

Kanagawa University Economic Society
Discussion Paper No.2021-01

GDP ナウキャストイング：
成果と課題

2021 年 6 月

浦沢 聡士

GDP ナウキャストイング：成果と課題

浦沢 聡士[†]

要旨

本稿では、2019年の消費税率引上げ前後や2020年以降のコロナ禍における取組を含む最近5年間のGDP ナウキャストイングの結果をレビューし、その予測精度を評価するとともに、今後、予測精度を向上していく上で必要となる課題を議論している。

今回のレビューの結果は、感染症の影響を受けて経済が大きく変動する以前の期間（2016年～2019年）では、モデルの予測精度が、コンセンサス予測と比べても遜色ないことを示す一方、コロナ禍における期間（2020年）を含めて見ると、そうしたモデルの予測精度が大きく悪化することを明らかにした。従来の手法では、感染症拡大の影響を背景に大きく変動することとなったコロナ禍におけるGDPの動きを高い精度で予測できなかった経験を踏まえ、本稿では、予測精度の向上に向けて取り組むべき課題として、予測に用いる変数の拡張、見直しとともに、伝統的な経済指標に限らない、よりタイムリーな利用を可能とするHigh-frequency dataの積極的な活用、さらには景気局面の急激な悪化などレジームの変化を予測に反映させる非線形型のモデルへの拡張を指摘している。

JEL 分類番号：E37

キーワード：GDP、ナウキャスト

1. はじめに

経済の変化に応じ、適切なタイミングで効果的な政策運営を行っていくためには、時々刻々と変化する経済の動きをリアルタイムで把握する必要がある。特に、昨今では、感染症対策と経済対策の両立といったこれまでに経験したことがない対応に直面する下で、日々の感染状況の把握とともに経済の動向を正しく評価することが不可欠となっている。そうした中、一国経済全体の動向をリアルタイムで把握する手法の1つとして、GDP ナウキャストイングの重要性が高まっている。

GDP ナウキャストイングの基本的な考え方は、四半期データであるGDPより公表頻度が高く、その結果として、現下の経済情勢をよりタイムリーに反映する月

[†] 神奈川大学経済学部。E-mail: surasawa@kanagawa-u.ac.jp

本稿で示された内容や見解は筆者個人によるものであり、所属する機関のものではない。あり得べき誤りは筆者個人の責に帰するものである。

補論で検討するモデルも含め、本稿で報告するモデルによるGDP ナウキャストイングの最新結果に関心がある方は筆者に連絡されたい。

次データ等の情報を利用し、GDP の早期推定値を得ることと言えるが、日々公表、更新される最新のデータをもとに GDP ナウキャストイングを繰り返すことで、GDP を用いた景気判断のアップデートが可能となる。

ここで、経済動向の早期把握を目的とする場合、GDP に限らず、月次データである景気動向指数 (CI) や鉱工業生産指数 (IIP) など他の様々なデータを用いて行うことも考えられるが、一国経済全体の動向となると、限られた分野、活動における動きを見るだけでは十分でなく、一国の経済活動を体系的に捉える GDP が有用となる。なお、景気動向指数については、経済の変化を敏感に捉えることを目的として作成されたものと言え、景気変動の源とも言える企業の生産活動を中心とした指標をもとに作成されていることから、景気の“起こり”を捉えるものと考えられる。他方、GDP は、そうした景気の変化が経済に波及した結果の姿を表すものと言え、家計や政府部門を含む一国経済の動きを集約するものとして、やはり有用となる。

GDP ナウキャストイングについては、2000 年代半ば以降、欧米経済を対象に、GDP といった四半期データと GDP よりも公表頻度の高い月次データを結びつける、また、最新、かつ多量のリアルタイムデータを 1 つの統計的枠組みの中で扱うといったことを目的として、本稿でも用いるダイナミック・ファクター・モデル (DFM) の活用が進み、その結果、例えば、米国では、ニューヨーク連銀 (the New York Fed Staff Nowcast) やアトランタ連銀 (GDPNow) において、DFM に基づく GDP ナウキャストイングの結果が定期的に公表されるに至っている。我が国についても、手法に違いはあれ、近年、Hara and Yamane (2013)、Urasawa (2014)、Bragoli (2017)、Iizuka (2018)、Chikamatsu *et al.* (2018)、Hayashi and Tachi (2020) 等において取組が重ねられてきた。

筆者は、2012 年以降、日本の GDP ナウキャストイングに取り組んできたが、本稿では、2019 年の消費税率引上げ前後や 2020 年以降のコロナ禍における取組を含む最近 5 年間の GDP ナウキャストイングの結果をレビューし、その予測精度を評価するとともに、今後、予測精度を向上していく上で必要となる課題について整理を行う¹。

加えて、補論として、コロナ禍における経済の特徴的な変化の 1 つとしてサービス分野における消費の変動を挙げ、こうした動きを予測に明示的に取り込むことで、予測精度が改善することを議論する。

言うまでもなく、GDP ナウキャストイングについては、継続的に取り組むことが肝要である。今回のレビュー結果を踏まえ、引き続き、取組を進めていくに際しては、ナウキャストイングによる景気の早期把握が特に重要となる経済の非常時において、より精度の高い予測を実現させるため、従来手法の中で用いられてきた伝統的な月次ベースの経済指標に限らない POS データや検索情報、位置情報等のよりタイムリーなデータの活用、また、景気局面の急激な変化などレジームの変化を考慮する非線形モデルへの拡張に取り組んでいく。

本稿の構成は以下のとおりである。第 2 節で、GDP ナウキャストイングに用い

¹ 筆者が取り組んできた GDP ナウキャストイングの結果は、これまでに、Urasawa (2014)、浦沢 (2019)、浦沢 (2020) などで報告されてきた。

るモデル、及び変数について概観した後、第3節で、2016年～2020年にかけて実施してきた GDP ナウキャストの結果を報告するとともに、その予測パフォーマンスについて評価を行う。その結果を踏まえ、第4節では、今後、予測精度を向上していく上で必要となる課題について議論する。また、補論の中では、コロナ禍における GDP の動きを高い精度で予測できなかった経験を踏まえ、現行モデルにおける変数の見直しを提案している。

2. GDP ナウキャストの手法

GDP ナウキャストを行う上では、予測に用いるモデル、及び予測のインプットとしてモデルに含む変数を決定する必要がある。本稿では、2016年～2020年に実施された GDP ナウキャストの結果を報告するが、その手法は、Urasawa (2014) に従い、DFM をもとに、月次データである複数のハードデータ、ソフトデータを用いて行っている。経済動向を幅広い視点から捉えるために複数の月次データを含み、かつそうしたデータが日々公表・更新されていくといったリアルタイムデータから得られる多量の情報を効率よく利用するために、DFM では、そうしたデータセットの動きを代表する少数の人工的な指標—共通因子 (common factor)—を抽出し、そのようにして集約された情報をもとに予測を行う。

モデルの構造や変数選択に関する議論の詳細については Urasawa (2014) に譲るが、その概要は以下の通りである。

(DFM の構造)

