



日本銀行ワーキングペーパーシリーズ

わが国のトレンドインフレ率とその変動要因： Trend-Cycle BVAR Decomposition による分析

高富康介*

kousuke.takatomi@boj.or.jp

高野優太郎**

yuutarou.takano@boj.or.jp

平野竜一郎*

ryuuichirou.hirano@boj.or.jp

No.26-J-1
2026 年 1 月

日本銀行
〒103-8660 日本郵便（株）日本橋郵便局私書箱 30 号

* 企画局

** 企画局（現・総務人事局）

日本銀行ワーキングペーパーシリーズは、日本銀行員および外部研究者の研究成果をとりまとめたもので、内外の研究機関、研究者等の有識者から幅広くコメントを頂戴することを意図しています。ただし、論文の中で示された内容や意見は、日本銀行の公式見解を示すものではありません。

なお、ワーキングペーパーシリーズに対するご意見・ご質問や、掲載ファイルに関するお問い合わせは、執筆者までお寄せ下さい。

商用目的で転載・複製を行う場合は、予め日本銀行情報サービス局 (post.prd8@boj.or.jp) までご相談下さい。転載・複製を行う場合は、出所を明記して下さい。

わが国のトレンドインフレ率とその変動要因： Trend-Cycle BVAR Decomposition による分析*

高富康介[†]・高野優太郎[‡]・平野竜一郎[§]

2026 年 1 月

【要 旨】

本稿では、Trend-Cycle BVAR Decomposition と呼ばれる統計的手法を用いて、わが国のトレンドインフレ率とその変動要因を推計した。推計結果からは、わが国のトレンドインフレ率は、1990 年代初頭のバブル崩壊以降、経済主体が中長期的な予想物価上昇率を徐々に切り下げるもとの、水準が抑制されてきた様子が窺われる。また、分析の結果、トレンドインフレ率が特に抑制されていた 2000 年代～2010 年代初頭にかけては、マクロ的な実質所得の伸びが労働供給や労働生産性対比で趨勢的に抑制され続けたことも、需要面を通じて、トレンドインフレ率の抑制に寄与した可能性があることが分かった。本稿の分析結果を踏まえると、長期的な物価上昇率の傾向をみるうえでは、中長期的な予想物価上昇率の動きや、経済の構造的要因の趨勢的な動きに注意を払うことが、重要であると言える。

JEL 分類番号：C22、E24、E31、E52、E58

キーワード：トレンドインフレ率、Trend-Cycle BVAR Decomposition

* 本稿の執筆に当たっては、伊藤雄一郎氏、奥野聡雄氏、開発壮平氏、倉知善行氏、黒住卓司氏、中島上智氏、長野哲平氏、中村康治氏、丸尾優士氏、丸山聡崇氏、南貴大氏ほか、日本銀行スタッフから有益なコメントを頂戴した。また、藤原一平氏（慶應義塾大学・東京大学）、Hans Genberg 氏（Asia School of Business）、Mikael Juselius 氏（Bank for International Settlements）、Kyu Ho Kang 氏（Korea University）ほか、BIS-ACC Research Network on Inflation Expectation and Central Bank Policy 参加者からも有益なコメントを頂戴した。記して感謝の意を表したい。残された誤りは全て筆者らに帰する。本稿の内容と意見は筆者ら個人に属するものであり、日本銀行の公式見解を示すものではない。

† 日本銀行企画局（kousuke.takatomi@boj.or.jp）

‡ 日本銀行企画局（現・総務人事局）（yuutarou.takano@boj.or.jp）

§ 日本銀行企画局（ryuuichirou.hirano@boj.or.jp）

1 はじめに

物価上昇率は、フィリップス曲線の枠組みに基づけば、短期的な景気変動と、その影響が収束した後に物価上昇率が落ち着く長期水準により規定されると整理することが出来る。こうした物価上昇率の長期水準は、「トレンドインフレ率」ともよばれる (Ascari and Sbordone, 2014)。トレンドインフレ率の分析を行うことは、物価の安定を目的とする中央銀行実務においても、経済学的な見地による学術研究においても、有用な情報を提供すると考えられる。とくに、1990 年代後半から、他の先進国に比べても、長い期間にわたって物価上昇率が抑制されてきたわが国において、トレンドインフレ率の動向とその背景を分析することは、重要な課題の 1 つといえる。

本稿では、米国のトレンドインフレ率を分析した Ascari and Fosso (2024) を参考に、Trend-Cycle BVAR Decomposition と呼ばれる手法を用いて、わが国のトレンドインフレ率とその変動要因の定量化を試みる。そのうえで、わが国の物価上昇率の趨勢的な変動に対して、どのような要因がどの程度作用してきたのかを検証する。

わが国の物価上昇率が 1990 年代後半から趨勢的に低下し、その後長い期間にわたって低い水準にとどまった背景について、先行研究では、幾つかの指摘がなされている。1 つは、中長期的な予想物価上昇率が低位にとどまったことである。わが国では、1990 年代末に名目金利が実効下限に到達し、伝統的な金融政策手段が制約を受けるようになった。こうしたもとで、予想物価上昇率が経済状況に比して十分に上昇しなかったことが、物価上昇率の長期抑制につながった可能性が指摘されている (Fuhrer, 2012; 開発・中野・山本, 2024)。

