すると考えられるので、符号条件は正である。

**借入の量的負担** 資金繰り DI と貸出態度 DI を選択する。資金繰りは楽になれば倒産件数が減少し、苦しくなれば倒産件数が増加すると考えられるので、符号条件は負とする。また、貸出態度は緩やかになれば倒産件数が減少し、厳しくなれば倒産件数は増加すると考えられるので、符号条件は負である。

**借入の金利負担** 貸出約定平均金利（新規・総合・国内銀行）と同（新規・長期・国内銀行）を選択する。倒産件数は、銀行の貸出金利が上昇すれば増加し、低下すれば減少すると考えられるので、符号条件は正である。

被説明変数である補正後倒産件数と説明変数が同期の場合を「当期」、1 期前の場合を「前期」、2 期前の場合を「前々期」と呼ぶ。1 期先予測モデルの場合、予測値が利用できる業況 DI、販売価格 DI - 仕入価格 DI、雇用人員 DI、生産設備 DI は「当期」を説明変数に含められる。同様に、2 期先予測モデルの場合は、これら DI の前期を説明変数に含められるが、当期は含められない。他方、予測値が利用できない実質実効為替レート、資金繰り DI、貸出態度 DI、貸出約定平均金利（新規・総合・国内銀行）、同（新規・長期・国内銀行）については、説明変数に含められるのは、1 期先モデルでは前期から、2 期先モデルでは前々期からとなる。以上の点を次の一覧表に整理しておく。

表 4 説明変数候補集合と符号条件

対象指標	説明変数候補	時点	符号条件	1 期先	2 期先
業況	業況 DI(中小企業・製造業)	当期	負	○	
		前期	負	○	○
採算性	販売価格 DI - 仕入価格 DI(中小企業・全産業)	当期	負	○	
		前期	負	○	○
対外競争力	実質実効為替レート	前期	正	○	
		前々期	正	○	○
固定費負担	雇用人員 DI(中小企業・全産業)	当期	正	○	
		前期	正	○	○
	生産設備 DI(中小企業・全産業)	当期	正	○	
		前期	正	○	○
借入の量的負担	資金繰り DI(中小企業・全産業)	前期	負	○	
		前々期	負	○	○
	貸出態度 DI(中小企業・全産業)	前期	負	○	
		前々期	負	○	○
借入の金利負担	貸出約定平均金利 (新規・総合・国内銀行)	前期	正	○	
		前々期	正	○	○
	貸出約定平均金利 (新規・長期・国内銀行)	前期	正	○	
		前々期	正	○	○

上記以外の有力な説明変数候補として、財政支出が挙げられる。しかし、財政支出は、速報性のある信頼できるデータが入手できない。財政支出の倒産件数への効果は、業況 DI、雇用人員 DI、生産設備 DI を通じて、掬い取ることができると考えられるので、本説明変数候補集合からは割愛した。

### 3.2.3 日銀短観 DI 予測値系列データの予測力の検証

業況 DI、販売価格 DI、仕入価格 DI、雇用人員 DI、生産設備 DI は、調査時点の判断の時系列データである実績値系列データのほか、先行きの四半期を予測した予測値系列データが利用できる。倒産件数予測モデルでは、速報性確保のため、1・2 四半期先予測に際し、これら DI の予測値系列データを利用する。こうした方法は、予測値系列データが、実績値系列データを高い精度で予測できている場合に正当化される。そこで、被説明変数をこれら DI の実績値系列とし、説明変数を同予測系列とする単回帰モデルの OLS 推定を行ったところ、全単回帰モデルにおいて誤差項の系列相関が DW 検定により検出されたため、PW 変換による GLS 推定を行った。推定結果は表 5 の通りである。

表 5 日銀短観 DI の予測値系列による回帰結果

	被説明変数:				
	業況_製造業_実績	販売価格_全産業_実績	仕入価格_全産業_実績	雇用人員_全産業_実績	生産設備_全産業_実績
定数項	1.282 (1.057)	- 1.814*** (0.539)	2.027 (1.549)	1.046** (0.518)	1.725*** (0.304)
業況_製造業_予測	0.928*** (0.043)				
販売価格_全産業_予測		0.855*** (0.025)			
仕入価格_全産業_予測			0.772*** (0.054)		
雇用人員_全産業_予測				0.906*** (0.027)	
生産設備_全産業_予測					0.903*** (0.037)
観測数	84	84	84	84	84
決定係数	0.885	0.943	0.767	0.954	0.910
自由度修正済決定係数	0.884	0.942	0.764	0.953	0.909
DW 統計量	1.9896 (0.4431)	2.0099 (0.4765)	2.0547 (0.5681)	1.99 (0.4385)	1.9696 (0.4037)

Note:

\*p&lt;0.1; \*\*p&lt;0.05; \*\*\*p&lt;0.01

系列相関の問題は GLS 推定により解決している。そして、仕入価格 DI を除くと、自由度修正済決定係数が 0.884~0.953 と高く、これら DI の予測値系列が実績値系列を高い精度で予測していることが確認されている。仕入価格 DI は、販売価格 DI - 仕入価格 DI の形で説明変数として使用するが、販売価格 DI の自由度修正済決定係数は 0.942 と非常に高く、仕入価格 DI 予測値系列の説明力の低さは販売価格 DI の説明力の高さで補えると判断し、これら予測値を使用する。

### 3.3 倒産件数予測モデル

上記予測サブモデルにより、重回帰モデル推定に必要とされる全ての変数が準備できたので、2 四半期先までの倒産件数を予測するための重回帰モデルを構築する。倒産件数予測モデルは、1 四半期先である 2021 年第 1 四半期の倒産件数を予測するための「1 期先倒産件数予測モデル」と、2 四半期先である 2021 年第 2 四半期の倒産件数を予測するための「2 期先倒産件数予測モデル」を構築する。

### 3.3.1 倒産件数 1 期先予測モデル

3.2.2 で選択された説明変数候補集合を対象として、1 期先倒産件数予測重回帰モデルの OLS 推定を行ったところ、誤差項の系列無相関の帰無仮説が、DW 検定の結果、有意水準 5% で棄却された。そこで、誤差項が 1 階の自己相関を持つことを仮定し、あらためて、PW 変換による GLS 推定を行うこととした。同 GLS 推定に基づき、符号条件及び AIC 基準によりモデル選択を行った結果、業況 DI(当期)・販売価格 DI-仕入価格 DI(当期)・貸出態度 DI(前期)・貸出約定平均金利(新規・長期・国内銀行・前期)・実質実効為替レート(前期)の 5 変数モデルが選択された。

次に、同モデルに対し、Cook's D の切断点に基づき、影響点 4 点を検出した。同 4 点全てが外れ値 (Y 方向の影響点) であれば、通常の頑健推定を適用すれば良いが、作用点 (X 方向の影響点) が含まれていれば、有界影響頑健推定を適用する必要がある。そこで、作用点の有無を次の L-R プロットで確認した。

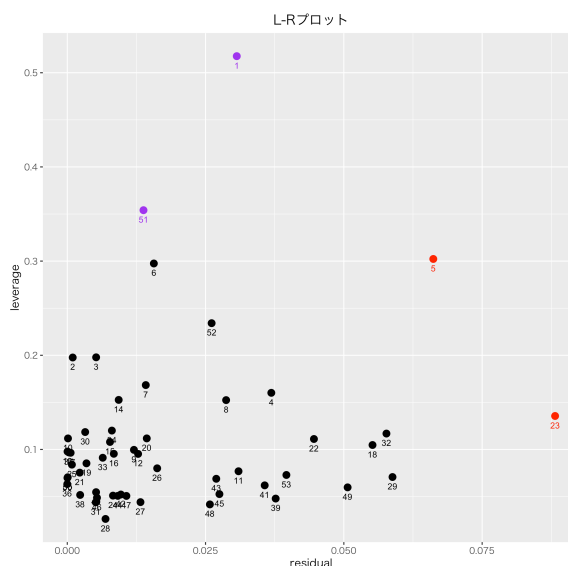


図 5 倒産件数 1 期先モデル L-R プロット

図 5 に示されている通り、外れ値 (赤点) のみならず、作用点 (紫点) が存在しており、有界影響頑健推定の必要性を示している。そこで、PW 変換後に有力な有界影響頑健推定である MM 推定を行うこと、すなわち、GLS・MM 推定を行うこととした。MM 推定<sup>2</sup>では、崩壊点と漸近的有効性を制御できるので、推定量の頑健性と効率性を両立できる。そこで、崩壊点を 50%、漸近的有効性を 95% に設定した MM 推定を行うこととする。MM 推定は一般化された加重最小 2 乗法と解釈できるが、各データへの加重は図 6 の通りである。影響点への加重を外れ値を中心に低下させ、影響点の推定量への影響を低下させている姿が窺われる。

<sup>2</sup> 頑健重回帰推定および MM 推定の詳細は、蓑谷 [17] を参照せよ。

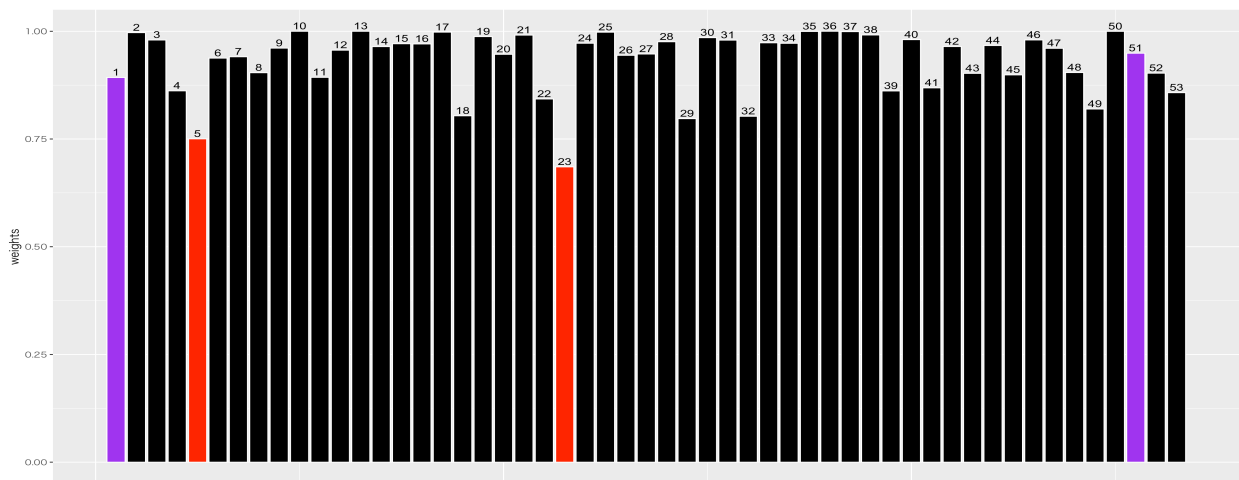


図6 倒産件数1期先予測モデルMM推定における各データへの加重

1期先モデルのGLS・MM推定の結果は表6の通りである。誤差項の系列無相関の帰無仮説はGLSにより棄却されない姿になっている。また、誤差項均一分散の帰無仮説はBreusch-Pagan(BP)検定を行ったが、棄却されていない。さらに、両説明変数のVIFが10未満となっており、多重共線性も生じていない。従って、表6の結果を倒産件数1期先予測モデルとして採用する。

表 6 倒産件数 1 期先予測モデルの GLS・MM 推定結果

説明変数	時点	符号条件	被説明変数:	
			倒産件数	VIF
業況 DI	当期	負	-2.1033 (0.20770)	2.0230
販売価格 DI-仕入価格 DI	当期	負	-3.0543 (0.28460)	3.4197
貸出態度 DI	前期	負	-13.147** (0.03126)	2.8516
貸出約定平均金利	前期	正	735.59*** (0.00022)	4.8955
実質実効為替レート	前期	正	6.5113* (0.08377)	2.4358
定数項	-	-	1,134.2** (0.01149)	-
観測数	53	DW 検定	1.9884 (0.2752)	
決定係数	0.9469067			
自由度修正済決定係数	0.9412585	BP 検定	3.2558 (0.6606)	
Residual Std. Error	104.7			

( ) 内は p 値      Note:      \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

### 3.3.2 倒産件数 2 期先予測モデル

3.2.2 で選択された説明変数候補集合を対象として、2 期先倒産件数予測重回帰モデルの OLS 推定を行ったところ、1 期先モデルと同様に、誤差項の系列相関が示唆されたので、PW 変換による GLS 推定を行うこととした。同 GLS 推定に基づき、符号条件及び AIC 基準によりモデル選択を行った結果、業況 DI(前期)・販売価格 DI-仕入価格 DI(前期)・貸出約定平均金利(新規・長期・国

内銀行・前々期)・実質実効為替レート(前々期)の4変数モデルが選択された。

次に、同モデルに対し、Cook's Dの切断点に基づき、影響点4点を検出したので、作用点の有無を次のL-Rプロットで確認した。

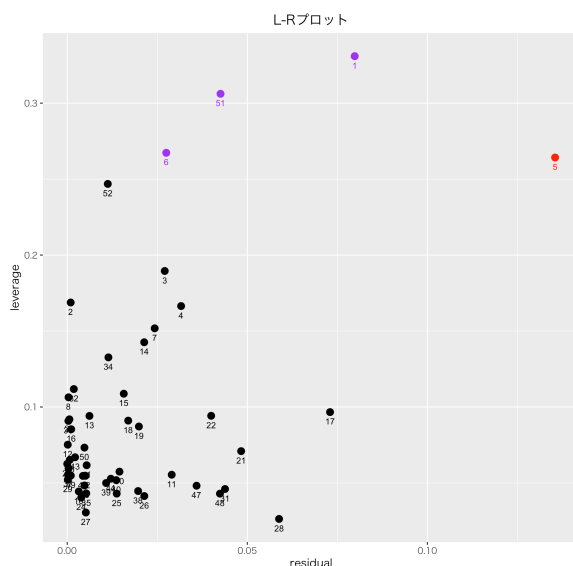


図7 倒産件数2期先モデルのL-Rプロット

図7に示されている通り、外れ値(赤点)のみならず、作用点(紫点)が存在しており、有界影響頑健推定の必要性を示している。そこで、GLS・MM推定を行うこととした。MM推定における各データへの加重は図8の通りである。