本稿で用いる 1 因子モデルでは、基本的な考え方として、相互に関連して推移するマクロ経済変数の 1 つ 1 つは、そうした変数の背後にあって、各変数に共通した動きを引き起こす要因と変数固有の動きを引き起こす要因に分けて表すことができると考えているが、その際、複数のマクロ経済変数の間に見られる共通した動きを引き起こす前者の要因、すなわち、共通因子こそが景気に相当すると見なし、GDP 予測に活用している。

具体的に、 n 個のマクロ経済変数をもとに、実際には観察されることのない共通因子を推定するために、状態空間モデルを以下のように表す。

$$\Delta Y_{it} = \beta_i + \gamma_i \Delta C_t + u_{it}$$

$$\phi(L)\Delta C_t = \delta + \eta_t$$

$$D(L)u_{it} = \varepsilon_{it}$$

ここで、 C_t は景気として解釈される共通因子、 Y_{it} はそうした景気とともに推移すると考えられるマクロ経済変数 ($n \times 1$ ベクトル)を表す。 γ_i は共通因子とマクロ

経済変数との関係を表す因子負荷ベクトル、 u_{it} はマクロ経済変数固有のショックを表す固有ベクトルを表す。また、 C_t 及び u_{it} は、それぞれ自己回帰過程に従うものとする。

なお、四半期データである GDP (Y_{gt}) を月次データとともにモデルに取り込むため、Mariano and Murasawa (2003) に従い、 Y_{gt} は各四半期の3か月目に観察されるものと仮定した上で、実際には観察されることのない月次の GDP (Y_{gt}^M) の幾何平均として以下の通り表す。

$$\ln Y_{gt} = \frac{1}{3} (\ln Y_{gt}^M + \ln Y_{gt-1}^M + \ln Y_{gt-2}^M)$$

この時、 Y_{gt} の3カ月前比（四半期データ上の前期比）は、以下の通り表すことができる。

$$\Delta_3 \ln Y_{gt} = \frac{1}{3} \Delta \ln Y_{gt}^M + \frac{2}{3} \Delta \ln Y_{gt-1}^M + \Delta \ln Y_{gt-2}^M + \frac{2}{3} \Delta \ln Y_{gt-3}^M + \frac{1}{3} \Delta \ln Y_{gt-4}^M$$

以上により、GDP とともに GDP より公表頻度が高く経済情勢をよりタイムリーに反映する月次データをモデルに取り込むことにより、1つの統計的枠組みの中で GDP ナウキャストを行うことが可能となる。実際にモデルの推定を行う際には、観察されない共通因子を含む線形モデルを最尤法により推定するため、モデルを状態空間表現により表した上で、カルマン・フィルターを用いた逐次計算を行うこととなる。

（変数の選択）

上記モデルに含める変数については、GDP に加え、以下のとおり、鉱工業生産指数（経済産業省）、消費総合指数（内閣府）、実質輸出（日本銀行）、新規求人数（厚生労働省）の4つの月次データを利用する場合（4変数モデル）、4変数モデルに景気ウォッチャー調査（内閣府）を加えた場合（5変数モデル）、さらには機械受注総額（内閣府）、所定外労働時間（厚生労働省）、中小企業景況調査（日本政策金融公庫）を加えた8つの月次データを利用する場合（8変数モデル）を考え、それぞれのモデルの結果を報告する。

4 変数モデル：	5 変数モデル：	8 変数モデル：
鉱工業生産指数（対数差分）	鉱工業生産指数（対数差分）	鉱工業生産指数（対数差分）
消費総合指数（対数差分）	消費総合指数（対数差分）	消費総合指数（対数差分）
実質輸出（対数差分）	実質輸出（対数差分）	実質輸出（対数差分）
新規求人数（対数差分）	新規求人数（対数差分）	新規求人数（対数差分）
	景気ウォッチャー調査	景気ウォッチャー調査
		機械受注総額（対数差分）
		所定外労働時間（対数差分）
		中小企業景況調査

(GDP ナウキャストの枠組み)

予測対象は、実質 GDP (1 次速報値、季節調整系列 (前期比)) とし、直近の公表値から 2 四半期先までの GDP を予測するものとする。

予測頻度は、隔週 (各月の初めと中旬) ごとに、予測を実施する日に利用可能な最新のデータセットを用いて実施している。ここで、GDP ナウキャストを行う上で重要となる点は、刻々と変化する経済の動向を随時予測作業に反映させるために、そうした経済の動きを映し出す、日々、公表・更新される最新のリアルタイムデータを予測に取り込むことである。本稿で報告するナウキャストの結果は、上記の変数について、常に、毎回の予測時点で利用可能な最新のデータを用いたものとなっている。例えば、4 変数モデルで用いる 4 つの変数のうち、鉱工業生産指数、実質輸出、新規求人数については、当該月 (例えば、1 月) の翌月下旬 (2 月下旬) に公表されるため、予測作業の中では翌々月の初め (3 月初) の時点で取り込む一方、消費総合指数については、レポートラグがさらに長く、翌々月の中旬 (3 月中旬)、また、最近では翌々月の中旬以降 (3 月中旬以降) に公表されることもあるため、予測作業の中では、早い場合でも翌々月の中旬 (3 月中旬) の時点で取り込むこととなる。なお、5 変数モデルで用いる景気ウォッチャー調査については、レポートラグが短いため (翌月上旬に公表)、予測作業の中では翌月の中旬 (2 月中旬) の時点で取り込むことができる。

図 1 では、こうした予測作業の基本的なタイムラインを示している。例えば、2020 年第 2 四半期 (2020Q2) のナウキャストについては、2019Q4 の GDP が公表された直後の 2020 年 3 月初から開始し、2020Q2 の GDP が公表される直前の 8 月中旬まで、概ね 5 か月間にわたり、隔週で実施されることになる。

3. GDP ナウキャストの予測パフォーマンス

以下では、2016 年第 3 四半期 (2016Q3) から 2020 年第 4 四半期 (2020Q4) にかけて実施した GDP ナウキャストの予測精度を、上述の 3 つのモデルについて、最終予測、リアルタイム予測誤差、リアルタイム予測といった点から評価する。なお、その際、民間におけるコンセンサス予測との比較を行っている²。

(最終予測)

表 1 では、予測対象となる各四半期について、予測に用いる月次統計の 3 ヶ月分の情報が利用可能である場合の予測 (以下、最終予測と呼ぶ。通常、1 次速報値公表の数日前に実施) の結果を報告している³。

例えば、4 変数モデルについて見ると、2018Q2 の成長率を 0.44% と予測した

²コンセンサス予測として、日本経済研究センターより公表される「ESP フォーキャスト調査」の結果を利用している。

³消費総合指数については、公表日が翌々月の中旬から中旬以降に後ろ倒しされた結果、2019Q3 より、3 か月目の情報が最終予測に間に合わなくなっている。

モデルの結果は、1次速報値の0.46%に概ね一致したため、予測誤差はほぼゼロ(0.02%ポイント)となった(この時のコンセンサス予測の予測値は0.36%であり、予測誤差は0.10%ポイント)。逆に、最も予測誤差が大きくなった2020Q2について見ると、モデルは成長率を-3.94%と予測したが、1次速報値は-7.82%であり、その結果、予測誤差が-3.88%ポイントとなった(この時のコンセンサス予測の誤差は-0.41%ポイント)。