また、先行研究では、トレンドインフレ率が想定する長期的な状況における「自然産出量」に着目し、これを規定する構造要因（労働供給、労働生産性）の伸びの低下が、物価上昇率の趨勢的な抑制に寄与した可能性も、議論されている。とくに、わが国では、人口高齢化を背景に、1990 年代半ば以降、生産年齢人口の減少が始まった。また、1990 年代初頭の資産価格バブル崩壊を契機として企業のリスクテイク姿勢が慎重化し、投資が抑制されるもとで、先進各国対比で、労働生産性の伸びも抑制された。先行研究では、こうした構造要因の低迷が、需要を押し下げ、物価上昇率の抑制に繋がった可能性が指摘されている (齋藤ほか, 2012; 白川, 2012; Nishizaki, Sekine and Ueno, 2014; 福永ほか, 2024)。さらに、先行研究では、労働生産性対比でみた所得の伸び抑制を通じて、わが国の物価上昇率を押し下げた可能性も示唆されている (青木・高富・法眼, 2023; 福永・法眼・上野, 2024; 日本銀行, 2024b)。

本稿では、これらの要因がわが国のトレンドインフレ率の動向にどの程度寄与してきたのか、定量分析を試みる。併せて、米国のデータにも同様の手法を適用し結果を比較することにより、国際比較の視点からわが国のトレンドインフレ率の特徴を検討する。

先行研究に対する本稿の貢献として、以下の2点が挙げられる。第1は、わが国のトレンドインフレ率を規定する構造要因を識別し、その影響を定量化した点である。わが国を対象とした先行研究で、これに取り組んだ文献は、筆者らの知る限り存在しない。本稿では、[Del Negro et al. \(2017\)](#)による VAR with common trends をベースに [Ascari and Fosso \(2024\)](#)が提案した Trend-Cycle BVAR Decomposition と呼ばれる分析手法を用いて、トレンドインフレ率の要因分解を試みている。この推計の枠組みでは、①複数の経済変数のトレンド成分を同時抽出するとともに、②抽出された各トレンド成分と構造要因との関係を定める式において、理論的に想定される係数制約を課すことにより、構造要因の識別および影響の定量化を可能としている。

第2は、[Ascari and Fosso \(2024\)](#)を拡張し、自然産出量を規定する要因（労働供給、労働生産性）の中長期的なトレンドが、需要面を通じてトレンドインフレ率に作用する影響を定量化した点である。同論文では、労働供給や労働生産性の中長期的なトレンドが、経済の総供給を変化させる経路を通じてトレンドインフレ率に作用する影響を捉えている。しかし、上述の先行研究が指摘している通り、労働供給や労働生産性の中長期的なトレンドは、経済主体の所得・支出行動をも変化させる。本稿では、使用する経済変数や構造要因の識別に用いる係数制約を、[Ascari and Fosso \(2024\)](#)から拡張することにより、需要面と供給面双方の経路を通じた影響の捕捉を試みている。

本稿の主要な分析結果は、以下の通りである。まず、1990年代初に資産価格バブルが崩壊して以降、わが国のトレンドインフレ率は、徐々に水準を切り下げていった様子が確認された。この時期、中長期の予想物価上昇率も低下しており、本稿の結果はこうした動きと整合的となっている。その後、1990年代末になり、名目短期金利がゼロに到達し、伝統的な金融政策手段が制約を受けるようになってからは、マクロ的な実質所得が労働供給や労働生産性以上に伸びを抑制されたことも、需要面からトレンドインフレ率を下押ししていた様子が確認された。その後、2010年代に入り、日本銀行が2%の「物価安定の目標」や大規模な金融緩和を導入するも、需要面からの物価下押し圧力は徐々に解消され、経済主体の予想物価上昇率が高まるも、トレンドインフレ率が一定程度押し上げられた様子が確認された。なお、同じモデルを用いて推計した米国の結果をみると、先行研究（[Reis, 2020](#) など）で指摘されているように、2000年前後より、トレンドインフレ率は2%近傍で安定が続くという、日本とは対照的な様子が窺われた。これらの分析結果を踏まえると、わが国の物価上昇率のトレンドをみるうえで、予想物価上昇率と併せて、労働供給、労働生産性、労働分配率といった経済の中長期的な構造要因の動向にも注意を払うことが重要であると言える。

本稿の構成は、以下の通りである。2節では、関連する先行研究をレビューし、これらに対する本稿の位置づけを説明する。3節では、定式化、推計手法、および推計に用いるデータについて説明する。4節では、分析結果を報告する。5節では、分析

結果の含意や残された分析課題を議論する。

2 先行研究

本稿は、①トレンドインフレ率の推計に関する文献、②物価上昇率の中長期トレンドに影響を及ぼす要因に関する文献と関連している。本節では、これらの先行研究を概観しつつ、その中での本稿の位置づけを整理する。