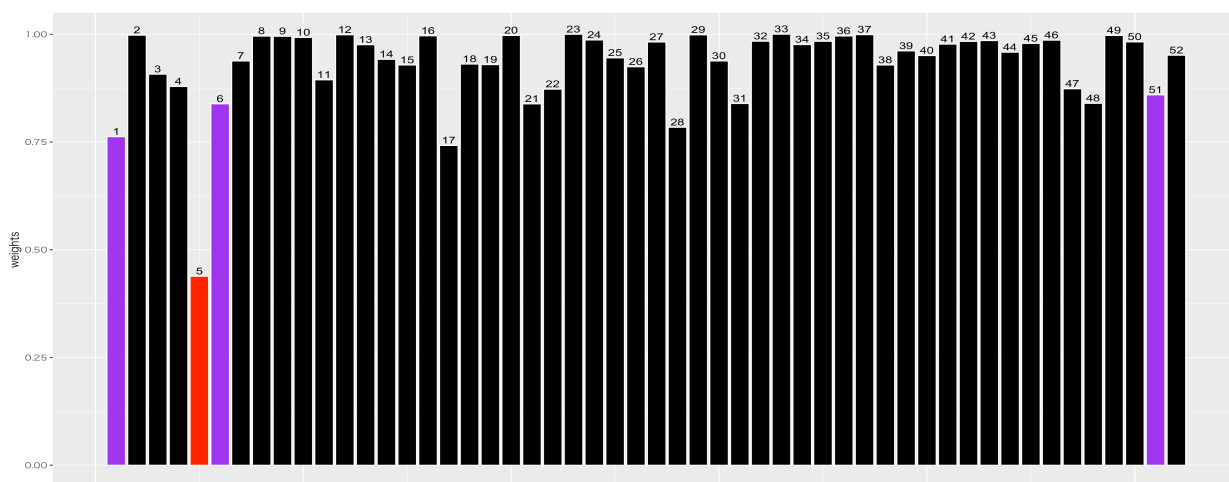


図8 倒産件数2期先予測モデルMM推定の各データへの加重

2期先モデルのGLS・MM推定の結果は表7の通りである。GLS・MM推定の結果をみると、誤差項の不均一分散・系列相関、多重共線性の問題は生じていないと判断できる。従って、表7の

結果を倒産件数 2 期先予測モデルとして採用する。

表 7 倒産件数 2 期先予測モデルの GLS・MM 推定結果

説明変数	時点	符号条件	被説明変数:	
			倒産件数	VIF
業況 DI	前期	負	-1.4663 (0.28652)	1.7631
販売価格 DI-仕入価格 DI	前期	負	-4.9435 (0.19051)	3.6313
貸出約定平均金利	前々期	正	961.30*** (2.6e-07)	4.84340
実質実効為替レート	前々期	正	11.496*** (0.00031)	2.0602
定数項	-	-	280.39 (0.16490)	-
観測数	52	DW 検定	1.8411 (0.1444)	
決定係数	0.8848281			
自由度修正済決定係数	0.8752305	BP 検定	8.9177 (0.06319)	
Residual Std. Error	125.6			

( ) 内は p 値      Note:      \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

### 3.4 倒産件数予測サブモデル

ここでは、倒産件数予測公表の速報性を確保するために構築した貸出約定平均金利、実質実効為替レート、倒産件数の予測サブモデルを説明する。

### 3.4.1 貸出約定平均金利サブモデル

貸出約定平均金利は、翌月下旬または翌々月の月上旬に公表されるため4半期ごとの倒産件数予測を行うには2ヶ月先までの貸出約定平均金利を予測する必要がある。そこで、被説明変数に貸出約定平均金利、説明変数に国債10年利回り、長期プライムレートを使用した重回帰モデルの推定を行う。なお、データは月次データを使用し、貸出約定平均金利はX12-ARIMAにより季節調整を行う。データの推定対象期間は2007年1月～2020年10月とした。季節調整済貸出約定平均金利の推移を図9に示す。

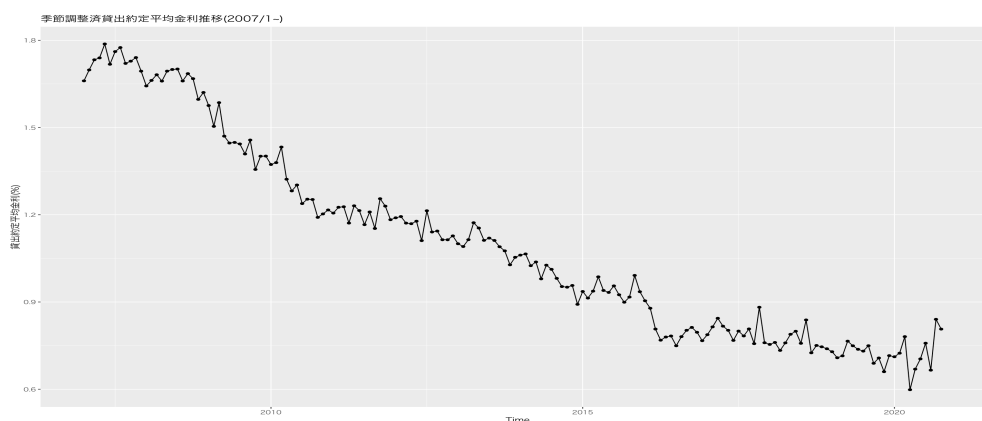


図9 季節調整済み貸出約定平均金利の月次推移

図9より、貸出約定平均金利は右肩下がりの傾向がみられる。この貸出約定平均金利を被説明変数とし、最小二乗法 (OLS) による重回帰分析を行った結果は表8の通りである。

表 8 貸出約定平均金利予測サブモデル OLS 推定結果

説明変数	時点	符号条件	被説明変数:	
			貸出約定平均金利	VIF
国債 10 年利回り	当期	正	0.295*** (0.019)	6.151026
長期プライムレート	当期	正	0.315*** (0.024)	6.151026
定数項	無	無	0.462*** (0.023)	
観測数	166	DW 検定	0.77913*** (3.562e-16)	
決定係数	0.967			
自由度修正済決定係数	0.967	BP 検定	4.3481 (0.1137)	
Residual Std. Error	0.060			
F Statistic	2,405.270***			

( ) 内は p 値      Note:      \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

OLS 結果より、誤差項の 1 階の系列相関無しという帰無仮説が DW 検定により 1% 有意水準で棄却されている。従って、誤差項が AR(1) に従っていることが示唆されているため、誤差項の 1 階の系列相関を前提とする適切な推定量として、Prais-Winsten 変換に基づく GLSE を求める。GLS による推定結果を表 9 に示す。

表 9 貸出約定平均金利予測サブモデルの GLS 推定結果

説明変数	時点	符号条件	被説明変数:	
			貸出約定平均金利	VIF
国債 10 年利回り	当期	正	0.28334*** (2e-16)	3.497153
長期プライムレート	当期	正	0.30807*** (1.58e-15)	3.497153
定数項	無	無	0.47931*** (2e-16)	
観測数	166	DW 検定	2.1925	
決定係数	0.9072423		(0.8768)	
自由度修正済決定係数	0.9061042	BP 検定	0.68177	
Residual Std. Error	0.048		(0.7111)	
F Statistic	4,572.483***			

( ) 内は p 値      Note:      \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

表 9 の GLS 推定結果をみると、誤差項の系列無相関の帰無仮説は GLS により棄却されない姿になっている。また、誤差項均一分散の帰無仮説は BP 検定を行ったが、棄却されていない。さらに、両説明変数の VIF が 10 未満となっており、多重共線性も生じていない。

モデルの説明力については、自由度修正済決定係数が 90% を超えており、高い説明力を示している。従って、本モデルを貸出約定平均金利予測サブモデルとする。貸出約定平均金利予測サブモデルによる、2020 年 11・12 月の予測結果は次の通りである。

表 10 貸出約定平均金利予測結果

年月	2020/08 実績値	2020/09 実績値	2020/10 実績値	2020/11 予測値	2020/12 予測値
貸出約定平均金利 (季節調整済)	0.6654978	0.8404200	0.8067659	0.7955891	0.7938081

倒産件数予測モデル推定のデータとして、表 10 の貸出約定平均金利 2020 年 11・12 月予測値を

利用する。

### 3.4.2 実質実効為替レート予測サブモデル

実質実効為替レートは、翌月 20 日頃に公表される。12 月中旬時点で倒産件数の 2 期先予測を行うには翌年 1 月 20 日頃に公表される 12 月分実質実効為替レートを予測する必要がある。我々は名目実効為替レートは、日次データが公表されている円インデックスの形式で実質実効為替レートよりも先立って公表されているので、名目実効為替レートの方が予測の速報性が確保し易いことに着目した。名目実効為替レートから実質実効為替レートを差し引いた値を「内外インフレ率差」と定義すると、実質実効為替レートは、名目実効為替レートから内外インフレ率差を差し引いたものとなるので、実質実効為替レート予測サブモデルを次の手順で構築する。

1. 内外インフレ率差を  $ARIMA(p, d, q)$  モデルで予測する。
2. 名目実効為替レートを円インデックスを説明変数とする単回帰モデルで予測する。
3. 2 で予測した名目実効為替レートから 1 で予測した内外インフレ率差を差し引いて実質実効為替レートの予測値を算出する。

内外インフレ率差、名目実効為替レートそれぞれの予測サブモデルの詳細と推定結果を以下で述べる。なお、名目実効為替レート、実質実効為替レートは X12-ARIMA により季節調整を行ったものを使用する。

#### 内外インフレ率差予測サブモデル

内外インフレ率差を、 $ARIMA(p, d, q)$  過程によりモデリングし予測する。推定期間は、倒産件数予測モデルの推定対象期間に合わせた 2007 年 12 月から 2020 年 11 月とする。内外インフレ率差の月次推移を図 10 に示す。

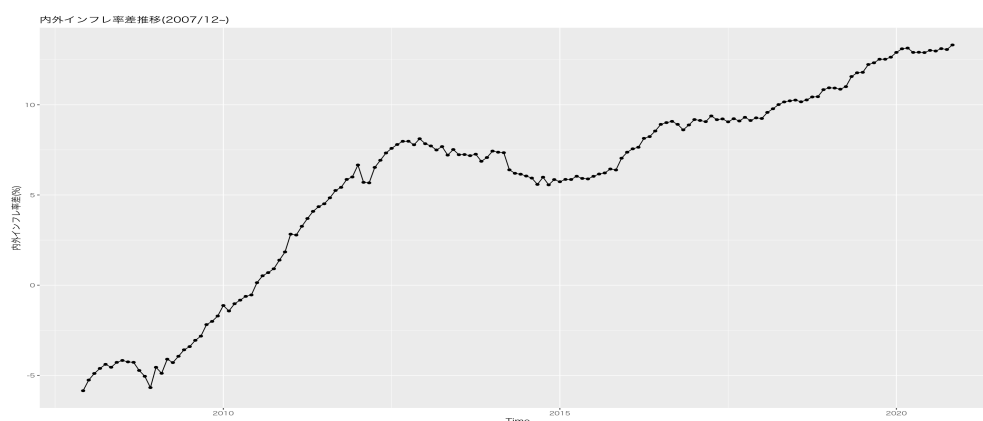


図 10 内外インフレ率差の月次推移

内外インフレ率差の定常性を満たす  $ARIMA(p, d, q)$  モデルの選択を、サンプル・サイズが小さい場合有効とされる修正済赤池情報量基準 (以下、AICc) に基づいて行った。最大モデル選択範囲は  $p, d, q$  全て 12 までとして、モデル選択を行った結果は表 11 の通りである。

表 11 ARIMA( $p, d, q$ ) モデル選択の結果

p	d	q	AICc
0	0	0	1086.662
0	0	1	889.0544
0	0	2	722.3679
4	0	1	76.40121

選択された内外インフレ率差予測サブモデル ARMA(4,1) の推定結果は次の通りである.

表 12 内外インフレ率差予測サブモデル ARMA(4,1) の推定結果

説明変数	被説明変数:
	内外インフレ率差
AR1	1.8003*** (0.0000)
AR2	-0.4955*** (0.0079)
AR3	-0.4428*** (0.0097)
AR4	0.1377 (0.1708)
MA1	-0.8475*** (0.0000)
観測数	156
$Q^*(10)$	6.019444 (0.3043)
転換点に関する検定	-1.2733 (0.203)

( ) 内は p 値

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

Ljung-Box 検定  $Q^*(10)$  と転換点に関する検定結果より, 何れも帰無仮説が有意水準 5 %で棄却されず, 攪乱項がラグ 10 期まで系列無相関で, 且つ同一の分布に従っているとの帰無仮説は維持される. また, AR 構造の定常性と MA 構造の反転可能性の診断を特性方程式の同伴行列の固有値に基づいて行った. 図 11・12 は, 特性方程式の同伴行列の固有値を複素平面上にプロットして示

したものである。

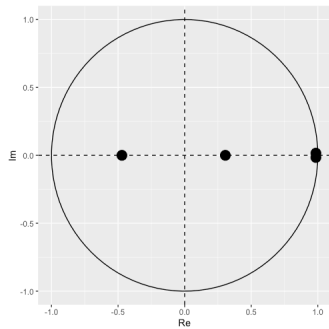


図 11 AR 特性方程式の固有値プロット

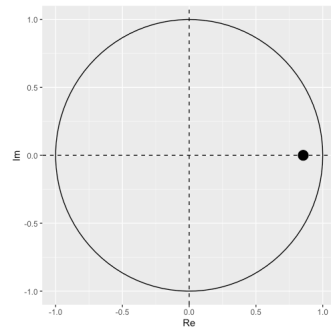


図 12 MA 特性方程式の固有値プロット

特性方程式の相伴行列の固有値が複素数平面上の単位円内 (固有値 1 未満) にあり、推定モデル ARMA(4,1) は AR 構造の定常性および MA 構造の反転可能性が確認されている。上記診断結果より、内外インフレ率差の予測サブモデルとして ARMA(4,1) を採用する。

名目実効為替レート予測サブモデル

名目実効為替レート自体は月次で公表されているが、名目為替レートと概ね同等の円インデックスは日次で先立って公表されている。そこで、名目実効為替レート予測モデルを円インデックスを説明変数とする単回帰モデルを推定した。推定期間は、2007 年 12 月～2020 年 11 月とした。円インデックスは日次データの平均値を使用し、名目実効為替レート、円インデックスともに X12-ARIMA による季節調整を行っている。名目実効為替レートの月次推移は次の通りである。

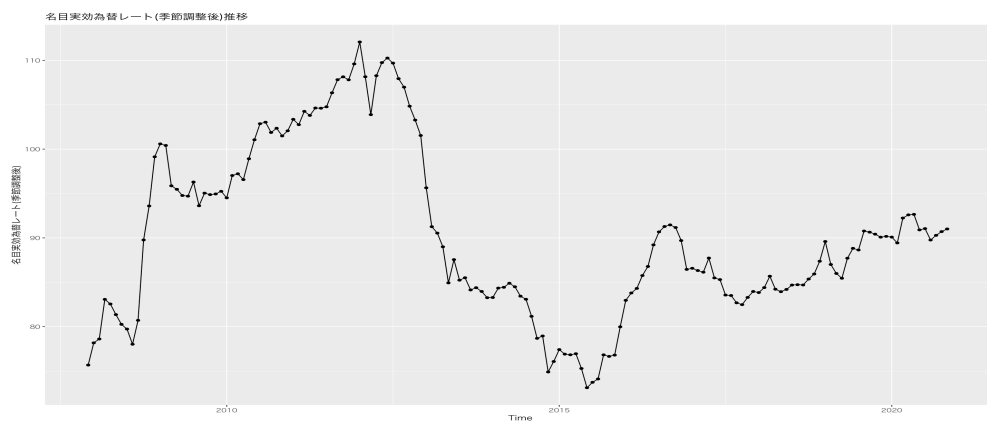


図 13 名目実効為替レートの月次推移

名目実効為替レート予測サブモデルの OLS 推定結果を表 13 に示す。

表 13 名目実効為替レート予測サブモデルの OLS 推定結果

説明変数	時点	符号条件	被説明変数:
			名目実効為替レート
円インデックス	当期	正	0.855601*** (2e-16)
定数項	無	無	-0.038817 (0.916)
観測数	156	DW 検定	1.0345*** (3.901e-10)
決定係数	0.998		
自由度修正済決定係数	0.997	BP 検定	0.037237 (0.847)
Residual Std. Error	0.478		
F Statistic	61,573.930***		

( ) 内は p 値      *Note:*      \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

OLS 結果より, DW 検定の 1 階の系列相関無しという帰無仮説が 1% 有意水準で棄却されていることがわかる. そこで, あらためて誤差項が AR(1) に従っていると仮定して GLS(Prais-Winsten 変換) による GLSE を求める. GLS による推定結果を表 14 に示す.