感染症拡大の影響を背景に経済が大きく変動する中、モデルの最終予測の精度もその影響を受けることになったが、まず、そうした感染症拡大の影響を除いて評価するため、感染症による影響を受ける前の平時の経済(2016Q3~2019Q4)について見る。具体的には、モデルの予測精度をRMSFE(平均平方予測誤差の平方根)で評価すると、その値は3つの何れのモデルにおいても、0.4%ポイント程度であり、異なるモデル間で差は見られない。また、この期間のコンセンサス予測のRMSFEを見ても、0.3%ポイント程度であり、モデルによる予測が、コンセンサス予測と比べても遜色のないパフォーマンスを示すという結果は、先行研究で報告される結果と同様となっている。さらに、こうした結果をMAFE(平均絶対予測誤差)で見ると、モデル、コンセンサス予測ともに、平均的に見れば、1次速報値からの乖離が±0.2~0.3%ポイントの範囲内(いわゆる、ポツ2、ポツ3の違い)に収まるように予測が行われてきたことを示している。

なお、感染症拡大前の平時の経済にあって、予測誤差が最も大きくなった2019Q1について見ると、モデル(予測値は-0.27%、予測誤差は0.79%ポイント)、コンセンサス予測(予測値は-0.01%、予測誤差は0.53%ポイント)ともにマイナス成長を予測していたが、1次速報値はプラス成長(0.52%)となった。2019年5月に公表された2019Q1の成長率は、2019年10月に予定される消費税率の引上げに向け、経済環境を確認するための最終的な判断材料として注目度も高かったが、予想と異なりプラス成長となった背景には輸入の大幅な減少があった。いずれによせ、1次速報値と正負の符号が異なる最終予測を行うことは稀であり、3つの何れのモデルも符号が異なる予測となったのは、2016年~2020年の期間中、2019Q1のみであった。

次に、感染症拡大の影響を背景に、経済が大きく変動することとなったコロナ禍における、言わば非常時の経済(2020Q1~2020Q4)を含めて見ると、予測誤差は、平時の経済における場合と異なり、コンセンサス予測と比べても顕著に大きく、3つのモデル間でのばらつきも大きくなった。コロナ禍を含む全期間(2016Q3~2020Q4)のRMSFEを見ると、コンセンサス予測については0.4%ポイントと、平時における0.3%ポイントから0.1%ポイントの悪化に留まる一方で、モデルについては0.9~1.2%ポイントと、平時における0.4%ポイントから大きく悪化した。そうした中、8変数モデルのRMSFE(0.9%ポイント)は、他の2つのモデルのRMSFE(1.2%ポイント程度)と比べると、小さい結果となった。

3つのモデルについて、平時において、その予測精度に違いが見られない一方、非常時で違いが生じることは、追加的に加えた変数が非常時における経済のモニタリングに一定の役割を有することを示唆している。その一方で、現行の8変数モデルでは、追加的な変数として先行性を有する月次ベースのデータを用いてきたが、それでもモデルによる予測とGDPの公表値との乖離は大きいと評価

せざるを得ない。予測精度の高いナウキャストイングを実現させる前提として、まず、予測に必要な情報が全て利用できる最終予測について、モデルによる予測が GDP の公表値を十分に説明できるよう予測モデルの適正化を図ることが求められる（補論参照）。

2019Q4 まで含めて見ると、感染症拡大の影響もあり 2020Q2 に至るまで、日本経済は 3 四半期連続のマイナス成長を記録した。この間の最終予測の結果を見ると、モデルは、消費税率の引上げ、またコロナ禍における経済の落ち込みを過小に評価してきたことが示されている。特に、戦後最大のマイナス成長となった 2020Q2 については、1 次速報値からの予測誤差が 3~4%ポイント程度と、コンセンサス予測の予測誤差である 0.4%ポイント程度と比べても極めて大きい。同時に、感染症拡大を背景としたショックからの反動局面では、そうした経済の回復の動きを過小に評価してきた。コロナ禍において観察された予測によるこうした過小評価は、景気の急激な悪化と回復といった局面の変化、違いによる予測への影響を考慮することによって、言い換えれば、景気のレジームの変化を予測に反映させることによって、予測精度を高める可能性があることを示唆している。いずれにせよ、コロナ禍という経済情勢の見極めが困難な状況でこそ足下の経済動向を、よりの確にリアルタイムで把握することが不可欠であり、改善の余地は大きい。

ここまで、最終予測をもとに 5 年間の成果と課題を見てきたが、次に、こうした点を、予測時点におけるデータの利用可能性も考慮し、予測誤差の経時的な変化といった点から確認していく。

（リアルタイム予測誤差）

最終予測に伴う予測誤差に加え、図 2 では、リアルタイムデータを、逐次予測に取り込んでいくことで、予測誤差がどのように変化していくかを示している。具体的には、予測対象となる四半期について、公表日の 14 週間前時点における予測から最終予測に至るまでの予測精度の推移（2016 年~2020 年の期間を通じての平均的なパフォーマンス）を RMSFE で評価している。

Urasawa (2014) を含む先行研究の中では、予測の精度は、公表日に近づくにつれ、言い換えれば、予測に用いる月次データの情報が増えるにつれて向上する（予測誤差が低下する）傾向が示され、最新の情報を取り込んで予測を行うことの重要性が報告されてきたが、ここでの結果も、同様の傾向が得られた。

こうした予測精度の推移について、非常時を含む経済（図 2A）と平時の経済（図 2B）に分けて見ると、最終予測における場合と同様、平時の経済では 3 つのモデル間に差が見られない一方、非常時を含む経済では、8 変数モデルの予測誤差が最も小さく、こうした結果は非常時においてより多くのチャンネルを通じて経済の動向を把握することの重要性を示唆している。特に、当該四半期の 1 か月目となる月次データが概ね利用可能となる公表日 10 週間前時点の予測において予測精度の顕著な改善が見られることは、予測対象となる四半期について、以下でも確認するとおり、いち早く情報を得ることが何にも増して重要であることを示している。

(リアルタイム予測)

GDP ナウキャストイングを行う上では、最終予測に限らず、日々、公表・更新されるリアルタイムデータを取り込み、予測を繰り返すことで、経済の現状に関する評価を常にアップデートしていくことが重要となる。そうした観点からは、リアルタイムデータを予測に取り込んでいくことにより、モデルの予測がどのように更新されたかを評価することもナウキャストイングの改善に向けて重要となる。

図 3 では、2020Q1 以降の各四半期について、予測の開始時点から最終予測に至るまでの予測の変遷を示している（図 4 では、2017Q1 以降の結果についても報告している）。以下では、予測の精度が最も高い 8 変数モデルの結果について評価を行う。