(トレンドインフレ率の推計)

トレンドインフレ率は、直接観察することが出来ないため、先行研究において、様々な推計手法が提案されている。

代表的な手法の1つとして、多変量自己回帰（Vector Autoregression、VAR）モデルを用いた推計が挙げられる。同手法では、経済変数間の関係に一定の仮定を置くことにより識別されたショックによって、トレンド成分を抽出する（たとえば [Quah and Vahey, 1995](#)）¹。近年では、時変パラメータ VAR（Time-Varying Parameter VAR、TVP-VAR）モデルによる手法も提案されている（たとえば [Rudd, 2020](#)）²。

先行研究には、構造モデルをベースとした手法による推計も幾つかみられる。たとえば、一部先行研究では、フィリップス曲線に着目してその切片を時変推計し、これをトレンドインフレ率として位置づける文献がある（[Kozicki and Tinsley, 2012](#); [Kaihatsu and Nakajima, 2018](#); [Okimoto, 2019](#); [Nakajima, 2023](#)）。また DSGE モデルを構築してトレンドインフレ率を推計する文献もある（[Ireland, 2007](#); [Kato, Maih and Nishiyama, 2022](#)）。

これらに加え、近年多くの文献で採用されている手法として、Unobserved Component（観察不能成分、UC）モデルを用いた推計も挙げられる。同手法は、観察される経済変数データが、定常過程のサイクル成分と、非定常過程のトレンド成分という、2つの観察不能な成分により構成されていると仮定し、状態空間モデルを用いて両者を分離推計するものである³。たとえば、[Stock and Watson \(2007\)](#)は、同手法を米国の物価上昇率のデータに適用して、トレンドインフレ率の分析を試みた初期的文献と言える。

¹ [Quah and Vahey \(1995\)](#)では、「供給ショックは実質 GDP を長期的に押し上げるが、需要ショックは短期的な影響に止まる」といった仮定に基づき各ショックを識別し、物価上昇率の長期変動成分を抽出している。

² [Rudd \(2020\)](#)では、時変パラメータ VAR モデルを推計したうえで、各時点における物価上昇率の長期収束値をトレンドインフレ率としている。

³ フィリップス曲線を用いた構造モデルでは、需給ギャップがゼロに収束する状態における物価上昇率をトレンドインフレ率として識別しているのに対し、UC モデルでは、観察されたデータの時系列的な特性に基づきトレンドインフレ率を識別している。

UC モデルを用いたトレンドインフレ率の推計には、観測変数として、単一の物価上昇率データのみを用いる単変量アプローチと、複数の品目の物価上昇率データや物価上昇率以外の経済変数データをも用いる多変量アプローチの2つがある。[Stock and Watson \(2007\)](#)等の初期的文献ではシンプルな単変量アプローチが採られたが、その後、推計精度の向上や変動メカニズムの分析という観点等から、多変量アプローチへ拡張する試みが行われている（例えば [Stock and Watson, 2016](#); [Ascari and Fosso, 2024](#) 等）⁴。

本稿で適用する Trend-Cycle BVAR Decomposition は、これらのうち、多変量 UC モデルによる手法に分類される。本稿が参考にする [Ascari and Fosso \(2024\)](#)と同様に多変量の UC モデルを用いることで、トレンドインフレ率とその変動要因の分解が可能となっている。なお、本稿では、[Ascari and Fosso \(2024\)](#)を拡張し、トレンド成分およびサイクル成分それぞれの攪乱項に対して、確率的ボラティリティを導入している。ショックに不均一分散性を仮定したことで、一時的な変動に対してより頑健に各成分を抽出することが可能となっている。

（物価上昇率の中長期トレンドに影響を及ぼす要因）

完全情報下で合理的に期待が形成されること（Full-Information Rational Expectations、FIRE）を前提とした標準的なマクロモデルに基づけば、物価上昇率は、長い目でみれば、予想物価上昇率に収束すると考えられる。もっとも、予想物価上昇率の形成メカニズムについて分析した実証研究をみると、FIRE が常に成り立つわけではないことが指摘されている（この点に関する近年の研究潮流については、例えば [Coibion, Gorodnichenko and Kamdar, 2018](#) を参照）。こうしたもとで、先行研究では、予想物価上昇率以外の要因も、物価上昇率の中長期トレンドに影響を及ぼす可能性が議論されている。