表 14 名目実効為替レート予測サブモデルの GLS 推定結果

			被説明変数:
説明変数	時点	符号条件	名目実効為替レート
円インデックス	当期	正	0.854077*** (2e-16)
定数項	無	無	0.129538 (0.823)
観測数	156	DW 検定	1.8801 (0.2033)
決定係数	0.9939556	BP 検定	0.0060988 (0.9378)
自由度修正済決定係数	0.9939163		
Residual Std. Error	0.4214		
F Statistic	1.051e+06***		

( ) 内は p 値      Note:      \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

表 14 の GLS 推定結果より，系列相関，不均一分散の問題に対処した推定値が得られている．また，自由度修正済決定係数が 99.39% と非常に説明力が高いので，本結果を名目実効為替レート予測サブモデルとして採用する．

### 3.4.3 実質実効為替レートの予測結果

内外インフレ率差サブモデルおよび名目実効為替レートサブモデルの予測結果から，実質実効為替レート予測値を算出する．内外インフレ率差，名目実効為替レート，実質実効為替レートの 2020 年 12 月予測結果は次の通りである．

表 15 実質実効為替レート予測結果

年月	2020/08 実績値	2020/09 実績値	2020/10 実績値	2020/11 実績値	2020/12 予測値
内外インフレ率差 (季節調整済)	12.982902	13.115675	13.068123	13.319373	13.30610
名目実効為替レート (季節調整済)	89.76295	90.28859	90.71052	91.00650	90.67101
実質実効為替レート (季節調整済)	76.78005	77.17291	77.64240	77.68713	77.36491

倒産件数予測モデルの説明変数として必要となる 2020 年第 4 四半期の実質実効為替レートは、表 15 の実質実効為替レート 2020 年 12 月予測値から算出する。

#### 倒産件数予測サブモデル

TDB 倒産件数は、翌月の上旬に公表される。12 月中旬時点で倒産件数の 2 期先予測を行うには翌年 1 月上旬に公表される 12 月分 TDB 倒産件数を予測する必要がある。そこで、倒産件数予測サブモデルを構築した。推定期間は、倒産件数予測モデルの推定対象期間と平仄を合わせて 2007 年 12 月から 2020 年 11 月とする。なお、倒産件数は X12-ARIMA による季節調整済データを使用する。定常性を満たす ARIMA( $p, d, q$ ) モデルを、最大モデル選択範囲は  $p, d, q$  全て 12 までとして、AICc に基づきモデル選択を行った。結果は表 16 の通りである。

表 16 ARIMA( $p, d, q$ ) のモデル選択結果

p	d	q	AICc
0	0	0	2034.141
0	0	1	1923.867
0	0	2	1890.082
0	0	3	1831.815
0	0	4	1819.02
0	0	5	1799.292
1	0	0	1778.716
1	0	2	1713.875
1	0	3	1713.887
1	0	4	1715.185
2	0	0	1736.987
2	0	2	1711.179
2	0	3	1713.921
3	0	0	1709.074
3	0	1	1711.061
3	0	2	1712.355
4	0	0	1711.067
5	0	0	1711.891

表 16 より、AICc 基準により選択されるモデルは AR(3) となる。倒産件数推移を AR 過程で表現できる可能性が示唆されたので、次は VAR( $p$ ) を仮定して推定を行う。倒産件数以外に、倒産件数と関連があり、月次データが入手可能な実質実効為替レート、貸出約定平均金利 (新規・長期・国内銀行) を VAR の変数候補として、3 変量 VAR( $p$ ) のモデル群から AIC 基準最小となるモデルを選択する。VAR( $p$ ) モデルのモデル選択結果は表 17 の通りである。

表 17 3 変数量 VAR( $p$ ) のモデル選択の結果

倒産件数	実質実効為替レート	貸出約定平均金利	選択次数	AIC
○			3	8.088306
○	○		3	9.278773
○		○	3	1.624569
○	○	○	3	2.814107

表 17 より、倒産件数と貸出約定平均金利の 2 変量 VAR(3) が AIC 基準で選択された。従って、本モデルを倒産件数予測サブモデルとする。倒産件数予測サブモデル 2 変量 VAR(3) の推定結果を次に示す。

表 18 倒産件数予測サブモデル 2 変量 VAR(3) の推定結果

説明変数	被説明変数:	
	倒産件数	貸出約定平均金利
倒産件数_lag1	0.09716 (0.20864)	-9.708e-05 (0.1064)
貸出約定平均金利_lag1	110.69839 (0.29300)	4.242e-01*** (6.41e-07)
倒産件数_lag2	0.19681** (0.00870)	1.544e-05 (0.7886)
貸出約定平均金利_lag2	-65.06533 (0.54728)	3.678e-01*** (2.16e-05)
倒産件数_lag3	0.33559*** (8.45e-06)	3.726e-05 (0.5103)
貸出約定平均金利_lag3	156.87836 (0.14228)	2.039e-01* (0.0147)
定数項	89.34814** (0.00236)	3.097e-02 (0.1694)
観測数	156	
誤差項の独立性:F 値 (lag=12)	1.1243 (0.3239)	
誤差項の不均一分散:ARCH-LM(lag=12)	106.9 (0.5119)	

() 内は p 値      Note:\*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

攪乱項の均一分散, 系列無相関の帰無仮説は棄却されていない。また, 特性方程式の同伴行列の固有値が図 14 にみられる通り, 単位円内に収まっており, 定常性も満たされている。

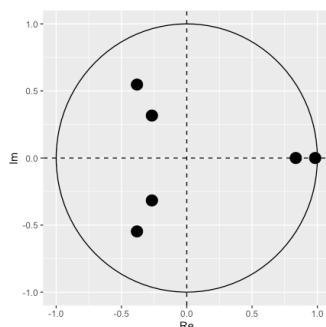


図 14 VAR 特性方程式の固有値プロット

以上の分析を踏まえ、倒産件数予測サブモデルとして、倒産件数と貸出約定平均金利の 2 変量 VAR(3) を採用する。同モデルの倒産件数は季調済データに基づいているので、同モデルによる予測後、原系列に変換して得られた 2020 年 12 月の予測結果は次の通りである。

表 19 倒産件数の予測サブモデルに予測結果

年月	2020/08 実績値	2020/09 実績値	2020/10 実績値	2020/11 実績値	2020/12 予測値
倒産件数 (原系列)	655	602	647	563	640.32

倒産件数予測モデル推定のデータとして、表 19 の倒産件数 2020 年 12 月予測値を使用する。

### 3.5 倒産件数予測モデルの予測値と信頼区間

#### 3.5.1 倒産件数 1 期先予測モデルの予測値と信頼区間

補正後倒産件数の実績値、倒産件数 1 期先予測モデルに基づく予測値と 90% 信頼区間を図 15 に示す。なお、縦点線は本モデルのパラメータ推定の対象期間 (2007 年第 4 四半期～2020 年第 4 四半期) を表している。90% 信頼区間幅は相当程度狭いほか、実績値が推定対象全期間で 90% 信頼区間に収まっており、倒産件数の変動を高精度で予測していると評価できる。

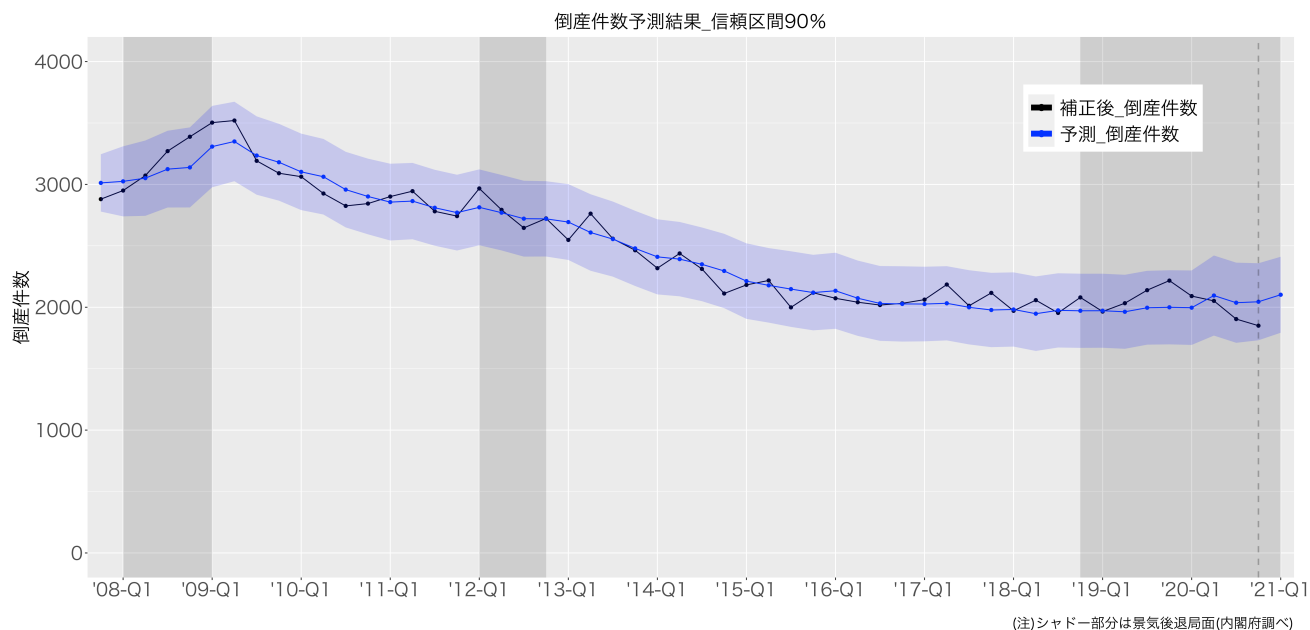


図 15 倒産件数 1 期先モデルの予測信頼区間と 1 期先予測値

### 3.5.2 倒産件数 2 期先モデルの予測値と信頼区間

補正後倒産件数の実績値，倒産件数 2 期先予測モデルに基づく予測値と 90% 信頼区間を図 16 に示す．縦点線は本モデルのパラメータ推定の対象期間 (2007 年第 3 四半期～2020 年第 4 四半期) を表している．90% 信頼区間幅は相当程度狭いほか，実績値が世界金融危機時の 2009 年第 4 四半期を除き 90% 信頼区間に収まっており，倒産件数の変動を相当程度高精度で予測していると評価できる．

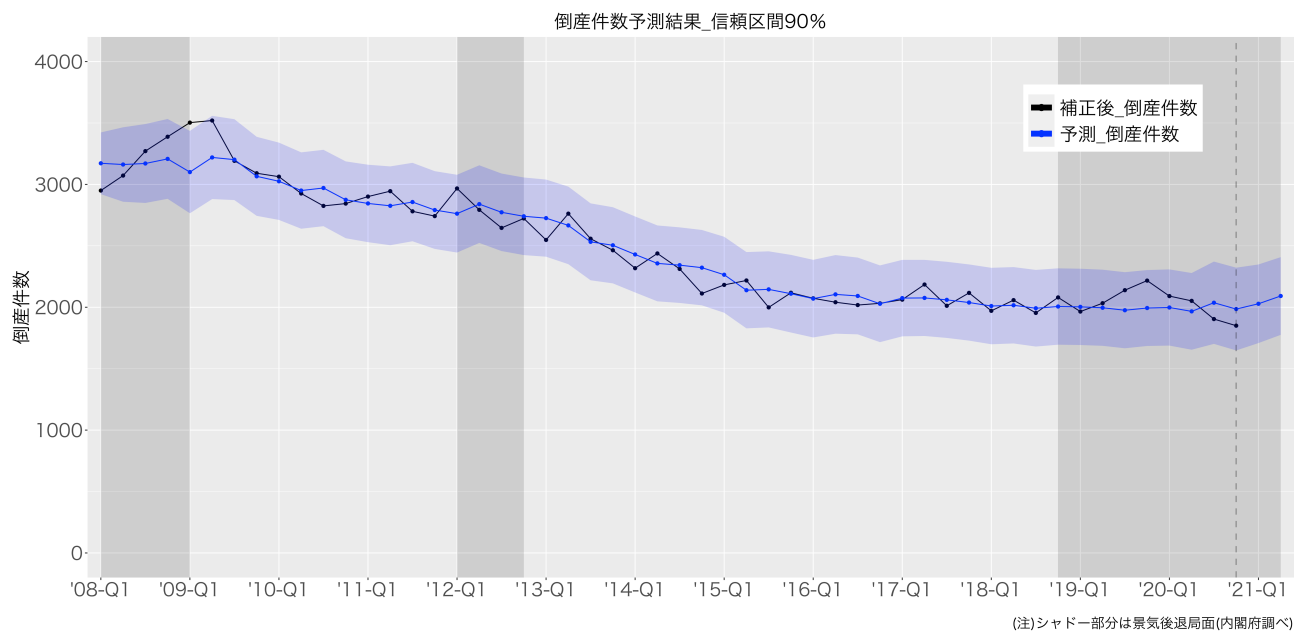


図 16 倒産件数 2 期先モデルの予測結果

### 3.6 倒産件数の予測結果

倒産件数の 2 四半期先 (2021 年第 2 四半期) までの予測結果を実績値と併せて下表に示す。また、実績値と予測値の推移を図 17 に示す。

表 20 倒産件数の予測結果

	'20-Q1 実績値	'20-Q2 実績値	'20-Q3 実績値	'20-Q4 実績見込み	'21-Q1 予測値	'21-Q2 予測値
90% 信頼区間上限	-	-	-	-	2,411	2,408
倒産件数	2,091	2,052	1,904	1,850	2,102	2,092
90% 信頼区間下限	-	-	-	-	1,793	1,775