2020Q1

モデルによる最終予測（-0.06%）は、1 次速報値（2020 年 5 月公表）のマイナス成長（-0.85%）といった結果を十分に予測することができなかった。

モデルによる予測の推移を見ると、予測開始当初（2019 年 12 月）は、コンセンサス予測に沿って、予測値を切り下げ中、マイナス成長を予測していたが、2020 年 2 月初の時点で、コンセンサス予測と異なり、予測値を大きく上方に改定した。これは、新たに取り込んだ 2019 年 12 月の鉱工業生産指数と実質輸出の値がともに 11 月のマイナス（鉱工業生産指数については 10 月もマイナス）からプラスに転じたことを背景としていた。その後、暫くの間は、コンセンサス予測と整合的に予測値を切り下げマイナス成長を予測していたが、2020 年 4 月初の時点で、再びコンセンサス予測と異なり、予測値を大きく上方改定し、プラス成長を予測することとなった。

2020 年 4 月の状況を思い起こせば、感染症拡大による経済へのマイナスの影響が日増しに強くなる中、既に 3 月の時点から消費、輸出を中心に経済がマイナス成長へと陥っていたことが認識されていた。そのため、コンセンサス予測も -1% 程度のマイナス成長を予測していたが、モデルによる予測は、感染症拡大の影響を受けない 2020 年 1 月の消費総合指数や 2 月の実質輸出といった強めのハードデータの動きを反映することで、実勢と異なる予測となっていた。モデルは、2020 年 4 月中旬以降、感染症拡大の影響を反映した 3 月分のデータを取り込み、予測を切り下げたが、十分なマイナス成長を予測するに至らなかった。

2020Q2

モデルによる最終予測（-5.06%）は、1 次速報値（2020 年 8 月公表）における大幅なマイナス成長（-7.82%）といった傾向は捉えるものの、1 次速報値からの乖離という点では十分に精度の高い予測を行うことができず、また、そうした傾向を捉えるタイミングについても、コンセンサス予測と比べて 1 か月半程度遅かった。

モデルによる予測の推移を見ると、予測開始当初（2020 年 3 月）以降、コンセンサス予測と比べ、予測値の切り下げのペースが遅かった。これは、予測開始当初の期間においては、ハード、ソフトデータを含め予測対象期間である 4-6

月期に関するデータを取り込めていないことを背景としている。

モデルは、コンセンサス予測から1か月半程度遅れ、6月初から中旬にかけて予測値を大きく切り下げ、コンセンサス予測並みの大幅なマイナス成長を予測することとなった。これは、このタイミングで、緊急事態宣言の影響を受けて最も落ち込むこととなった4月に関するデータを反映できるようになったためである。モデルによる予測は、その後、4月～5月を底に徐々に回復する経済の動きを反映させることで、コンセンサス予測に若干の切り下げが見られる中、概ね横ばいで推移することとなった。

2020Q3

モデルによる予測は、早い時点から2020Q2からの回復といった傾向を捉えたが、最終予測(3.26%)は、1次速報値(2020年11月公表)における大幅なプラス成長(4.96%)と比べ、過小推計となった。

ここでも、モデルによる予測の推移を見ると、予測開始当初(2020年6月)は、前期となる2020Q2の予測値を大きく切り下げたタイミングでもあり、マイナス予測から開始することとなった。他方、コンセンサス予測は、2%程度のプラス成長を予測していた。しかし、モデルによる予測は、その後、4月～5月を底に回復を示す景気ウォッチャー調査や中小企業景況調査といったソフトデータ、また、6月以降に反動が明確となった鉱工業生産指数、実質輸出などのハードデータを随時取り込み、予測値を大幅に上方改定していくことで、9月中旬にはコンセンサス予測並みのプラス成長(3%程度)を予測することとなった。10月初以降も、引き続き、経済の回復傾向を示すデータを取り込む中、予測値は概ね横ばいで推移することとなった。

なお、2020Q3については、2020Q2からの回復を示すデータを随時反映していくことで、基本的には予測の上方改定といった傾向が続いたが、そうした傾向に反し、10月初には予測値を比較的大きく切り下げることとなった。この背景には、このタイミングで7月の消費総合指数(前月比-4.2%)を反映したことがあるが、この7月の値については、11月初のタイミングで8月の消費総合指数(前月比+0.8%)を取り込む際に、従前の-4.2%から-0.9%へと大きく上方改定されることとなった。モデルによる傾向と異なる予測値の切り下げには、こうした予測に利用する統計の振れが影響を与えていることも考えられる。

2020Q4

モデルによる最終予測(2.51%)は、1次速報値(2021年2月公表)のプラス成長(3.04%)を比較的高い精度で予測した。また、年率に換算すると10%台という高めの成長率を、2020年11月いった、コンセンサス予測と比較しても早いタイミングで予測することができた。

モデルによる予測の推移を見ると、予測開始当初(2020年9月)から、ハード指標を中心に、引き続き、2020Q2からの回復を示すデータを随時反映し、予測を切り上げていく中、11月中旬には2%台半ばの成長率を予測するに至った。その後は、2020年末にかけて見られた回復傾向の鈍化の動きなどを背景に、予測値は概ね横ばいで推移した。

以上の結果は、上述の最終予測における精度の向上とともに、最終予測に至るまでの予測の精度を向上させるためには、予測対象期間に関する情報をいち早く取り込んで予測を行う工夫が重要となることを示している。現行のモデルでは、伝統的な月次ベースのデータを用いてきたが、そうしたデータに伴うレポーティングラグの問題を克服するためにも、より高頻度な利用が可能となる POS データや検索情報、位置情報等（いわゆるオルタナティブ・データ）を積極的に活用するなど、データの利活用に関する検討の余地は大きいと言える。

4. 今後の課題

本稿では、最近 5 年間ににおける GDP ナウキャストのパフォーマンスを幾つかの観点から評価することで、その課題を以下の通り整理してきた。

- ・ 感染症の影響を受けて経済が大きく変動する以前の“平時の経済”（2016 年～2019 年）では、モデルの予測精度は、コンセンサス予測と比べても遜色なく、また、モデルの規模による精度への影響も小さかった。
- ・ 他方、感染症拡大の影響を背景に、経済が大きく変動した“非常時の経済”（2020 年）を含めて見ると、モデルの予測精度は、コンセンサス予測と比べ、顕著な悪化を示した。こうした背景には、予測に用いる伝統的な経済データにはレポーティングラグが伴うため今起こっている変化をリアルタイムに捉えることができない、といった点に加え、モデルの規模が小さい場合、経済の変化を予測に反映させるチャンネルが限られる、といった点が影響していると考えられる。
- ・ 加えて、特にコロナ禍においては、予測対象期間に関する情報が揃ったとしても、経済の急激な落ち込みと、その反動といった“振れ”を過小に予測するなど、最終予測の結果に見られたように十分に精度の高い予測を得ることができなかった。