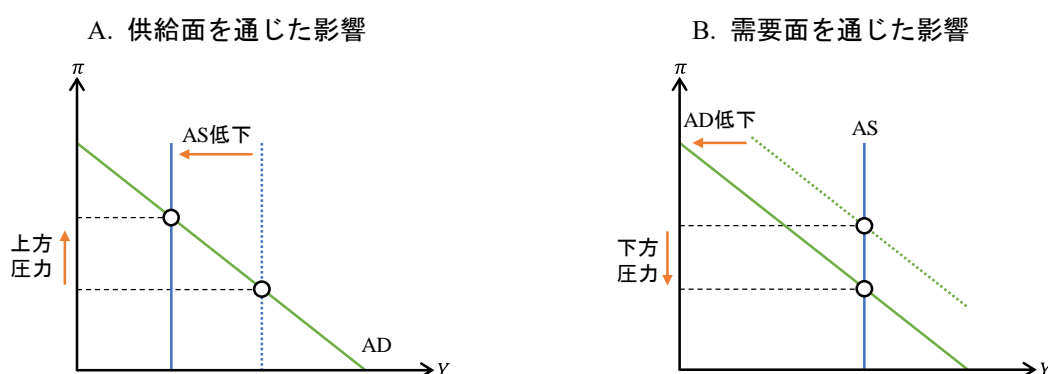
これらの先行研究をみると、短期的な景気変動の影響が収束した後における「自然産出量」に着目し、その決定要因（労働供給、生産性）が物価上昇率の中長期的トレンドにどのような影響を及ぼすか、議論されている。これらの議論では、大きく2つの経路を通じて、自然産出量の変化が物価上昇率の中長期トレンドに影響を及ぼす可

⁴ 中央銀行においても、UC モデルを用いた推計が試みられている。たとえば米ニューヨーク連銀では、[Stock and Watson \(2016\)](#)を参考に、多変量 UC モデルに基づき、個人消費支出（Personal Consumption Expenditure、PCE）デフレータの複数の品目のデータを用いて推計した Multivariate Core Trend (MCT) Inflation を同行ウェブサイトで公表している。わが国でも、[Ueno \(2024\)](#)では、多変量 UC モデルに基づき、賃金と物価のデータを用いてサービス価格のトレンドを抽出する試みが行われている。なお、日本銀行では、UC モデル以外のアプローチとして、[Rudd \(2020\)](#)に基づき VAR を用いるアプローチ、[Nakajima \(2023\)](#)に基づきフィリップス曲線の切片を時変推計するアプローチ、[Bernanke and Blanchard \(2025\)](#)や [Nakamura et al. \(2024\)](#)の構造モデルを用いるアプローチによりトレンドインフレ率を推計する取り組みも行っている（[日本銀行, 2024a](#)）。このほか、[高橋 \(2016\)](#)では、インフレ率の長期変動成分に基づく適合的な予想と、フォワード・ルッキングな予想の加重平均からトレンドインフレ率を推計している。

能性が議論されている。

第1の経路として、供給面を通じた影響が指摘されている（図1-A）。労働供給や生産性に起因して自然産出量の伸びが低下することは、経済の長期的な総供給（Aggregate Supply、AS）の伸びが鈍化することを意味する。これは、物価上昇率に対して中長期的な上押し圧力となり得る。たとえば、先行研究では、先進各国や中国などで進む高齢化を引き合いに出し、これが労働供給ひいては総供給の伸びを鈍化させ、物価上押し圧力に繋がるとのメカニズムが主張されている（Goodhart and Pradhan, 2020）。他方、第2の経路として、需要面を通じた影響も指摘されている（図1-B）。労働供給や生産性の伸びの低下に伴い、自然産出量の伸びが低下すれば、実質所得の伸びが抑制される可能性がある。これが総需要（Aggregate Demand、AD）の伸びの鈍化に繋がり、物価上昇率に対して中長期的な押下げ圧力となるというメカニズムである（齋藤ほか, 2012）⁵。このように、労働供給や労働生産性などといった要因は、自然産出量の変化を通じ、供給・需要の両面から、物価上昇率の中長期トレンドに対し、相反する影響を及ぼし得る。

図1. 労働供給や労働生産性の変化がトレンドインフレ率に及ぼす影響



(注) Mankiw (2022)の pp.412-413 や、Dornbusch, Fischer and Startz (2008)の pp.114-115 を参考に筆者らが作成。縦軸の π はトレンドインフレ率、横軸の Y は自然産出量の伸びを指す。長期の状況を想定しているため、AS 曲線は垂直になる。

こうしたもとで、実証研究をみると、供給面・需要面のどちらの効果が大きいかわきについては、現時点でコンセンサスが得られていない。供給面の影響の大きさを示唆する実証研究を確認すると、Juselius and Takats (2021)は、人口高齢化が労働供給に及ぼ

⁵ 需要面を通じた影響については、こうしたメカニズム以外にもいくつか提唱されている。例えば、Summers (2014)や Eggertsson, Mehrotra and Robbins (2019)などでは、人口伸び率の低下は自然利子率を低下させると指摘している。そのうえで、こうしたもとでは、名目金利は実効下限に直面して需要不足に陥りやすくなり、物価上昇率が抑制されやすくなると指摘している（Katagiri, 2021 も、人口動態がインフレ率に及ぼす影響について、自然利子率チャンネルに着目して分析を行っている。Fujita and Fujiwara, 2023 は、生産性の高い熟練労働者の労働市場からの退出が、潜在成長率および自然利子率を押下げることで金融政策の有効性へと波及する可能性を分析している）。このほか、Katagiri, Konishi and Ueda (2020)では、世代重複モデルを用いて、政治経済学的視点から、人口高齢化が物価上昇率に及ぼす影響を論じている。Bobeica et al. (2017)は、高齢化はマクロの貯蓄率を低下させ、インフレ率を押上げる要因にもなり得ることを指摘している。