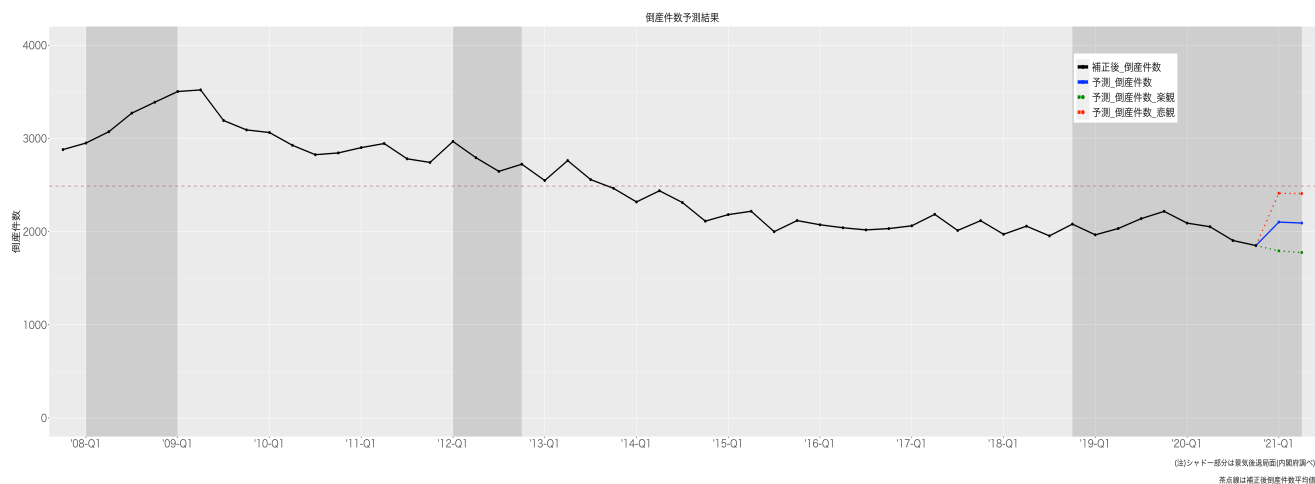


図 17 倒産件数の予測推移

2021 年第 2 四半期まで倒産件数は低水準で推移すると予測されている。また、90% 信頼区間上限でも、なお推定対象期間平均を若干下回ると予測とされている。

ただし、本モデルの予測に用いたデータのうち、業況 DI、販売価格－仕入価格 DI、貸出態度 DI は日銀 12 月短観調査時点のものであり、その後の Go To トラベル停止、2 度目の緊急事態宣言等コロナ感染拡大防止策の影響は織り込まれていないことに留意されたい。

### 3.7 倒産件数の推移の要因分解

高精度の予測を実現している 1 期先モデルにおける倒産件数予測値の推移を倒産件数実績値の推移と見做して、要因分解を行った結果を下図に示す。

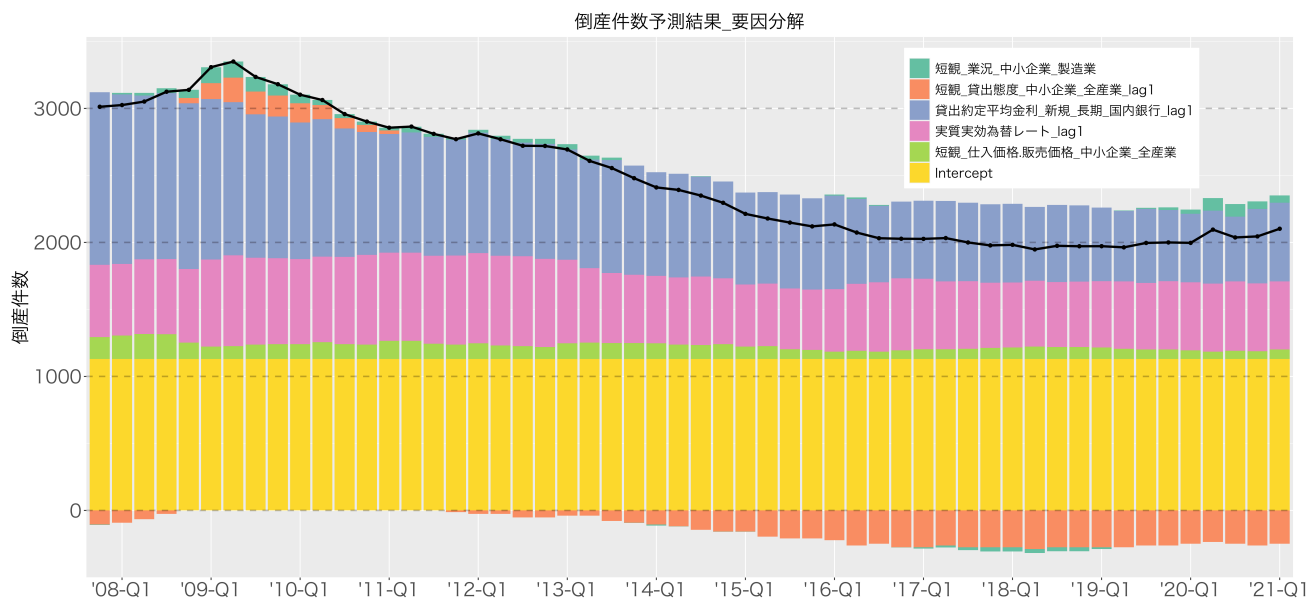


図 18 倒産件数 1 期先モデルの要因分解図

補正後倒産件数の推移の 2 大特徴として、世界金融危機時が高水準であったのに対し、コロナ禍では低水準であることと、2013 年第 3 四半期以降、一段と減少していることを指摘した。図 18 より、世界金融危機時と比較してコロナ禍の倒産件数が低水準に止まっている主因が、貸出約定平均金利の低下、貸出態度 DI から推測される銀行の貸出態度の軟化、実質実効為替レート低下であることが示されている。特に、景気拡大がある程度継続した時点で、通常、これらは一定の水準で動きを止めるにも拘わらず、2013 年第 2 四半期以降も倒産件数の一層の減少に寄与している。

また、足許の倒産件数が低水準で推移しているその他の要因として、2020 年第 2 四半期に大幅に低下して倒産件数押上げに寄与した業況 DI が同第 4 四半期には回復していることが挙げられる。

### 3.8 政策上の解釈

貸出約定平均金利の低下、銀行の貸出態度の軟化、実質実効為替レートの低下は、何れも金融緩和政策によりもたらされるものである。すなわち、金融緩和政策は、金融・債券市場の金利低下を通じて、貸出約定平均金利の低下と実質実効為替レートの低下をもたらすほか、市中の貨幣集計量の増大を通じて、貸借市場の需給緩和をもたらす結果、銀行の貸出態度の軟化をもたらす。世界金融危機以降、日銀は金融緩和政策を次のように拡大してきた。日銀は 2008 年 12 月に政策金利を 0.1% に引下げ、2010 年 10 月に「包括的な金融緩和政策」を、2012 年 2 月にインフレ率 1% を目指す「中長期的な物価安定の目途」を導入した。そして、日銀は 2013 年 4 月にインフレ率 2% を目指し、マネタリー・ベースを倍増するほか、国債に加えて、ETF・REIT 等の危険資産を大幅に増額する「量的・質的金融緩和政策」を導入した。かかる「異次元の金融緩和政策」は、2014 年

10月の「ハロウィン緩和」、2016年1月の「マイナス金利付き量的・質的金融緩和政策」と金融緩和を拡大し続けた。以上の点を踏まえると、世界金融危機以降の日銀の金融緩和政策が2013年第1四半期までの貸出約定平均金利の低下、銀行の貸出態度の軟化、実質実効為替レートの低下をもたらしたことが補正後倒産件数の推移の2大特徴である、世界金融危機時が高水準であったのに対し、コロナ禍では低水準であることと、2013年第3四半期以降、一段と減少していることを説明していると解釈できる。

ただ、日銀の金融緩和政策があっても、不況下では経営危機に陥った企業を中心に、銀行の貸出態度は相当程度厳格化するものであるが、今回このような徴候がみられないのは、コロナ禍で採られた民間金融機関での実質無利子・無担保・据置最大5年・保証料減免融資、日本政策金融公庫での新型コロナウイルス感染症特別貸付等の財政政策上の金融対応が寄与していることも推察される。こうしたコロナ禍における財政政策の効果については、同効果を検証する説明変数を取り込めなかったため、直接検出できていない。しかし、足許の倒産件数が低水準で推移しているその他の要因として指摘した業況DIの早期回復には、新型コロナウイルス感染症対応休業支援金・給付金、営業短縮要請に応じた飲食店等に対する協力金至急の財政政策も寄与しているものと推察される。

さらに、世界金融危機時との相違点を指摘しておく、世界金融危機時は、実質実効為替レートが危機以前的大幅円安から急激な円高に転じ、景気後退を深刻化させたのに対し、今回はこうしたことが生じていない点である。世界金融危機時の急激な円高は、世界金融危機以前は日銀のみが量的金融緩和政策を行っていたのに対し、金融危機時に連銀・欧州中銀が量的金融緩和政策に踏み切ったことから、円キャリー・トレードの急激な巻戻しを惹起して生じたものである。しかし、今回のコロナ禍直前に、連銀・欧州中銀とも、出口戦略を模索していたとは言え、基本的には量的・質的金融緩和政策を継続していたことから、実質実効為替レートは概ね安定的に推移していることも、コロナ禍の我が国の景気を下支えしていることに留意されたい。

## 4 完全失業率予測モデルと予測結果

本章では、完全失業率予測モデルの構築上の問題点、説明変数候補について説明した後、完全失業率予測モデル・同予測サブモデル構築過程を示す。次に、予測モデルの予測精度を完全失業率が予測信頼区間内で推移していることで確認し、完全失業率の2四半期先までの予測結果を示す。また、完全失業率の推移の要因分解により、完全失業率の主な変動要因を検証し、最後に、政策上の解釈を示す。

本モデルの被説明変数となる「完全失業率」は、総務省統計局が毎月公表している労働力調査の集計値を対象としている。なお、本モデルでは、季節調整済データを対象とする。完全失業率の厳密な定義は付録を参照せよ。

完全失業率予測モデルでは、季調済完全失業率を被説明変数とすると重回帰モデルを構築する。

完全失業率 (季調済) の 2000 年第 1 四半期～2020 年第 3 四半期の推移は下図の通りである。<sup>3</sup>

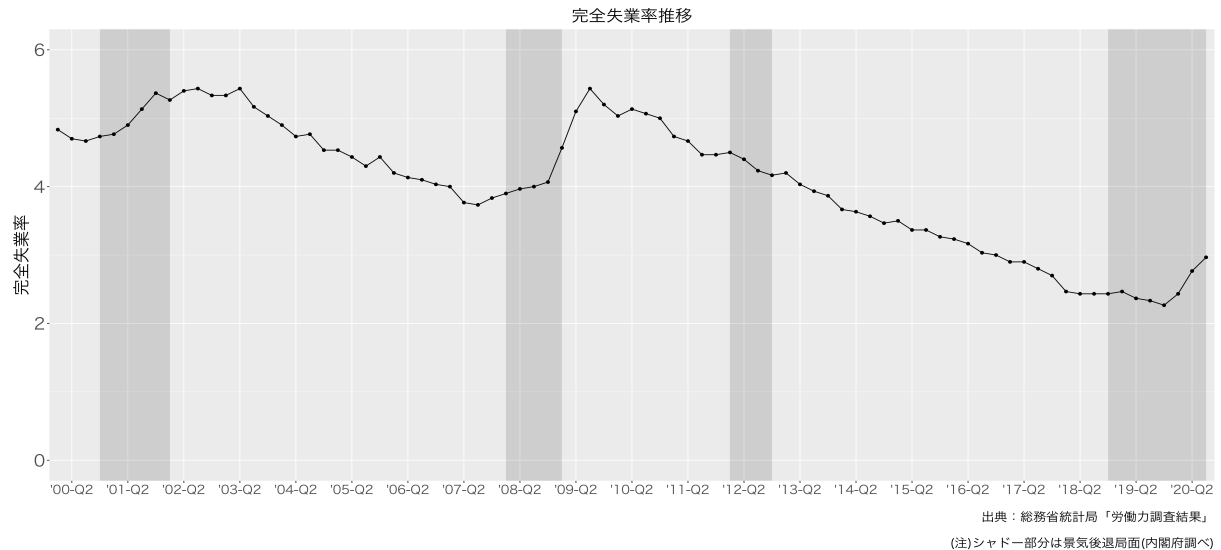


図 19 完全失業率の推移 (四半期)

図 19 の完全失業率の推移から、次の 2 つの特徴がみてとれる。

- 世界金融危機時の完全失業率が高水準であったのに対し、コロナ禍では低水準である
- 2013 年第 2 四半期以降、完全失業率が一段と減少している

#### 4.1 モデル構築上の問題点

完全失業率予測モデル構築において、速報性の確保の問題点が挙げられる。

本予測モデルは、四半期ごとに予測値を算出する。しかし、説明変数として利用するデータの中には約 1 ヶ月遅れて公表されるものもある。例えば、実質実効為替レートは翌月の 20 日頃発表されている。従って、1 月に 2 四半期先の予測値を公表するために 1 月 20 日まで待つ必要があり、速報性が失われる。そこで本研究では、倒産件数予測モデルと同様に 1 ヶ月先予測モデル（以下、予測サブモデル）を構築し、予測値公表の速報性を確保する。

ここで、完全失業率予測モデル構築の全体像を俯瞰するために、その概要を図示する。

<sup>3</sup> 図中、シャドー部分は内閣府 [10] が発表する景気基準日付を元にした景気後退局面である。2018 年第 4 四半期以降の景気後退局面は暫定であることに注意されたい。

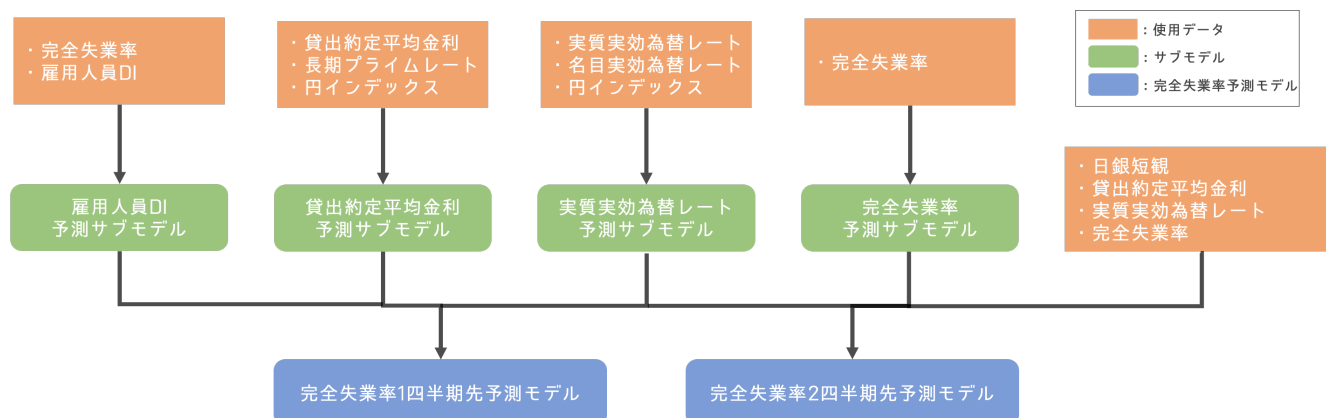


図 20 完全失業率予測モデル構築の概要

## 4.2 説明変数候補

### 4.2.1 説明変数候補集合と説明変数の符号条件

完全失業率 1 期・2 期先予測モデルそれぞれの説明変数候補集合を選択するに際し、EBPM に資する 4 要件を考慮し、完全失業率に影響を与える指標として、業況、採算性、対外競争力、固定費負担、借入環境の量的側面、借入環境の金利面を取り上げる。そして、各指標を表し得る説明変数とその符号条件を次のように決定した。