こうした課題は、予測に反映させるべきデータのカバレッジ、及びその適時性、また、予測モデルの適正化といった点から、変数選択の見直しや伝統的な経済データに限らないデータの利活用、さらには予測モデルの拡張など様々な点から改善の余地があることを示している。そこで、今後、GDP ナウキャストの精度向上に向け、以下に取り組んでいくこととしたい。

- ・ 経済の変化をあらゆるチャンネルを用いて敏感に捉えるため、変数の拡張、見直しを行うとともに、タイムリーな情報を利用するため、伝統的な月次ベースの経済データに限らず、より高頻度な利用が可能となる POS データや検索情報、位置情報等の High-frequency data の活用を検討する。
- ・ 同時に、経済の悪化と回復といった局面の変化、違いによる予測への影響を考慮するため、従来の DFM をマルコフ・スイッチング型の非線形モデルへ拡

張することを検討する。線形モデルに基づく予測結果は、コロナ禍における経済の落ち込み、また、落ち込みからの回復を過小評価したが、景気の回復、後退といったレジームの変化を考慮することで、そうした過小推計が修正される可能性が考えられる。

繰り返しになるが、GDP ナウキャストイングについては、継続的に取り組むことが肝要となる。今回のレビューの結果を踏まえ、また、GDP 推計に携わった経験も活かし、引き続き、GDP ナウキャストイングに取り組むとともに、その精度向上に努めていきたい。

図 1：GDP ナウキャストのタイムライン

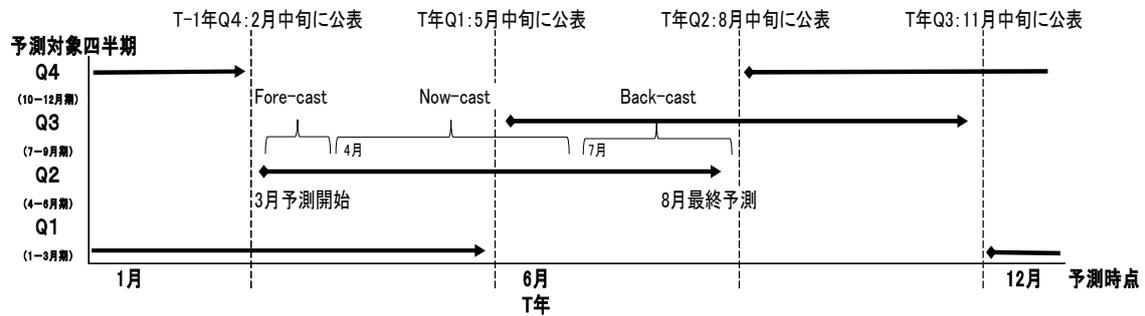
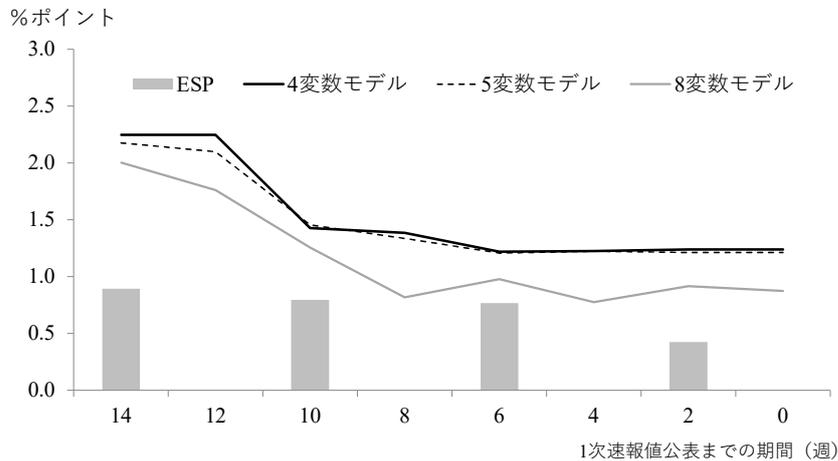
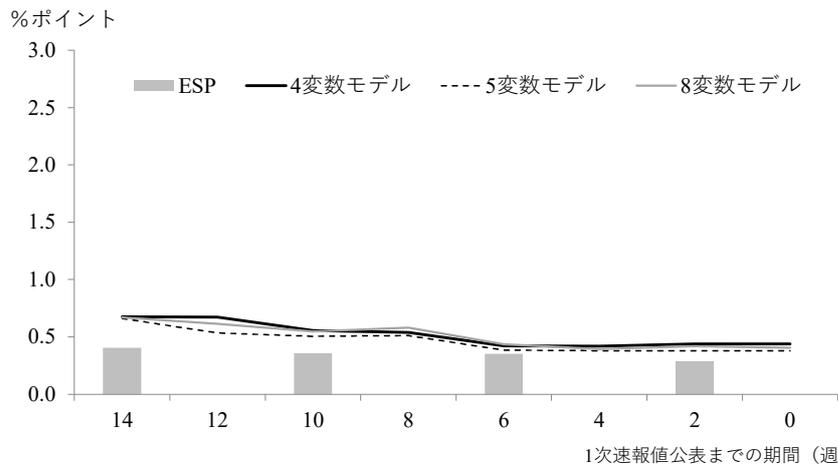