す影響に着目し、22 か国の多国間パネルデータを用いて、各国の世代別人口比率を説明変数に取り込んだフィリップス曲線を推計し、生産年齢人口比率と物価上昇率との間には、負の相関があることを報告している。[Aksoy et al. \(2019\)](#)も、OECD 加盟 21 か国の多国間パネルデータを用いたパネル VAR 分析を行い、同様の結果を報告している。[Dew-Becker and Gordon \(2005\)](#)では、生産性の変化が物価上昇率に及ぼす中長期的な影響に着目し、米国の長期マクロデータを用いて、供給要因として生産性伸び率を説明変数に取り込んだフィリップス曲線を推計した。その結果、物価上昇率と生産性伸び率との間には、長期的に負の相関があることを報告している。また、先行研究の中には、企業調達のグローバル化という長期トレンドに着目し、これが生産性ひいては自然産出量を通じて、物価上昇率に中長期的な影響を及ぼすとの議論もみられる。[Ascari and Fosso \(2024\)](#)では、企業調達のグローバル化トレンドが物価上昇率に及ぼす影響に着目し、米国のマクロデータを用いて、Trend-Cycle BVAR Decomposition により、トレンドインフレ率とその変動要因を推計した。その結果、安価な輸入中間財の流入が、トレンドインフレ率の押し下げに一定程度寄与している可能性を示唆する結果が得られたと報告している。

他方、需要面の影響を無視し得ないことを示唆する実証研究も見受けられる。たとえば人口動態の影響について、[Bobeica et al. \(2017\)](#)は、ユーロ圏内の多国間パネルデータを用いたベクトル誤差修正モデルを用いた分析により、生産年齢人口の伸び率と物価上昇率には正の相関関係があることを指摘し、需要面からの影響も相応にあることを示唆している。また、生産性の伸びについても、総じてみると、供給面からの物価下押し圧力の方が大きいものの、需要面からの影響で、下押し圧力の一部が相殺されるという見方もある（[Dew-Becker and Gordon, 2005](#); [Basu, Fernald and Kimball, 2006](#); [Kurmann and Sims, 2021](#)）。また、グローバル化についても、物価上昇率のトレンド成分への影響は限定的とする見方もある（[Forbes, 2019](#); [Kamber and Wong, 2020](#)）。

わが国の先行研究をみても、需要面からの影響は無視し得ない様子が窺われる。人口動態の影響に関していえば、[Lee, Lee and Miyamoto \(2024\)](#)は、日本の地域別パネルデータを用いたパネル分析を行い、人口動態と物価上昇率の関係は必ずしも統計的に有意とは言えないと報告している。同結果は、生産年齢人口の減少による供給面からの物価上押し圧力を、需要面から一定程度押し返している可能性があることを示唆しているとも考えられる⁶。生産性の影響についても、DSGE モデルを用いた分析である[齋藤ほか \(2012\)](#)において、資産価格バブルが崩壊した 1990 年代から 2000 年代にかけて、技術ショック（生産性ショック）による物価上昇率の押し上げ寄与が縮小してい

⁶ このほか、[Yoon, Kim and Lee \(2018\)](#)は、日本を含めた複数国で、人口変数と物価上昇率に関するパネル推計を行い、人口増加率と物価上昇率の間には正の関係がある一方、65 歳以上比率との間には負の関係が存在すると報告している。前者に対しては、人口増加に伴う総需要の増加ペースが総供給の拡大ペースより速いことに起因する可能性を指摘しており、後者に対しては、生産年齢人口と従属年齢人口における消費性向の違いに起因する可能性を指摘している。

ることを報告している⁷。この背景にあるメカニズムとして、[齋藤ほか \(2012\)](#)は、経済主体における成長期待の鈍化により、需要面から物価上昇率の押し下げ効果が働いた可能性を指摘している。[宮尾 \(2006\)](#)の VAR モデルによる分析でも、生産性の低下に対して物価上昇率が低下することを示唆している。

なお、供給・需要面のどちらの影響が大きくなるかについては、労働分配率の趨勢的な動向も、関係すると考えられる。労働生産性対比で実質賃金の伸びが継続的に抑制——賃金マークダウンが拡大——されれば、供給面からの物価下押し圧力が相対的に大きくなる可能性がある。実際、[Stansbury and Summers \(2020\)](#)で、労働者の賃金交渉力の趨勢的な低下が、米国における物価上昇率の長期的な抑制に繋がった可能性を指摘している。また、わが国でも、[日本銀行 \(2024b\)](#)において、[青木・高富・法眼 \(2023\)](#)による賃金マークダウンの分析を引用しつつ、賃金抑制傾向の強まりも、物価上昇率が長期にわたって低位に推移した一因となった可能性を指摘している。