**業況** 一般に、完全失業率は好況期に減少し、不況期に増大する傾向があり、製造業の業況は景気感应度が高いのに対し、非製造業は低い。業況 DI は予測値が利用できる。以上を踏まえて、当初は倒産件数予測モデルと同様に、業況 DI（中小企業・製造業）当期・前期を選択していたが、AIC がこれらを選択しないので、候補集合を業況 DI（中小企業・全産業）当期・前期に拡大し、さらに、前々期まで拡大した。完全失業率は業況が良くなれば減少し、悪くなれば増加すると考えられるので、符号条件は負である。

**採算性** 以下の DI においては、企業規模は業況と同様に中小企業を対象とするが、業種については、製造業を主たる対象とした概念である生産設備 DI を除いて、全産業を対象とする。販売価格 DI と仕入価格 DI は何れも予測値が利用できることを考慮して、販売価格 DI から仕入価格 DI を差し引いたものとする。完全失業率は、採算性が改善すれば減少し、悪化すれば増加すると考えられるので、符号条件は負である。

**対外競争力** 交易のある全諸外国との名目為替レートを内外価格差を考慮して実質化し、交易量で加重平均をとった実質実効為替レートを選択する。実質実効為替レートは円高で高まり、円安で低まる。完全失業率は円高で増加し、円安で減少すると考えられるので、符号条件は正である。

**人件費負担** 予測値が利用できる雇用人員 DI を選択する。完全失業率は、雇用の過剰感が強まると増加し、過剰感が弱まると減少すると考えられるので、符号条件は正である。

**減価償却費負担** 予測値が利用できる生産設備 DI を選択する。生産設備は製造業にとって、非製造業よりも重要な資産であるので、生産設備 DI（中小企業・全産業）に加えて、生産設備 DI（中小企業・製造業）を選択する。そして、完全失業率は、設備の過剰感が強まると増加し、過剰感が弱まると減少すると考えられるので、符号条件は正である。

**借入の量的負担** 資金繰り DI と貸出態度 DI を選択する。資金繰りは楽になれば完全失業率が減少し、苦しくなれば完全失業率が増加すると考えられるので、符号条件は負とする。また、貸出態度は緩やかになれば完全失業率が減少し、厳しくなれば完全失業率は増加すると考えられるので、符号条件は負である。

**借入の金利負担** 貸出約定平均金利（新規・総合・国内銀行）と同（新規・長期・国内銀行）を選択する。完全失業率は、銀行の貸出金利が上昇すれば増加し、低下すれば減少すると考えられるので、符号条件は正である。

被説明変数である完全失業率と説明変数が同期の場合を「当期」、1 期前の場合を「前期」、2 期前の場合を「前々期」と呼ぶ。1 期先予測モデルの場合、予測値が利用できる業況 DI、販売価格 DI - 仕入価格 DI、雇用人員 DI、生産設備 DI は「当期」を説明変数に含められる。同様に、2 期先予測モデルの場合は、これら DI の前期を説明変数に含められるが、当期は含められない。ただし、完全失業率予測に重要な指標と考えられる雇用人員 DI は、予測サブモデルの予測結果を使用し「当期」を説明変数に含める。他方、予測値が利用できない実質実効為替レート、資金繰り DI、貸出態度 DI、貸出約定平均金利（新規・総合・国内銀行）、同（新規・長期・国内銀行）については、説明変数に含められるのは、1 期先モデルでは前期から、2 期先モデルでは前々期からとなる。以上の点を次の一覧表に整理しておく。

表 21 説明変数候補集合と説明変数の符号条件

対象指標	説明変数候補	時点	符号条件	1 期先	2 期先
業況	業況 DI(中小企業・全産業)	当期	負	○	
		前期	負	○	○
		前々期	負	○	○
	業況 DI(中小企業・製造業)	当期	負	○	
		前期	負	○	○
		前々期	負	○	○
人件費負担	雇用人員 DI(中小企業・全産業)	当期	正	○	○
		前期	正	○	○
		前々期	正	○	○
		3 期前	正	○	○
減価償却費負担	生産設備 DI(中小企業・全産業)	当期	正	○	
		前期	正	○	○
		前々期	正	○	○
	生産設備 DI(中小企業・製造業)	当期	正	○	
		前期	正	○	○
		前々期	正	○	○
採算性	販売価格 DI-仕入価格 DI(中小企業・全産業)	当期	負	○	
		前期	負	○	○
		前々期	負	○	○
対外競争力	実質実効為替レート	前期	正	○	
		前々期	正	○	○
借入の量的負担	資金繰り DI(中小企業・全産業)	前期	負	○	
		前々期	負	○	○
	貸出態度 DI(中小企業・全産業)	前期	負	○	
		前々期	負	○	○
借入の金利負担	貸出約定平均金利 (新規・総合・国内銀行)	前期	正	○	
		前々期	正	○	○
	貸出約定平均金利 (新規・長期・国内銀行)	前期	正	○	
		前々期	正	○	○

倒産件数予測モデルと同様に、上記以外の有力な説明変数候補として、財政支出が挙げられるが、財政支出は、速報性のある信頼できるデータの入手ができない。財政支出の失業率への効果は、業況 DI、雇用人員 DI、生産設備 DI を通じて、掬い取ることができると考えられるので、本説明変数候補集合からは割愛した。

#### 4.2.2 日銀短観 DI 予測系列データの予測力の検証

完全失業率予測モデルでは、速報性の確保のため、1・2 四半期先予測に際し、業況 DI、販売価格 DI - 仕入価格 DI、雇用人員 DI、生産設備 DI の各予測値を利用する。倒産件数予測モデルの説明時に、業況 DI（中小企業・製造業）、販売価格 DI（中小企業・全産業）、仕入価格 DI（中小企業・全産業）、雇用人員 DI（中小企業・全産業）、生産設備 DI（中小企業・全産業）は予測力が高く、利用し得ることを既に示しているため、ここでは、業況 DI（中小企業・全産業）と生産設備 DI（中小企業・全産業）の予測値系列データの予測力を検証する。被説明変数をこれら DI の実績値系列とし、説明変数を同予測系列とする単回帰モデルの OLS 推定を行ったところ、全単回帰モデルにおいて誤差項の系列相関が DW 検定により検出されたため、PW 変換による GLS 推定を行った。推定結果は表 22 の通りである。

表 22 日銀短観 DI の予測値系列による回帰結果

	被説明変数	
	業況_全産業_実績	生産設備_製造業_実績
定数項	2.436** (0.954)	2.615*** (0.686)
業況_全産業_予測	0.927*** (0.040)	
生産設備_製造業_予測		0.896*** (0.048)
観測数	84	84
決定係数	0.898	0.870
自由度修正済決定係数	0.897	0.869
DW 統計量	1.9394 (0.3554)	2.0725 (0.5933)

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

系列相関の問題は GLS 推定により解決している。そして、自由度修正済決定係数が 0.884～0.953 と高く、これら DI の予測値系列が実績値系列を高い精度で予測していることが確認されているので、これら予測値を使用する。

#### 4.3 完全失業率予測モデル

上記予測サブモデルにより、重回帰モデル推定に必要とされる全ての変数が準備できたので、2 四半期先までの完全失業率を予測するための重回帰モデルを構築する。完全失業率予測モデルは、1 四半期先である 2021 年第 1 四半期の完全失業率を予測するための「1 期先完全失業率予測モデル」

ル」と、2 四半期先である 2021 年第 2 四半期の完全失業率を予測するための「2 期先完全失業率予測モデル」を構築する。

#### 4.3.1 完全失業率 1 四半期先予測モデル

4.2.1 で選択された説明変数候補集合を対象として、1 期先完全失業率予測重回帰モデルの OLS 推定を行ったところ、誤差項の系列無相関の帰無仮説が、DW 検定の結果、有意水準 5% で棄却された。そこで、誤差項が 1 階の自己相関を持つことを仮定し、あらためて、PW 変換による GLS 推定を行うこととした。同 GLS 推定に基づき、符号条件及び AIC 基準によりモデル選択を行った結果、雇用人員 DI(当期, 前期, 前々期, 3 期前)・貸出態度 DI(前々期)・貸出約定平均金利(新規・長期・国内銀行・前々期)・実質実効為替レート(前期)の 7 変数モデルが選択された。

次に、同モデルに対し、Cook's D の切断点に基づき、影響点 5 点を検出した。同 5 点全てが外れ値 (Y 方向の影響点) であれば、通常の頑健推定を適用すれば良いが、作用点 (X 方向の影響点) が含まれていれば、有界影響頑健推定を適用する必要がある。そこで、作用点の有無を次の L-R プロットで確認した。

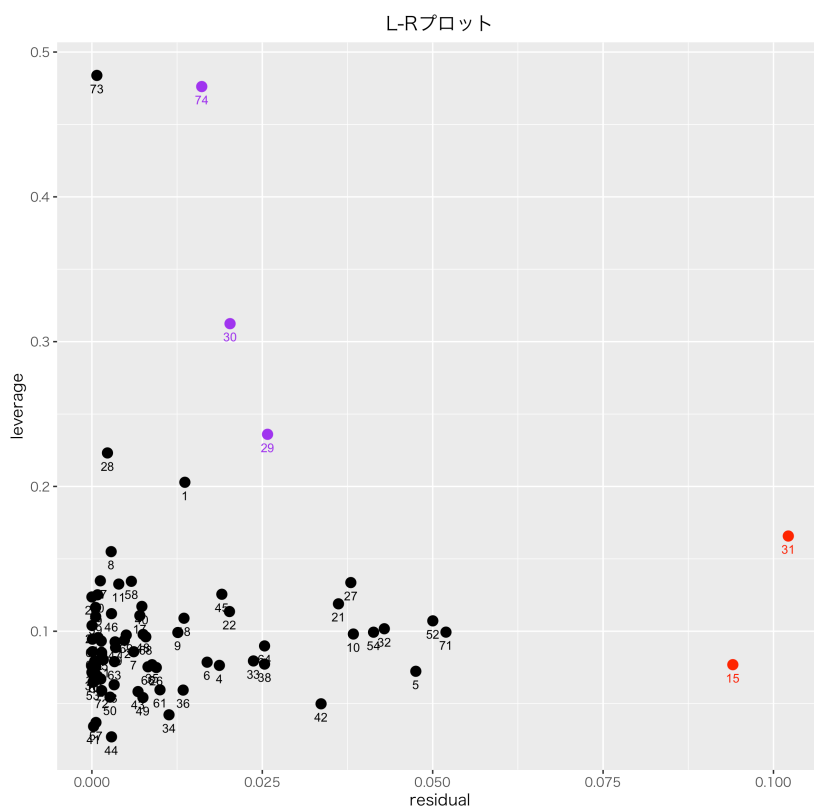


図 21 完全失業率 1 期先モデル L-R プロット

図 21 に示されている通り、外れ値 (赤点) のみならず、作用点 (紫点) が存在しており、有界影響頑健推定の必要性を示している。そこで、PW 変換後に有力な有界影響頑健推定である MM 推

定を行うこと、すなわち、GLS・MM 推定を行うこととした。MM 推定<sup>4</sup>では、崩壊点と漸近的有効性を制御できるので、推定量の頑健性と効率性を両立できる。そこで、崩壊点を 50%、漸近的有效性を95%に設定した MM 推定を行うこととする。MM 推定は一般化された加重最小 2 乗法と解釈できるが、各データへの加重は図 22 の通りである。影響点への加重を外れ値を中心に低下させ、影響点の推定量への影響を低下させている姿が窺われる。

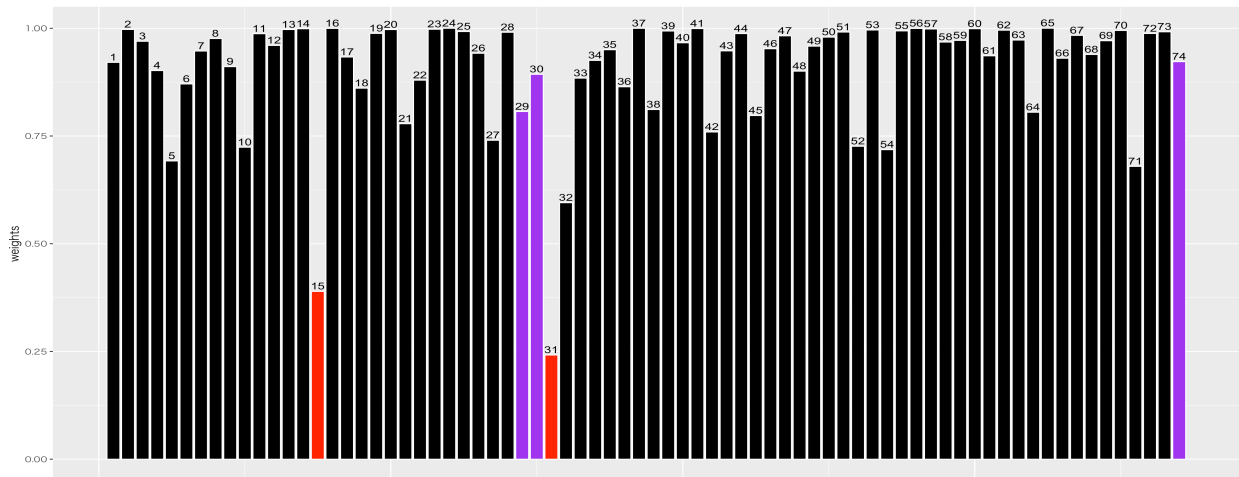


図 22 完全失業率 1 期先予測モデル MM 推定の各ウェイト

1 期先モデルの GLS・MM 推定の結果は表 23 の通りである。誤差項の不均一分散・系列相関、多重共線性の問題は生じていないと判断できる。従って、表 23 の結果を完全失業率 1 期先予測モデルとして採用する。

<sup>4</sup> 詳細は付録を参照せよ。

表 23 完全失業率 1 期先予測モデルの GLS・MM 推定結果

説明変数	時点	符号条件	被説明変数:	
			完全失業率	VIF
雇用人員 DI	当期	正	0.0097*** (0.0020)	3.778
雇用人員 DI	前期	正	0.0067** (0.0350)	4.033
雇用人員 DI	前々期	正	0.0064** (0.0360)	3.830
雇用人員 DI	3 期前	正	0.0110*** (0.0021)	4.964
貸出態度 DI	前々期	負	-0.0238*** (0.0012)	7.214
貸出約定平均金利	前々期	正	0.2117* (0.0770)	2.808
実質実効為替レート	前期	正	0.0065* (0.0504)	2.781
定数項	-	-	3.4752*** (3.9e-16)	-
観測数	75	DW 検定	1.8292	
決定係数	0.9858947		(0.1354)	
自由度修正済決定係数	0.9848726	BP 検定	8.4253	
Residual Std. Error	0.08322		(0.2966)	