図 2：リアルタイム誤差の推移

A. 2016Q3～2020Q4

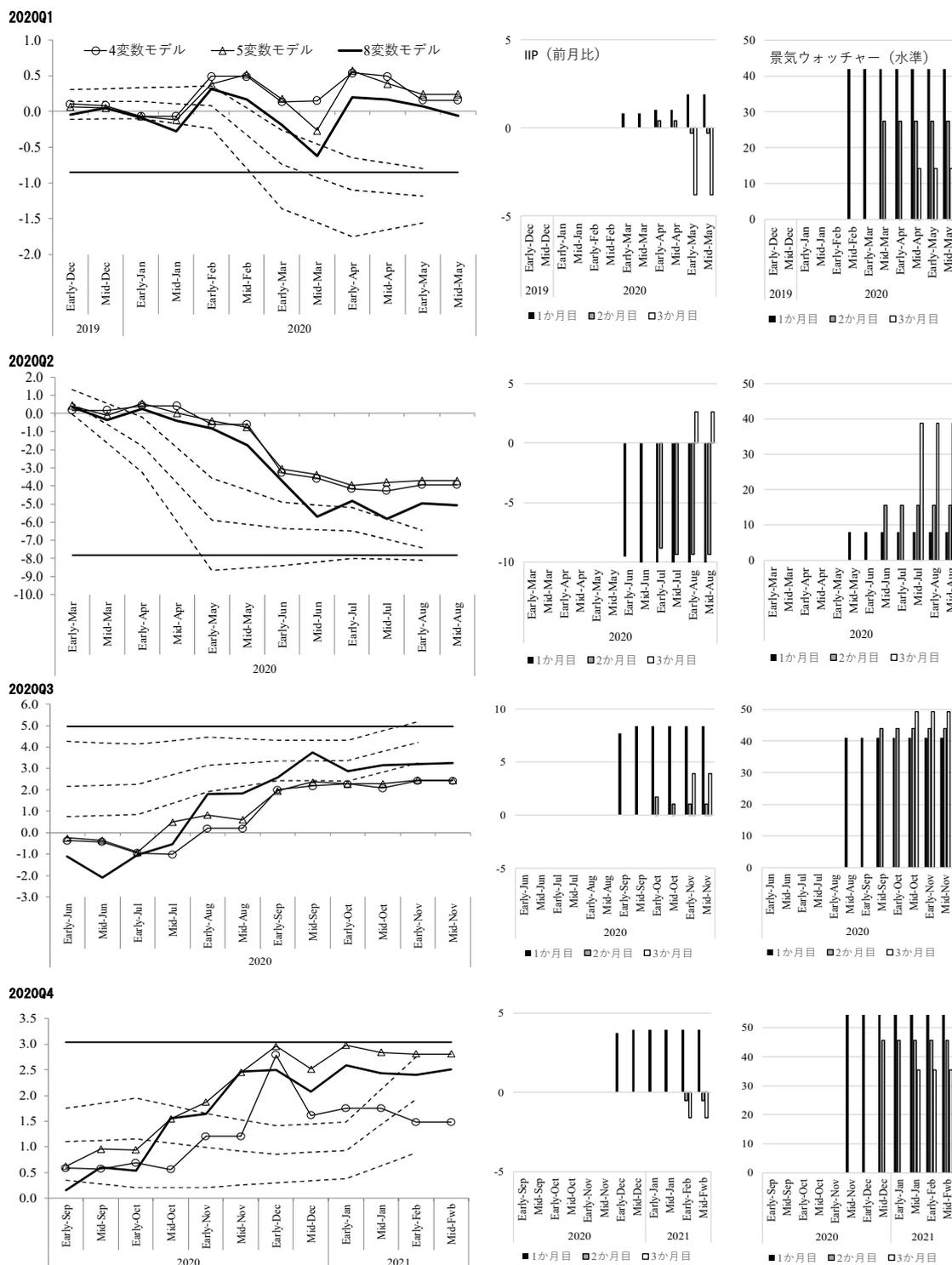


B. 2016Q3～2019Q4



(注) リアルタイムデータを予測に随時取り込んでいくことで、RMSFE が、1 次速報値公表の数日前に実施する最終予測 (0 週間前予測) にかけて、どのように変化していくかを示している。

図3：リアルタイム予測の推移：2020Q1～2020Q4



(注1) 実線は3つのモデルによるリアルタイム GDP 予測の変遷。破線はコンセンサス予測(高位、低位8機関平均を含む)の変遷。水平な直線はGDPの1次速報値。図4も同様。

(注2) リアルタイム GDP 予測の変遷とあわせ、各四半期について、鉱工業生産指数、及び景気ウォッチャー調査から得られる1か月目、2か月目、3か月目情報を示している。