本稿は、[Ascari and Fosso \(2024\)](#)を参考にしつつ、先行研究でトレンドインフレ率への影響が指摘されている上述の要因を識別し、影響度の定量化を試みている。また、分析にあたっては、自然産出量を規定する要因（労働供給や労働生産性）が、供給・需要両面からトレンドインフレ率に影響を及ぼし得るとの先行研究の示唆を踏まえ、本稿では、[Ascari and Fosso \(2024\)](#)の手法を拡張し、両サイドの影響を考慮できるかたちで要因分解を試みている（詳細は次節参照）⁸。

3 推計手法およびデータ

3.1 定式化

トレンドインフレ率は、2節で整理した通り、予想物価上昇率だけでなく、「自然産出量」の変動に応じて生じる AS 曲線のシフトや AD 曲線のシフトといった、複数の要因の影響を受ける可能性が指摘されている。これらの複数の要因を識別するためには、消費者物価だけでなく、複数の経済変数を用いて推計を行う必要がある。そこで本稿では、[Ascari and Fosso \(2024\)](#)で用いられている、Trend-Cycle BVAR Decomposition と呼ばれる、多変量 Unobserved Component モデルに基づき、トレンドインフレ率およびその要因分解を行う。

⁷ モデル詳細は [Fueki et al. \(2016\)](#)を参照。

⁸ 本稿では、労働生産性の変化がトレンドインフレ率に及ぼす影響という視点から分析を行っているが、最近の先行研究の中には、逆のメカニズムの存在を指摘する文献もある。たとえば、先行研究では、一般物価が緩やかに上昇することが、資源配分の効率性に資するとの指摘がみられる（たとえば [Adam and Weber 2019, 2023](#); [Santoro and Viviano, 2022](#); [Miyakawa et al., 2022](#); [猪熊・片桐・須藤, 2024](#)）。また、[片桐ほか \(2024\)](#)では、トレンドインフレ率の低下が生産活動の縮小などの影響を及ぼす可能性が指摘されている。

推計のポイントは、以下の通りである。第 1 に、物価上昇率を含めた観測変数は、定常過程のサイクル成分と非定常過程のトレンド成分という、2 つの観測できない状態変数により構成されていると仮定し、観測方程式として記述する。第 2 に、定常過程のサイクル成分は VAR (p) 過程に従い、非定常過程のトレンド成分は、単位根過程に従う構造要因により規定されると仮定し、それぞれ状態方程式として記述する。第 3 に、2 節での整理に基づきトレンド成分と長期の AS・AD 曲線のシフトに関連する構造要因との間に係数制約を設定することにより、構造要因を識別する。

以下では、具体的な定式化を説明する。

(観測方程式)

本稿では、経済変数の観測値（観測変数、 Y_t ）が、「サイクル成分（ \tilde{Y}_t ）」と「トレンド成分（ \bar{Y}_t ）」という直接観測できない 2 つの状態変数により構成されると仮定する。具体的には、観測方程式は、式(1)の通り表される。なお、 n は、本モデルで取り扱う観測変数の数を表す。

$$\underset{(n \times 1)}{Y_t} = \underset{(n \times 1)}{\tilde{Y}_t} + \underset{(n \times 1)}{\bar{Y}_t} \quad (1)$$

(状態方程式：サイクル成分)

サイクル成分（ \tilde{Y}_t ）は VAR (p) に従う定常過程であると仮定する。具体的には、サイクル成分の状態方程式は、式(2)の通り表される。なお、 \tilde{H}_t は、サイクル成分の分散共分散行列の時点 t における対角成分要素、 \tilde{F} は、対角成分が全て 1 の下三角行列を表す。

$$\underset{(n \times 1)}{\tilde{Y}_t} = \underset{(n \times n)}{\Phi_1} \underset{(n \times 1)}{\tilde{Y}_{t-1}} + \cdots + \underset{(n \times n)}{\Phi_p} \underset{(n \times 1)}{\tilde{Y}_{t-p}} + \underset{(n \times n)}{\tilde{F}} \underset{(n \times n)}{\tilde{H}_t} \underset{(n \times 1)}{\tilde{\varepsilon}_t} \quad (2)$$

(状態方程式：トレンド成分)

トレンド成分（ \bar{Y}_t ）は、直接観測することができない長期変動的な $q(\leq n)$ 個の「構造要因（ $\bar{\tau}_t$ ）」と、トレンド成分との関係を規定した因子負荷行列（ Λ ）の積により規定される。構造要因（ $\bar{\tau}_t$ ）は、先行研究に倣い、単位根過程に従う確率的トレンドであると想定する（例えば [Smets and Wouters, 2003](#); [Cogley and Sargent, 2005](#); [Ireland, 2007](#); [Stock and Watson, 2007](#); [Cogley and Sbordone, 2008](#); [Cogley, Primiceri and Sargent, 2010](#)）。具体的には、トレンド成分の状態方程式は、式(3)および式(4)の通り表される。なお、 \bar{H}_t は、トレンド成分の分散共分散行列の時点 t における対角成分要素を表す。

$$\bar{Y}_t = \underset{(n \times 1)}{\Lambda} \cdot \underset{(q \times 1)}{\bar{\tau}_t} \quad (3)$$

$$\bar{\tau}_t = \underset{(q \times 1)}{\bar{\tau}_{t-1}} + \underset{(q \times q)}{\bar{H}_t} \cdot \underset{(q \times 1)}{\bar{\varepsilon}_t} \quad (4)$$