( ) 内は p 値

Note:

\*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

#### 4.3.2 完全失業率 2 四半期先予測モデル

4.2.1 で選択された説明変数候補集合を対象として、2 期先完全失業率予測重回帰モデルの OLS 推定を行ったところ、1 期先モデルと同様に、誤差項の系列相関が示唆されたので、PW 変換による GLS 推定を行うこととした。同 GLS 推定に基づき、符号条件及び AIC 基準によりモデル選択を行った結果、雇用人員 DI(当期, 前期, 前々期, 3 期前)・貸出態度 DI(前々期)・貸出約定平均金利(新規・長期・国内銀行・前々期)・実質実効為替レート(前々期)の 7 変数モデルが選択された。

次に、同モデルに対し、Cook's D の切断点に基づき、影響点 3 点を検出したので、作用点の有無を次の L-R プロットで確認した。

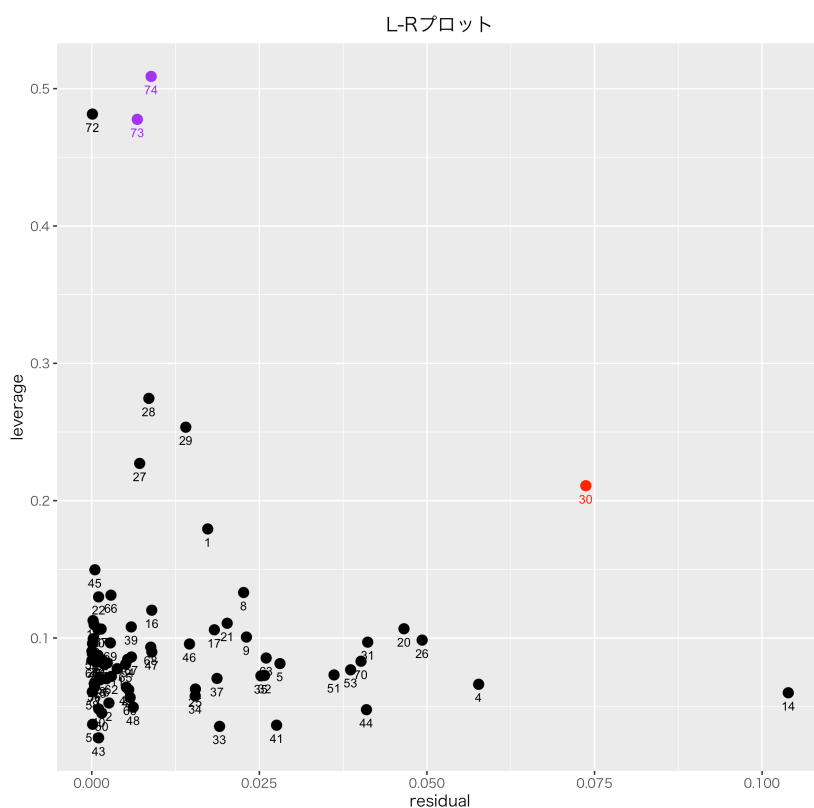


図 23 完全失業率 2 期先モデル L-R プロット

図 23 に示されている通り、外れ値(赤点)のみならず、作用点(紫点)が存在しており、有界影響頑健推定の必要性を示している。そこで、GLS・MM 推定を行うこととした。MM 推定における各データへの加重は図 24 の通りである。

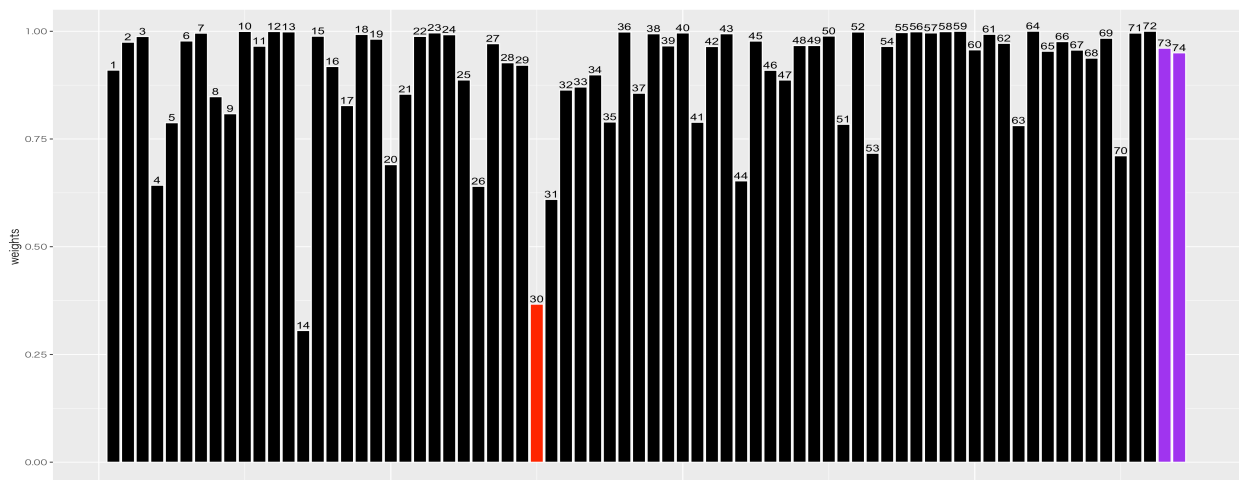


図 24 完全失業率 2 期先予測モデル MM 推定の各ウェイト

2 期先モデルの GLS・MM 推定の結果は表 24 の通りである．GLS・MM 推定の結果をみると，誤差項の不均一分散・系列相関，多重共線性の問題は生じていないと判断できる．従って，表 24 の結果を完全失業率 2 期先予測モデルとして採用する．

表 24 完全失業率 2 期先予測モデルの GLS・MM 推定結果

説明変数	時点	符号条件	被説明変数:	
			完全失業率	VIF
雇用人員 DI	当期	正	0.0107*** (0.0007)	3.641
雇用人員 DI	前期	正	0.0062* (0.0523)	4.096
雇用人員 DI	前々期	正	0.0051* (0.0907)	3.995
雇用人員 DI	3 期前	正	0.0109*** (0.0026)	4.938
貸出態度 DI	前々期	負	-0.0248*** (0.0012)	7.707
貸出約定平均金利	前々期	正	0.2358** (0.0455)	2.640
実質実効為替レート	前期	正	0.0063* (0.0510)	2.542
定数項	-	-	3.4752*** (3.9e-16)	-
観測数	74	DW 検定	1.8892	
決定係数	0.9842326		(0.1986)	
自由度修正済決定係数	0.98309	BP 検定	7.2874	
Residual Std. Error	0.07912		(0.3996)	

() 内は p 値

Note:

\*p&lt;0.1; \*\*p&lt;0.05; \*\*\*p&lt;0.01

## 4.4 完全失業率予測サブモデル

ここでは、完全失業率予測公表の速報性を確保するために構築した雇用人員 DI、完全失業率の予測サブモデルを説明する。なお、貸出約定平均金利、実質実効為替レートの予測サブモデルは倒産件数予測モデルと同一の予測サブモデルを利用する。

### 4.4.1 雇用人員 DI サブモデル

雇用人員 DI は、日銀短観データとして四半期ごとに公表される。完全失業率 2 期先モデルでは雇用人員 DI の当期を使用する。そのため 12 月中旬時点での 2 期先予測のためには 2021 年第 2 四半期の値が必要となる。そこで雇用人員 DI 予測サブモデルを作成した。推定期間は、完全失業率モデルの推定対象期間に合わせた 2002 年第 2 四半期から 2020 年第 4 四半期とした。雇用人員 DI の四半期時系列推移を図 25 に示す。

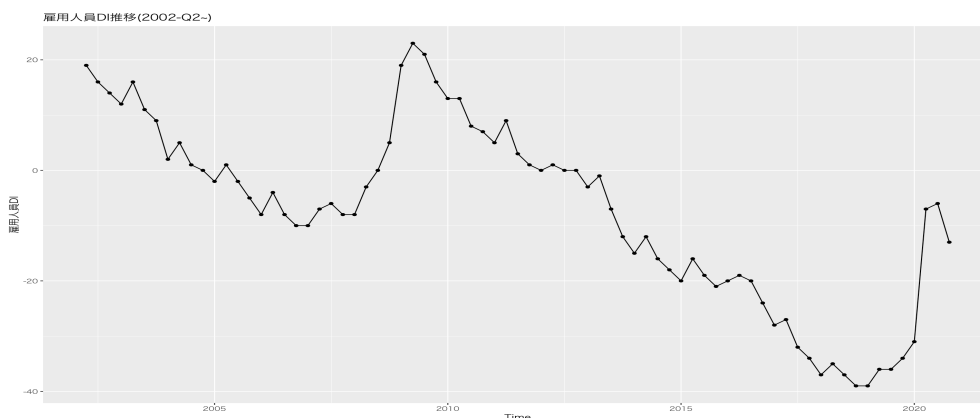


図 25 雇用人員 DI の四半期推移

雇用人員 DI データに対して、定常性を満たす  $ARIMA(p, d, q)$  モデルを、AICc 最小となるようにモデル選択した。モデル選択結果が表 25 である。なお、最大モデル選択範囲は  $p, d, q$  全て 12 までとした。

表 25 ARIMA( $p, d, q$ ) モデル選択結果

p	d	q	AICc
0	0	0	648.1895
0	0	1	574.4241
0	0	5	465.7809
1	0	0	444.1389
1	0	1	443.9637
1	0	2	445.6332
1	0	3	443.1151
1	0	4	441.6686
2	0	0	443.7724
2	0	3	443.8035
3	0	0	445.7606
4	0	0	447.6356
5	0	0	437.0472

表 25 より, AICc 基準で最小となるモデルは AR(5) となる. 雇用人員 DI 推移を AR 過程で表現できる可能性が示唆されたことより VAR( $p$ ) によるモデル推定を行う. ここでは, 雇用人員 DI, 完全失業率, 業況 DI の 3 変数 VAR モデルから AIC 基準最小となるモデルを選択する. VAR( $p$ ) のモデル選択結果は表 26 の通りである.

表 26 3 変数 VAR( $p$ ) のモデル選択結果

雇用人員 DI	完全失業率	業況 DI	選択次数	AIC
○			5	2.956332
○	○		1	-1.5310665
○		○	5	5.366136
○	○	○	2	1.092843

雇用人員 DI と完全失業率の 2 変数 VAR(1) が AIC 基準で選択されている. 従って本モデルを雇用人員 DI 予測サブモデルとする. 2 変数 VAR(1) の推定結果を表 27 に取りまとめる.

表 27 雇用人員 DI 予測サブモデル 2 変量 VAR(1) の推定結果

被説明変数:		
説明変数	雇用人員 DI	完全失業率
雇用人員 DI.lag1	1.0342*** (1.41e-15)	0.017376*** (2.00e-08)
完全失業率.lag1	-1.6460 (0.367)	0.681445*** ( $<2e-16$ )
定数項	6.3224 (0.425)	1.352122*** (1.98e-08)
観測数	75	
誤差項の独立性:Ljung and Box(lag=4)	13.594 (0.3274)	
誤差項の不均一分散:ARCH-LM(lag=4)	41.904 (0.2301)	

() 内は p 値      Note:\*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

2 変数 VAR(1) の上記推定結果より，系列相関，不均一分散の問題は生じていない．また，VAR 構造の定常性の診断を特性方程式の同伴行列の固有値をもとに行ったところ，図 26 の通り，特性方程式の同伴行列の固有値は単位円内にあり，2 変量 VAR(1) における AR 構造の定常性が確認されている．

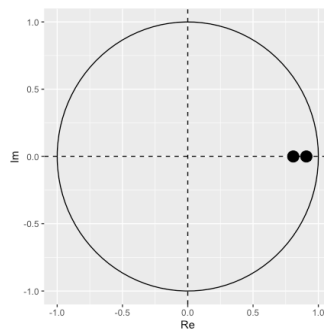


図 26 VAR 特性方程式の固有値プロット

上記診断結果より、雇用人員 DI 予測サブモデルとして雇用人員 DI と完全失業率の 2 変量 VAR(1) を採用する。雇用人員 DI 予測サブモデルによる、2021 年第 2 四半期の予測結果は表 28 の通りである。

表 28 雇用人員 DI 予測結果

年月	'20-Q2 実績値	'20-Q3 実績値	'20-Q4 実績値	'21-Q1 公表値	'21-Q2 予測値
雇用人員 DI	-7	-6	-13	-16	-15.673

完全失業率予測モデルの説明変数として必要となる 2021 年第 2 四半期の雇用人員 DI は、表 28 の雇用人員 DI2021 年第 2 四半期予測値を使用する。なお、2021 年第 1 四半期の雇用人員 DI は日銀 12 月短観予測値を使用する。

#### 4.4.2 完全失業率予測サブモデル

本研究の予測対象である完全失業率（季調済）は、総務省統計局による労働力調査で集計・公表されており翌月に公表されるので、12 月中旬時点で完全失業率の 2 期先予測を行うには翌年 1 月に公表される 12 月分完全失業率を予測する必要がある。そこで、完全失業率予測サブモデルを構築する。推定期間は、2002 年 12 月～2020 年 11 月とする。

定常性を満たす ARIMA( $p, d, q$ ) モデルを、AICc 最小となるようにモデル選択した。モデル選択結果が表 29 である。なお、最大モデル選択範囲は  $p, d, q$  全て 12 までとした。

表 29 ARIMA( $p, d, q$ ) モデルの選択結果

p	d	q	AICc
0	0	0	576.2055
0	0	1	315.7933
0	0	2	156.676
0	0	3	47.12129
0	0	4	-22.77069
0	0	5	-70.44861
4	0	1	-278.7144

表 29 より、AICc 基準で最小となるモデル ARMA(4,1) の推定結果を以下にまとめる。

表 30 完全失業率予測サブモデル ARMA(4,1) の推定結果

被説明変数:	
説明変数	完全失業率
AR1	1.6486*** (0.0000)
AR2	-0.6125*** (5.17e-04)
AR3	0.1666 (2.25e-01)
AR4	-0.2053*** (4.34e-03)
MA1	-0.8319*** (9.46e-09)
定数項	3.9991*** (2.22e-16)
観測数	217
$Q^*(10)$	2.6669 (0.751)
転換点に関する検定	0.9162 (0.360)

( ) 内は p 値

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

Ljung-Box 検定  $Q^*(10)$  と転換点に関する検定結果より、何れも帰無仮説が有意水準 5 %で棄却されず、攪乱項がラグ 10 期まで系列無相関で、且つ同一の分布に従っているとの帰無仮説は維持される。また、AR 構造の定常性と MA 構造の反転可能性の診断を特性方程式の同伴行列の固有値に基づいて行った。図 11・12 は、特性方程式の同伴行列の固有値を複素平面上にプロットして示

したものである。

Ljung-Box 検定  $Q^*(10)$  と転換点に関する検定結果より、何れも帰無仮説が有意水準 5 % で棄却されず、攪乱項がラグ 10 期まで系列無相関で、且つ同一の分布に従っているとの帰無仮説は維持される。また、図 27、図 28 に示されている特性方程式の同伴行列の固有値が複素数平面上の単位円内に収まっていることから、ARMA(4,1) の AR 構造の定常性と MA 構造の反転可能性が確認されている。