図4：リアルタイム予測の推移：2017Q1～2019Q4

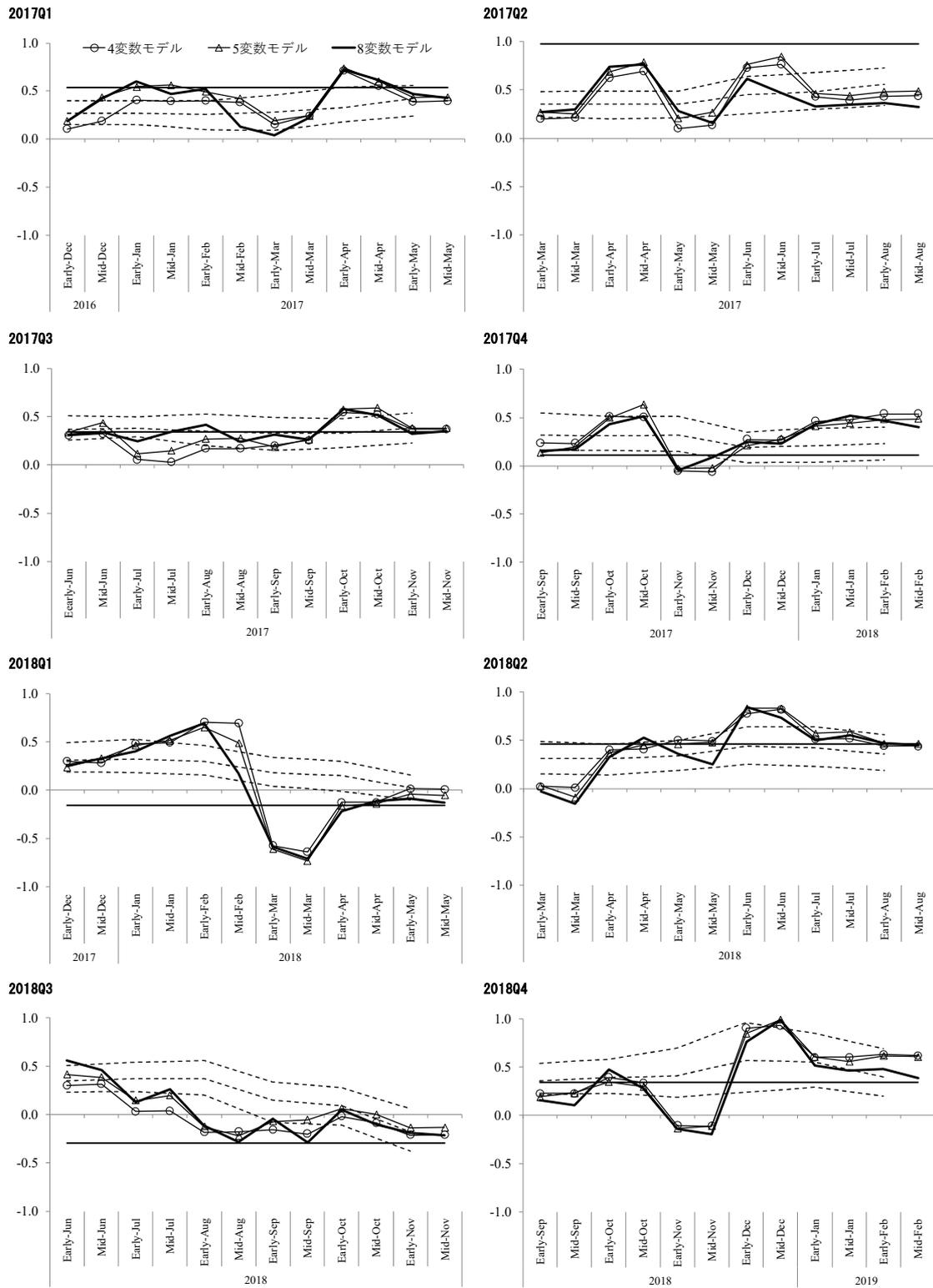


図 4 (続き) : リアルタイム予測の推移 : 2017Q1~2019Q4

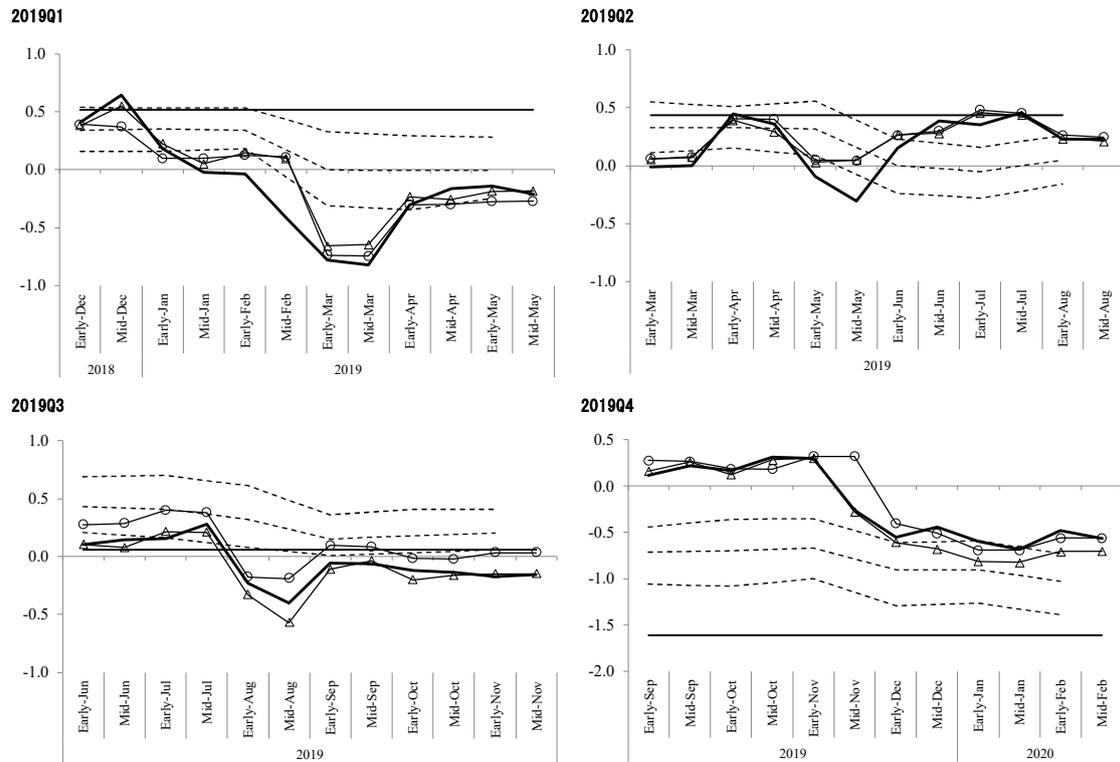


表 1：最終予測の結果

	1次速報値 前期比	最終予測 前期比				予測誤差 %ポイント				補論・参考： 8変数・改定版モデル	
		4変数 モデル	5変数 モデル	8変数 モデル	ESP	4変数 モデル	5変数 モデル	8変数 モデル	ESP	イン・サンプル予測 前期比	予測誤差 %ポイント
2016年											
第3四半期	0.54	0.27	0.37	0.31	0.21	0.27	0.17	0.24	0.33	0.16	0.38
第4四半期	0.24	0.73	0.53	0.35	0.30	-0.49	-0.29	-0.11	-0.06	0.40	-0.16
2017年											
第1四半期	0.54	0.40	0.44	0.43	0.42	0.14	0.10	0.11	0.12	0.28	0.26
第2四半期	0.98	0.44	0.49	0.32	0.56	0.54	0.49	0.65	0.42	0.68	0.30
第3四半期	0.34	0.37	0.38	0.35	0.38	-0.03	-0.04	-0.01	-0.04	-0.02	0.37
第4四半期	0.11	0.54	0.48	0.40	0.23	-0.43	-0.37	-0.29	-0.12	0.33	-0.22
2018年											
第1四半期	-0.16	0.01	-0.05	-0.13	0.03	-0.17	-0.10	-0.03	-0.19	0.12	-0.27
第2四半期	0.46	0.44	0.47	0.45	0.36	0.02	0.00	0.01	0.10	0.47	-0.01
第3四半期	-0.29	-0.21	-0.13	-0.22	-0.18	-0.08	-0.16	-0.08	-0.11	-0.05	-0.25
第4四半期	0.34	0.62	0.61	0.39	0.40	-0.28	-0.26	-0.04	-0.06	0.41	-0.07
2019年											
第1四半期	0.52	-0.27	-0.19	-0.21	-0.01	0.79	0.70	0.73	0.53	0.03	0.49
第2四半期	0.44	0.25	0.21	0.23	0.05	0.19	0.23	0.21	0.39	0.21	0.23
第3四半期	0.06	0.03	-0.15	-0.16	0.20	0.03	0.21	0.21	-0.14	0.16	-0.10
第4四半期	-1.61	-0.56	-0.70	-0.57	-1.03	-1.05	-0.91	-1.05	-0.58	-1.29	-0.32
2020年											
第1四半期	-0.85	0.16	0.24	-0.06	-1.18	-1.01	-1.10	-0.79	0.33	-0.44	-0.41
第2四半期	-7.82	-3.94	-3.71	-5.06	-7.41	-3.88	-4.11	-2.76	-0.41	-8.00	0.18
第3四半期	4.96	2.43	2.45	3.26	4.22	2.53	2.50	1.70	0.74	4.41	0.54
第4四半期	3.04	1.48	2.81	2.51	1.93	1.56	0.23	0.53	1.11	2.18	0.86
RMSFE						1.24	1.21	0.87	0.42		0.36
MAFE						0.75	0.67	0.53	0.32		0.30
MFE						-0.08	-0.15	-0.04	0.13		0.10
参考：2016Q3～2019Q4											
RMSFE						0.44	0.38	0.41	0.29		0.27
MAFE						0.32	0.29	0.27	0.23		0.24
MFE						-0.04	-0.02	0.04	0.04		0.04

(注 1) 予測に用いる月次データの 3 ヶ月分の情報が利用可能である場合の予測（通常、1 次速報値公表の数日前に実施）。

(注 2) 8 変数・改定版モデルの結果は、補論でも議論される通り、リアルタイムデータに基づく予測とは異なり、2021 年 5 月末時点で利用可能な最新の情報を基に、予測対象期間における 3 か月分の情報が利用可能であるという仮想環境の下で行ったイン・サンプル予測の結果を報告している。

補論：最終予測の精度向上に向けた変数の見直し：サービス分野の補足

コロナ禍において最終予測の精度が顕著に悪化したことを見たが、その原因として何が考えられるのか。経済の変動が大きくなった局面で誤差についても拡大したという一般論以上に何か言えることがあるのだろうか。