(本稿で想定する構造要因)

トレンドインフレ率は、2 節での議論の通り、①自然産出量の変化に応じて生じる生産の変動（長期の AS 曲線のシフト）、②所得・支出の変動（長期の AD 曲線のシフト）、および③これらの要因により説明されない部分により規定されると整理できる。

このうち、自然産出量の変化に応じて生じる①生産の変動（長期の AS 曲線のシフト）は、労働供給の変動と、労働生産性の変動という、2 つの要因に細分化できる。さらに、労働生産性の変動は、輸入コストに起因する変動と、その他要因によって生じる変動という、2 つの要因に細分化できる。

そこで本稿では、自然産出量に応じて総供給を変動させる——長期の AS 曲線をシフトさせる——構造要因として、「労働供給要因（ ξ_t ）」「輸入コスト要因（ η_t 、労働生産性を通じた影響）」「その他労働生産性（輸入コスト以外の部分）要因（ α_t ）」の 3 つを想定する。さらに、所得・支出を変動させる——長期の AD 曲線をシフトさせる——構造要因として、「実質所得要因（ ζ_t ）」を想定する。最後に、推計されたトレンドインフレ率のうち、これら要因で説明できない部分を「物価固有要因（ π_t^* ）」と定義する。この要因には、予想物価上昇率の変動の影響も含まれると考えられる。本稿では、以上 5 つの構造要因を想定する。

(構造要因とトレンド成分の関係)

本稿では、5 つの構造要因を識別するために、以下の通り、6 種類の経済変数を観測変数として用いる：就業者数成長率（ e_t ）、輸入物価上昇率（ imp_t ）、一人当たり労働生産性成長率（ a_t ）、実質 GDP 成長率（ y_t ）、実質所得成長率（ w_t ）、消費者物価上昇率（ π_t ）。識別にあたっては、構造要因（ $\bar{\tau}_t$ ）と観測変数のトレンド（ \bar{Y}_t ）との間には、以下の式(3)'の関係が成り立つと想定する（ $\lambda_{kl} > 0$ ）⁹。

⁹ ここでは、構造要因と観測変数のトレンドの関係は、推計期間を通じて一定であると仮定している。こうした仮定について、頑健性確認の観点から、因子負荷行列 Λ が時変となることを許容したモデルも推計したが、概ね同様の分析結果が得られた。詳細については補論 C を参照。

$$\begin{bmatrix} \bar{\pi}_t \\ \bar{y}_t \\ \bar{e}_t \\ \bar{a}_t \\ \bar{imp}_t \\ \bar{w}_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\lambda_{11} & \lambda_{12} & -\lambda_{13} & \lambda_{14} & 1 \\ \lambda_{21} & -\lambda_{22} & \lambda_{23} & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\lambda_{42} & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \xi_t \\ \eta_t \\ \alpha_t \\ \zeta_t \\ \pi_t^* \end{bmatrix} \quad (3)'$$

構造要因のうち、労働供給要因 (ξ_t) は、就業者数トレンド (\bar{e}_t) により規定される。そのうえで、労働供給要因の増加は、実質 GDP トレンド (\bar{y}_t) を押し上げ、AS 曲線を右シフトさせる。結果として、トレンドインフレ率の押し下げに作用する。

輸入コスト要因 (η_t) は、輸入物価トレンド (\bar{imp}_t) により規定される。そのうえで、輸入物価要因の増加は、一人当たり労働生産性トレンド (\bar{a}_t) ひいては実質 GDP トレンド (\bar{y}_t) を押し下げる。これにより、AS 曲線を左シフトさせ、トレンドインフレ率の押し上げに作用する。

その他生産性要因 (α_t) は、一人当たり労働生産性トレンド (\bar{a}_t) のうち、輸入物価要因 (η_t) で説明されない、一人当たり労働生産性の固有要因として規定される。そのうえで、その他労働生産性要因の増加は、実質 GDP トレンド (\bar{y}_t) を押し上げ、AS 曲線を右シフトさせる。結果として、トレンドインフレ率の押し下げに作用する。

実質所得要因 (ζ_t) は、実質所得トレンド (\bar{w}_t) により規定される。そのうえで、実質所得要因の増加は、AD 曲線を右シフトさせる。結果として、トレンドインフレ率の押し上げに作用する。

物価固有要因 (π_t^*) は、消費者物価トレンド ($\bar{\pi}_t$) のうち、他の構造要因では説明されない、消費者物価の固有要因として規定される。そのうえで、物価固有要因の増加は、トレンドインフレ率の押し上げに作用する。なお、上述の通り、本要因には、中長期的な予想物価上昇率の変化の影響も含まれると考えられる。

(トレンド・サイクルの分散共分散行列)