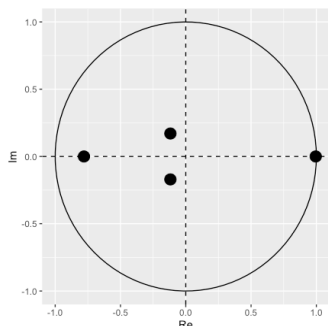


図 27 AR 特性方程式の固有値プロット

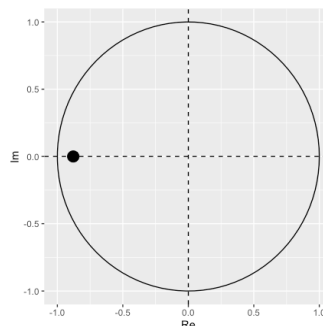


図 28 MA 特性方程式の固有値プロット

上記診断結果より、内外インフレ率差の予測サブモデルとして ARMA(4,1) を採用する。完全失業率予測サブモデルによる 2020 年 12 月の予測結果を表 31 に示す。

表 31 完全失業率予測結果

年月	2020/08 実績値	2020/09 実績値	2020/10 実績値	2020/11 実績値	2020/12 予測値
完全失業率	3.0	3.0	3.1	2.9	2.9793

完全失業率の 2020 年第 4 四半期の実績見込み値は、表 31 の完全失業率 2020 年 12 月予測値から算出する。

## 4.5 完全失業率予測モデルの予測値と信頼区間

### 4.5.1 完全失業率 1 期先予測モデルの予測値と信頼区間

完全失業率の実績値、完全失業率 1 期先予測モデルに基づく予測値と 90% 信頼区間を図 29 に示す。なお、縦点線は本モデルのパラメータ推定の対象期間 (2002 年第 2 四半期～2020 年第 4 四半期) を表している。90% 信頼区間幅は相当程度狭いほか、実績値が推定対象全期間で 90% 信頼区間に収まっていることから、倒産件数の変動を高精度で予測していると評価できる。

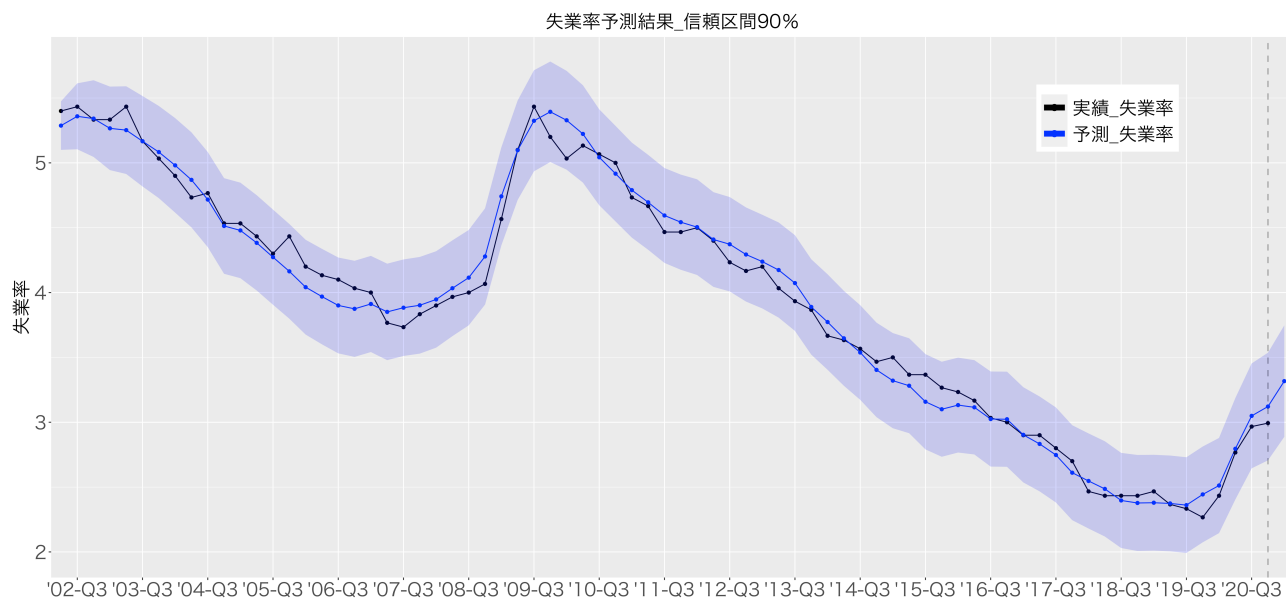


図 29 完全失業率 1 期先モデルの予測結果

#### 4.5.2 完全失業率 2 期先モデルの予測値と信頼区間

完全失業率の実績値，完全失業率 2 期先予測モデルに基づく予測値と 90% 信頼区間を図 30 に示す．縦点線は本モデルのパラメータ推定の対象期間（2002 年第 3 四半期～2020 年第 4 四半期）を表している．90% 信頼区間幅は相当程度狭いほか，実績値が推定対象全期間で 90% 信頼区間に収まっていることから，完全失業率の変動を高精度で予測していると評価できる．

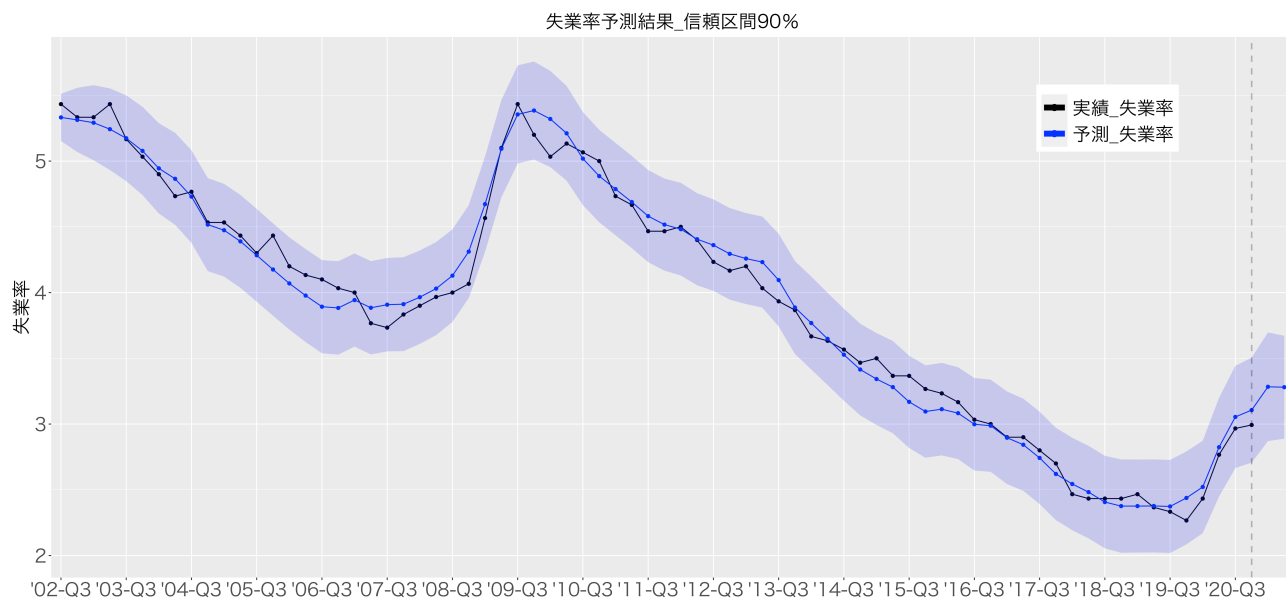


図 30 完全失業率 2 期先予測モデルの 90% 信頼区間

#### 4.6 完全失業率の予測結果

完全失業率の 2 四半期先 (2021 年第 2 四半期) までの予測結果を実績値と併せて表に示す。また、実績値と予測値の推移を図 31 に示す。

表 32 完全失業率予測結果

	'20-Q1 実績値	'20-Q2 実績値	'20-Q3 実績値	'20-Q4 実績見込み	'21-Q1 予測値	'21-Q2 予測値
90% 信頼区間上限	-	-	-	-	3.75	3.67
完全失業率	2.43	2.77	2.97	2.99	3.31	3.28
90% 信頼区間下限	-	-	-	-	2.89	2.89

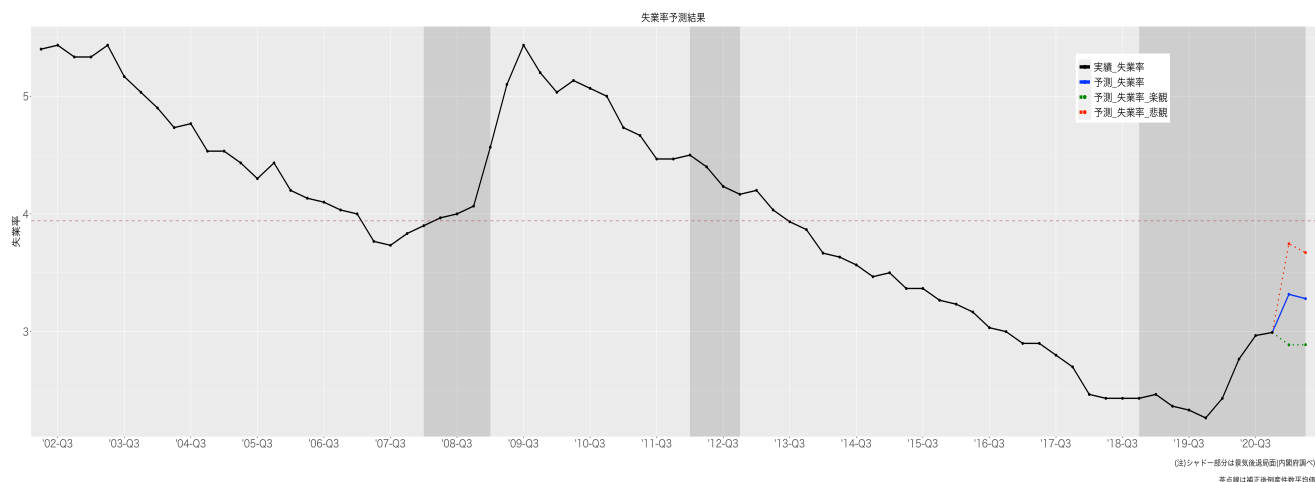


図 31 完全失業率予測推移

2021 年第 2 四半期まで完全失業率は 2021 年第 1 四半期に上昇するものの、同第 2 四半期にかけては概ね横ばいで推移し、なお低水準に止まると予測されている。また、90% 信頼区間上限予測でも、なお推定対象期間平均を若干下回ると予測されている。

ただし、本モデルの予測に用いたデータのうち、雇用人員 DI、貸出態度 DI は日銀 12 月短観調査時点のものであり、その後の Go To トラベル停止、2 度目の緊急事態宣言等コロナ感染拡大防止策の影響は織り込まれていないことに留意されたい。

#### 4.7 完全失業率の推移の要因分解

高精度の予測を実現している 1 期先モデルにおける完全失業率予測値の推移を完全失業率実績値の推移と見做して、要因分解を行った結果を下图に示す。

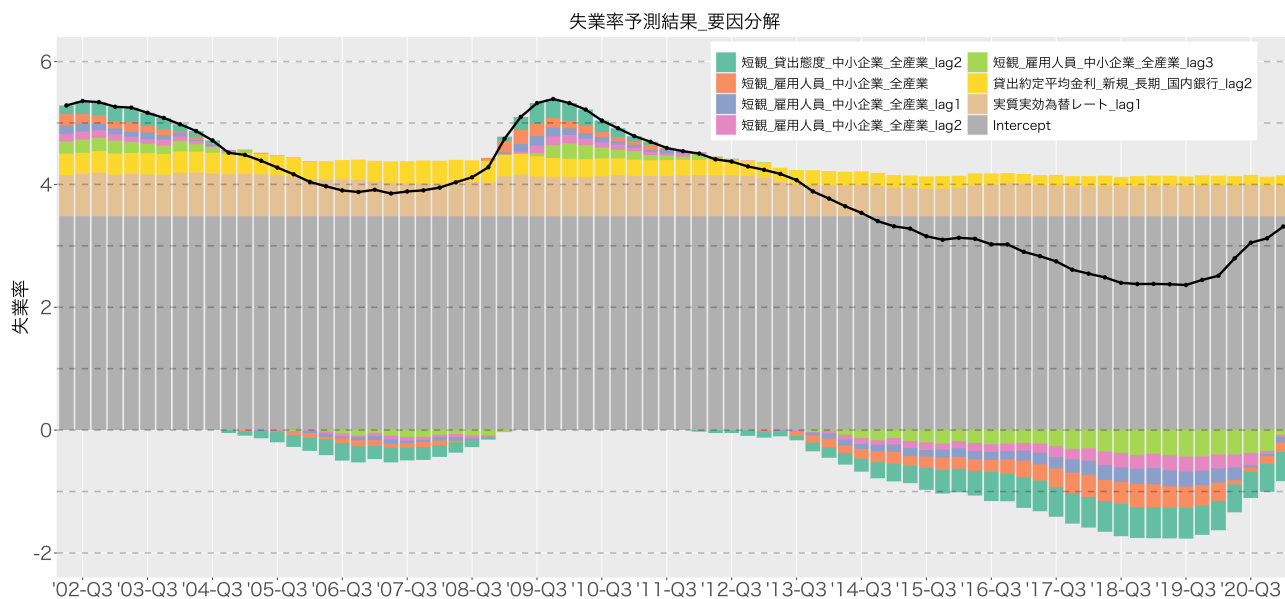


図 32 完全失業率 1 期先モデルの要因分解図

完全失業率の推移の 2 大特徴として、世界金融危機時が高水準であったのに対し、コロナ禍では低水準であることと、2013 年第 2 四半期以降、一段と減少していることを指摘した。図 32 より、世界金融危機時と比較してコロナ禍の完全失業率が低水準に止まっている主因は、雇用人員 DI から推測される雇用需要の長期拡大、貸出約定平均金利の低下、貸出態度 DI から推測される銀行の貸出態度の軟化、実質実効為替レートの低下であることが示されている。特に、景気拡大がある程度継続した時点で、通常、これらは一定の水準で動きを止めるにも拘わらず、2014 年第 1 四半期以降も完全失業率の一層の減少に寄与している。

#### 4.8 政策上の解釈

世界金融危機以降の日銀の金融緩和政策が 2013 年第 1 四半期までの貸出約定平均金利の低下、銀行の貸出態度の軟化、実質実効為替レートの低下、そして、これら経営環境の長期改善をもたらした長期の景気拡大に伴う雇用需要の長期拡大をもたらした。2013 年 4 月に日銀が量的質的金融緩和政策を開始した後、一層の貸出約定平均金利の低下、銀行の貸出態度の軟化、実質実効為替レートの低下、そして、これらに伴う雇用需要の長期拡大をもたらした。このことが完全失業率の推移の 2 大特徴である、世界金融危機時が高水準であったのに対し、コロナ禍では低水準であることと、2013 年第 2 四半期以降、一段と減少していることを説明していると解釈できる。