モデルによる最終予測は予測対象期間に関する必要な情報が出揃った段階で行う予測であるが、必要となる情報を全て利用しているにも関わらず予測値が公表値と乖離するのであれば、それは、そもそもモデルが GDP の動きを説明できないことを示唆する。予測精度の高い GDP ナウキャストイングを実現させる前提として、まず、予測に必要な情報が全て利用できる場合に、モデルによる予測が GDP の公表値を十分に説明できる必要がある。その上で、初めて、必要となる情報をいかにリアルタイムで把握していくかといった課題への対応が意味を持つ。

本論の中では、レビュー結果を踏まえ、リアルタイム予測（アウト・オブ・サンプル予測）の精度向上に向けた検討を、変数の拡張、見直しとともに、High-frequency data の活用、予測モデルの非線型化、といった点から行っているが、ここでは、その事前段階として、バックテストを通じてイン・サンプル予測の精度を向上させるよう、モデルの適正化を試みる。具体的には、モデルに含む変数の見直しを行う。

モデルによる予測が GDP の公表値と乖離する背景については、その時々に応じ様々な要因が考えられるが、特に、コロナ禍において乖離が顕著になった事実を踏まえると、現行モデルではサービス分野の動きを十分に捉えることができていない、といった点が指摘できる。

コロナ禍では緊急事態宣言の発令、解除が繰り返される中、過去の傾向と異なり、消費の中でもサービス分野が大きく変動することとなり、そうした動きが GDP の変動の 1 つの主因となってきた（補論図参照）。現行モデルでは、鉱工業生産指数を中心に据えて予測が行われており、景気の動きに比して安定的であったサービス分野については、明示的にその動きを予測の中で考慮してこなかったが、そうした結果、特にコロナ禍においてモデルの予測と GDP の公表値との乖離が拡大したことが考えられる。例えば、公表値が既に公表されている中で直近の値となる 2021Q1 の結果を見ると、現行の 8 変数モデルによる最終予測は 0.16% となり、1 次速報値である -1.31% と、符号の逆転も含め大きく乖離することとなった。この背景には、予測の中心となる鉱工業生産指数の値が、GDP と異なり、同期間において 3% 程度のプラス成長となったため、モデルの予測も GDP に比して強めとなったことが挙げられる。GDP と鉱工業生産指数の間で前期比の符号が異なるといったことは稀に生じるが、今期について言えば、その一因として、鉱工業生産指数では考慮されないサービス分野における動きが影響していると考えられる。

景気動向を把握する上でのサービス分野の扱いについては、政府においてもその必要性が議論されているが、経済におけるサービス分野の重要性が益々高まる中、また、特にコロナ禍以降、財とサービスといったように形態別の消費に異なる動きが見られるようになる中、モデルにおいても明示的に変数を用い、サ

サービス分野の動きを補足していくことが適切と考えられる。

表1では、補論・参考として、サービス分野の動きを考慮するため、また、最終需要への配分などGDPの推計工程等も踏まえ、現行の8変数モデルにおける変数の一部を以下のとおり変更したモデル(8変数・改定版モデル)による最終予測の結果を示している。なお、ここでの予測結果は、実際のナウキャストイングで行っているリアルタイムデータに基づく予測とは異なり、本稿を執筆している2021年5月末時点で利用可能な最新の情報を基に、予測対象期間における3か月分の情報が完全に利用可能であるという仮想環境の下で行ったイン・サンプル予測の結果であることに留意する必要がある。

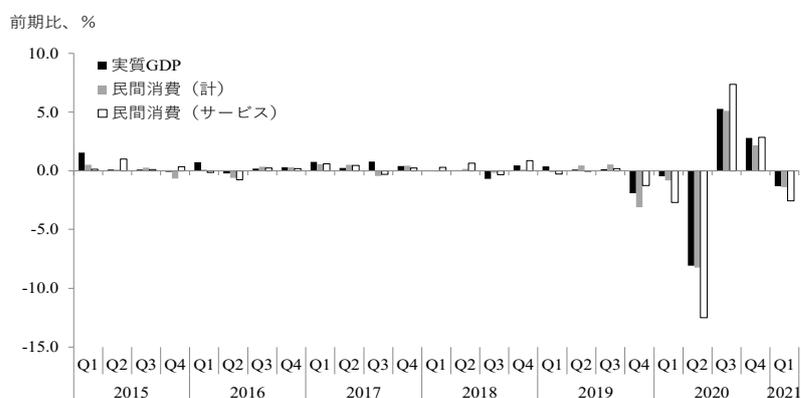
8変数・改定版モデル：

- 資本財出荷指数(対数差分)
- 消費財出荷指数(対数差分)
- 第3次産業活動指数(個人サービス)(対数差分)
- 消費総合指数(対数差分)
- 実質輸出(対数差分)
- 新規求人数(対数差分)
- 所定外労働時間(対数差分)
- 景気ウォッチャー調査

表1によると、第3次産業活動指数を用い、サービス分野の動向を明示的に考慮する中、予測における財とサービス分野のウェイトを財中心の現行モデルから見直すことで、特に、コロナ禍における予測の精度が格段に向上していることが確認できる(例えば、2020Q2について、-8.00%と1次速報値(-7.82%)と同程度のマイナス成長を予測。なお、2021Q1についても、-0.76%と1次速報値(-1.31%)で示されたマイナス傾向を捉えることができる)。

こうしたサービス分野の動きについて、我が国では、公的統計による補足の遅れが指摘されているが、その一方で業界データ、クレジットカードの利用情報、インターネットの閲覧数等、公的統計に限らずよりタイムリーなデータの利活用が進んでいる分野でもあり、こうしたデータを有効に活用することで、ナウキャストイングの予測精度を向上させる可能性が指摘できる。

補論図：サービス消費の動き



引用文献

Bragoli, D., 2017. Now-casting the Japanese Economy. *International Journal of Forecasting* 33, 390-402.

Chikamatsu, K., Hirakata, N., Kido, Y., Otaka, K., 2018. Nowcasting Japanese GDPs. Bank of Japan Working Paper Series No.18-E-18, Tokyo.

Hara, N., Yamane, S., 2013. New Monthly Estimation Approach for Nowcasting GDP Growth: The Case of Japan. Bank of Japan Working Paper Series No.13-E-14.

Hayashi, F., Tachi, Y., 2020. Nowcasting Japan's GDP. Available at SSRN.

Iizuka, N., 2018. Nowcasting Gross Domestic Product in Japan Using Professional Forecasters' information. Kanagawa University Economic Society Discussion Paper No.2017-4.

Mariano, R., Murasawa, Y., 2003. A New Coincident Index of Business Cycles Based on Monthly and Quarterly Series. *Journal of Applied Econometrics* 18, 427-443.

Urasawa, S., 2014. Real-time GDP forecasting for Japan: A dynamic factor model approach. *Journal of The Japanese and International Economies* 34, 116-134.

浦沢聡士, 2019. GDP ナウキャストイングー繰り返し GDP 予測に基づく景気判断のアップデートー(中原奨励賞受賞記念講演). *景気とサイクル*第 67 号, 55-64.

浦沢聡士, 2020. 我が国の景気循環特性について. 博士論文. 一橋大学