また、日銀の量的・質的金融緩和政策に加え、コロナ禍で採られた民間金融機関での実質無利子・無担保・据置最大 5 年・保証料減免融資、日本政策金融公庫での新型コロナウィルス感染症特別貸付等の財政政策上の金融対応が寄与しているほか、足許の完全失業率が低水準で推移している

その他の要因として指摘した業況 DI の早期回復には、雇用調整助成金支給等の財政政策も寄与していると推察される。

## 5 結論と今後の課題

### 5.1 結論

EBPM の 4 要件として挙げた、正確性、速報性、説得力、政策決定支援力を企図して、説明変数候補に予測値の利用できる日銀短観 DI を取込んだほか、倒産件数・完全失業率予測モデルを重回帰分析における GLS・MM 推定で構築し、さらに、予測の速報性確保のために、未公表変数の予測サブモデルを時系列分析等により構築した。構築された予測モデルは、倒産件数・完全失業率の推移における 2 大特徴として指摘した、世界金融危機時の高水準に比べ、コロナ禍では低水準に止まっていること、2013 年第 2 四半期以降に一段の低下がみられることを世界金融危機以降の継続的な貸出約定平均金利の低下、銀行の貸出態度の軟化、実質実効為替レート of 円安化、そして、これら経営環境の長期改善がもたらした景気の長期拡大により説明している。特に、実質実効為替レートについては、世界金融危機時は大規模な円キャリー・トレードの巻戻しに伴う急激な円高が不況を深刻化し、倒産件数・完全失業率を増大させたのに対し、今回はコロナ禍以前に大規模な円キャリー・トレードは行われていなかったため、急激な円高は生じていないことを指摘しておきたい。世界金融危機以降の継続的な貸出約定平均金利の低下、銀行の貸出態度の軟化、実質実効為替レート of 円安化の主因は、世界金融危機以降の日銀の金融緩和の拡大、就中、量的・質的金融緩和政策と解釈できる。また、足許の景気が 2020 年第 2 四半期以降、回復傾向にあるその他の要因として、コロナ禍対応の財政政策が挙げられる。

本予測モデルは、2 四半期先である 2021 年第 2 四半期までの倒産件数・完全失業率が何れも低水準で推移すると予測している。本予測モデルでは、コロナ感染第 3 波拡大前に行われた日銀 12 月短観調査の判断項目を主な説明変数としているので、その後のコロナ感染第 3 波拡大下で採られた Go To トラベルの停止、2 度目の緊急事態宣言の発出、そして、同宣言の 1 カ月間延長等の一連のコロナ感染拡大防止策の影響を織り込んでいない。ただ、こうした予測し難い事態の悪影響は 90% 信頼区間上限値により或る程度想定している。倒産件数・完全失業率とも、同上限値は予測値に比べ相当程度上振れするものの、なお推定対象期間平均を若干下回る水準に止まっている。従って、コロナ禍における経済問題は、少なくとも現時点では、倒産件数・完全失業率の増大といった全体的問題にまで深刻化していないと解釈できる。

### 5.2 日本経済の短期的問題と今後の課題

本予測モデルは、コロナ感染第 3 波拡大下で採られた Go To トラベルの停止、2 度目の緊急事態宣言の発出、そして、同宣言の 1 カ月間延長等の一連のコロナ感染拡大防止策の影響を織り込んでいないものの、こうした予測時には想定し難い事象の悪影響は、90% 信頼区間上限値により或る程度想定していると述べた。しかし、今後、こうしたコロナ感染拡大防止策が倒産件数、完全失業

率に与える悪影響が 90% 信頼区間上限値の想定を突き抜ける可能性は否定できないので、倒産件数、完全失業率の今後の動向は注視したい。

他方、こうした施策が直撃する宿泊・飲食サービス業への影響といった局所的問題の分析は喫緊の課題であり、こうした分析を速報性の観点から、至急行うことを企図している。

### 5.3 日本経済の長期的問題と今後の課題

本研究では、日銀の量的・質的金融緩和政策がコロナ禍の不況という我が国の当面の経済的問題を軽微に止めていることを示唆した。それでは、同政策は、日本経済の長期的課題として指摘されてきた平成バブル崩壊以降のイノベーションの長期停滞や長期政府債務の増大にとっては、どのように評価されるべきであろうか。イノベーションは、生産性の低いヒト・モノ・カネの「旧結合」から解放し、これらを生産性の高い「新結合」に移行させる「創造的破壊」により実現されるとシュンペーターは喝破し、不況に伴う倒産・失業を創造的破壊の好機と見做している。こうした観点からすると、コロナ禍の不況において、日銀の量的・質的金融緩和政策が倒産・失業を低水準に止めていることは短期的には望ましいことであっても、長期的には、日本経済の最重要課題である創造的破壊の好機を奪っている可能性が否定できないということである。また、我が国のもう 1 つの最重要課題である長期政府債務の増大の問題についても、日銀量的・質的金融緩和政策は、日銀の国債大量購入と超低金利に伴う国債発行負担大幅軽減を通じて強く促進していると解釈できる。

勿論、日銀の量的・質的金融緩和政策が企業の借入環境、対外競争力環境の改善を通じて、投資を促進しイノベーションを促進する正の効果があることも確かである。従って、上記の負の効果が正の効果をどの程度上回っており、どの程度の弊害となっているかを見極めることは、今般のコロナ禍において、日銀の量的・質的金融緩和政策の出口が一層遠のき、長期政府債務が一層増大した現在、喫緊の課題と認識している。

## 参考文献

- [1] 沖本竜義 (2010), 『経済・ファイナンスデータの計量時系列分析』, 朝倉書店。
- [2] 株式会社帝国データバンク (2008), 「全国企業倒産集計-2007 年度報・2008 年 3 月報-」 <https://www.tdb.co.jp/report/tosan/syukei/pdf/07nendo.pdf>.
- [3] 株式会社帝国データバンク (2020), 「倒産集計—株式会社 帝国データバンク [TDB]」 <https://www.tdb.co.jp/tosan/syukei/>.
- [4] 株式会社帝国データバンク (2020), 「倒産の定義—株式会社 帝国データバンク [TDB]」 <https://www.tdb.co.jp/tosan/teigi.html>.
- [5] 楠田浩二, 川上幹男 (2020a), 「コロナ禍の倒産件数予測速報モデル」, 帝国データバンク Engineering and Machine Learning Center. <https://www.ds.shiga-u.ac.jp/DEML/results20201223.html>
- [6] 楠田浩二, 川上幹男 (2020b), 「コロナ禍の完全失業率予測速報モデル」, 帝国データ

- タバンク Engineering and Machine Learning Center. <https://ds.shiga-u.ac.jp/DEML/results20201226.html>
- [7] 財務省 (2020), 「国債金利情報:財務省」 [https://www.mof.go.jp/jgbs/reference/interest\\_rate/](https://www.mof.go.jp/jgbs/reference/interest_rate/).
  - [8] 総務省統計局 (2018), 「統計局ホームページ/労働力調査/用語の解説」 <https://www.stat.go.jp/data/roudou/definit.html>.
  - [9] 総務省統計局 (2020), 「統計局ホームページ/労働力調査(基本集計) 2020 年(令和 2 年) 11 月分結果」 <https://www.stat.go.jp/data/roudou/sokuhou/tsuki/index.html>.
  - [10] 内閣府 (2020), 「景気基準日付-内閣府」 <https://www.esri.cao.go.jp/jp/stat/di/hiduke.html>.
  - [11] 日本銀行 (2011), 「「短観(全国企業短期経済観測調査)」の解説」 <https://www.boj.or.jp/statistics/outline/exp/tk/extkre.htm/>.
  - [12] 日本銀行 (2017), 「「外国為替市況」の解説」 <https://www.boj.or.jp/statistics/outline/exp/exrateyen.htm/>.
  - [13] 日本銀行 (2019), 「「実効為替レート(名目・実質)」の解説」 <https://www.boj.or.jp/statistics/outline/exp/exrate02.htm/>.
  - [14] 日本銀行 (2020a), 「「貸出約定平均金利の推移」の解説」 <https://www.boj.or.jp/statistics/outline/exp/exyaku.htm/>.
  - [15] 日本銀行 (2020b), 「長・短期プライムレート(主要行)の推移」 <https://www.boj.or.jp/statistics/dl/loan/prime/prime.htm/>.
  - [16] 蓑谷千鳳彦 (1992), 『計量経済学の新しい展開』, 多賀出版.
  - [17] 蓑谷千鳳彦 (2016), 『頑健回帰推定』, 朝倉書店.
  - [18] Altman, E.I.(1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy,” *Journal of Finance*, Vol.23, No.4, 589-609.
  - [19] Bank for International Settlements(2019), “Effective exchange rate indices,” <https://www.bis.org/statistics/eer.htm>.
  - [20] Beaver, W.H.(1966), “Financial Ratios As Predictors of Failure,” *Journal of Accounting Research*, Vol.4, 71-111.
  - [21] Chakraborty, T. Chakraborty, A.K. Biswas, M., Banerjee, S. and Bhattacharya, S.(2020), “Unemployment Rate Forecasting: A Hybrid Approach,” *Computational Economics*.
  - [22] Chen, M.Y.(2011), “Bankruptcy prediction in firms with statistical and intelligent techniques and a comparison of evolutionary computation approaches,” *Computers Mathematics with Applications*, Vol.62, No.12, 4514-4524.
  - [23] Chua, C.L., Lim, G.C., and Tsiaplias, S.(2012), “A latent variable approach to forecasting the unemployment rate,” *Journal of Forecasting*, Vol.31, No.3, 229-244.
  - [24] Claveria, O.(2019), “Forecasting the unemployment rate using the degree of agreement in consumer unemployment expectations,” *Journal for Labour Market Research*, Vol.53, No.3, 1-10.

- [25] Fondeur, Y. and Karamé, F.(2013), “Can Google data help predict French youth unemployment?,” *Economic Modelling*, Vol.30, 117-125.
- [26] Katris, C.(2020), “Prediction of Unemployment Rates with Time Series and Machine Learning Techniques,” *Computational Economics*, Vol.55, No.2, 673-706.
- [27] Laitinen, E.K. and Laitinen, T.(2000), “Bankruptcy prediction: Application of the Taylor’s expansion in logistic regression,” *International Review of Financial Analysis*, Vol.9, No.4, 327-349.
- [28] Maas, B.(2020), “Short-term forecasting of the US unemployment rate,” *Journal of Forecasting*, Vol.39, No.3, 394-411.
- [29] Montgomery, A.L., Zarnowitz, V., Tsay, R.S., and Tiao, G.C.(1998), “Forecasting the U.S. Unemployment Rate,” *Journal of the American Statistical Association*, Vol.93, No.442, 478-493.
- [30] Smith, P.(2016), “Google’s MIDAS Touch: Predicting UK Unemployment with Internet Search Data,” *Journal of Forecasting*, Vol.35, No.3, 263-284.

## 付録 A 倒産件数・失業率予測モデルの使用データ

本章では、本論で解説されていない倒産件数・失業率予測モデルの使用データについて、解説する。

### A.1 TDB 倒産件数の定義

TDB 倒産件数は、当該期間の「倒産企業」の個数を集計したものである。TDB [4] は、「倒産企業」を次の一連の手続きを終了した企業として定義している。

- 銀行取引停止処分を受ける
- 内整理する
- 裁判所に会社更生手続き開始を申請する
- 裁判所に民事再生手続き開始を申請する
- 裁判所に破産手続き開始を申請する
- 裁判所に特別清算開始を申請する

### A.2 実質実効為替レート

実質実効為替レートは、日本銀行調査統計局 [13] が作成し月次で公表している。これは、当該国の貿易財の対外競争力、すなわち、当該国の対外競争力を「実質」と「実効」を考慮に入れた為替レート指標である。

ここで、「実質」とは、名目の為替レートを自国と競合国の製品価格で調整することである。また、「実効」とは、対象となる複数国の為替レートを貿易額で加重平均することである。日本銀行は、国際決済銀行 (Bank for International Settlements, BIS) [19] が公表している Broad ベースの対象国に基づく実効為替レートを利用している。因みに、Broad ベースの対象国は 2020 年 12 月時点で 61 ヶ国となっている。

### A.3 円インデックス

円インデックスは、日本銀行 [12] が、国際決済銀行 (BIS) が作成している実効為替レートの作成方法に準拠した名目実効為替レートを近似する指標で、日次で前営業日のレートが公表されている。名目実効為替レート自体は、月次でしか公表されないため、速報性を確保するため、本研究では、円インデックスを名目実効為替レートの推定に用いている。

### A.4 貸出約定平均金利

貸出約定平均金利は、日本銀行金融機構局金融データ課預貸金統計グループ [14] が作成し月次で公表している。これは、銀行や信用金庫が個人や企業に資金を貸す際の金利を平均した指標である。金利の面から借入環境を計る指標として予測モデル構築に利用する。本研究で利用した、貸出約定平均金利は、「国内銀行」で「新規」かつ貸出期間が「総合」もしくは「長期」のものを対象とした。

ここで、「国内銀行」とは、銀行本体の設立根拠が日本の銀行法に準拠している銀行のうち日本銀行と当座預金取引契約をしている銀行を、「新規」とは、当該月末貸出残高のうち当月中に実行した貸出をそれぞれ指す。また、「総合」とは、全期間の貸出を、「長期」は、約定時の貸出期間が 1 年以上の貸出をそれぞれ集計対象としたものである。また、銀行勘定の円貸出のうち金融機関向けの貸出を除外したものが集計対象となる。貸出約定平均金利以外の貸出金利動向を把握するデータとしては、後述する長期プライムレートがあげられる。

### A.5 長期プライムレート

長期プライムレートは、銀行が 1 年を超える期間で大企業向けに融資する際の指標となる金利であり、みずほ銀行が決定・公表した値は日本銀行 [15] から公表されている。本研究では、日本銀行公表値を利用した。

### A.6 国債利回り

国際利回りとしては、財務省 [7] が流通市場における固定利付国債の実勢価格に基づいて算出した主要年限毎の半年複利金利が代表的な指標である。本研究では、10 年物国債利回りを貸出約定平均金利の推定に用いる。

## A.7 完全失業率

完全失業率とは、総務省統計局が実施している労働力調査に基づく労働力人口に占める完全失業者の割合であり、総務省統計局 [9] の HP で月次データが翌月末に公表されている。本研究では、季調済がデータを対象とした。

総務省統計局によると、労働力人口は 15 才以上人口の完全失業者と就業者を合わせたものとされている。完全失業者とは次の 3 つの条件を満たす者を指す。

1. 仕事がなく調査週間に少しも仕事をしなかった
2. 仕事があればすぐ就くことができる
3. 調査週間に、仕事を探す活動や事業を始める準備をしていた

また、就業者は調査週間に賃金、給料、諸手当、内職収入などの収入を伴う仕事を 1 時間以上した従業者と休業者を合わせたものである。詳細は総務省統計局 [8] の HP「労働力調査用語の解説」を参照されたい。