トレンド成分とサイクル成分の分散共分散行列の対角成分要素 (\bar{H}_t および \tilde{H}_t) については、その (i, i) 成分および (j, j) 成分は、AR(1) に従う潜在変数 $\bar{h}_{i,t}$ と $\tilde{h}_{j,t}$ で規定される確率的ボラティリティモデルに従うとする¹⁰。

¹⁰ 本稿で導入した確率的ボラティリティモデルの詳細については、補論 A を参照。

3.2 推計手法

本稿では、同型のモデルを採用している先行研究と同様に、ギブズサンプラーと Metropolis-Hastings (MH) アルゴリズムの組み合わせによってモデルを推計する (Del Negro et al., 2017; Johannsen and Mertens, 2021; Ascari and Fosso, 2024; Maffei-Faccioli, 2025 など)。なおパラメータの事前分布および状態変数の初期値は、先行研究を参考に設定した¹¹。推計に当たっては、独立な 10 個のチェーンから 10,000 回のサンプリングを行い、それぞれについて最初の 9,000 回を Burn-in とし、最後に得られた合計 10,000 個のサンプルを事後分布からのサンプルとし、その中央値を採用した。また、サイクル成分の VAR (p) 過程におけるラグ次数 p は、BIC に従い 2 とした。

なお、状態空間モデルによる潜在変数の推計では、サンプル始期から各時点までのデータから抽出される推計値 (フィルタリング値) と、サンプル始期～終期までのフィルタリング値全ての情報を使って平滑化した推計値 (スムージング値) が得られる。本稿では、Nakajima (2023) と同様に、遡及改定幅が小さなフィルタリング値を用いることとした。また、次節で示すトレンドインフレ率は、変動要因との整合性を勘案して、変動要因の積み上げ値とした。

3.3 データ

本稿では、日本に加えて、米国のデータも用いて、それぞれの国のトレンドインフレ率を推計する。先行研究では、日本の物価上昇率は、米国に比べて、中央銀行の物価安定目標にアンカーされていないことが指摘されている (最近の研究としては Bems et al., 2021 等)。本稿の分析枠組みでもこうした傾向がみられるか確認する。具体的なデータおよび出所は、下表の通り¹²。推計期間は、1986/1Q から 2024/3Q。

¹¹ 事前分布と状態変数の初期値の詳細については、補論 A を参照。

¹² 本稿では、消費者物価のデータとして、日本は生鮮食品及びエネルギーを除く総合、米国は食料及びエネルギーを除く総合を用いた。これは、先行研究において、総合指数を用いて推計するよりも、分散が大きいことが先験的に分かっている品目を除いたコア指数を用いて推計したほうが、推計の安定性や先行き予測力が高いことが指摘されていることを踏まえたものである (Stock and Watson, 2016)。なお、補論 C では、頑健性確認の一環として、総合指数や生鮮食品のみを除いた指数を用いた推計値も示している。

表. 使用するデータ

変数	日本	米国
消費者物価	消費者物価指数 (総合除く生鮮食品・エネルギー)	個人消費支出デフレーター (総合除く食料・エネルギー)
生産	実質 GDP	実質 GDP
就業者数	就業者数 (労働力調査)	就業者数 (事業所調査)
労働生産性	就業者 1 人当たり実質 GDP	就業者 1 人当たり実質 GDP
輸入物価	輸入物価指数 (総平均除く石油・石炭・天然ガス、円)	輸入物価指数 (総平均除くエネルギー)
実質所得	1 人当たり実質賃金 (毎月勤労統計) × 就業者数 (労働力調査)	1 人当たり実質賃金 (事業所調査) × 就業者数 (事業所調査)

- (注) 1. いずれも季節調整済み対数階差年率。データ出所は、日本は厚生労働省、総務省、内閣府、日本銀行、米国は BEA、BLS。
2. 日本の消費者物価指数は消費税率引き上げの影響を除くベース。
3. 輸入物価は、サンプル期間中の貿易構造の変化の影響を勘案するため、輸入ペネトレーション比率 (名目輸入 ÷ 名目国内総供給) を掛け合わせた寄与度ベースとした。なお、輸入ペネトレーション比率の算出方法は以下の通り。日本は、SNA 年次推計結果を用いて得られる年次比率を、1 年を通じて変わらないと仮定して、四半期分割。その上で、HP フィルター ($\lambda=1600$) を用いて平滑化した値を用いた。米国は、OECD の年次推計結果を用いて得られる年次比率を、日本と同様の手法を用いて四半期化した。
4. 毎月勤労統計は 30 人以上の事業所を対象とした調査系列を使用。
5. 米国の就業者数および実質賃金は Production and Nonsupervisory Employees (Total Private)。賃金は CPI-U (All Items) を用いて実質化。

4 推計結果

本節では、前節で示した枠組みに基づき推計された日米のトレンドインフレ率の推計結果を示す。そのうえで、日本のトレンドインフレ率のヒストリカル分解を示し、時期ごとにみた特徴点を整理する。最後に、米国のトレンドインフレ率の分解結果を示し、日本との違いを比較検討する。

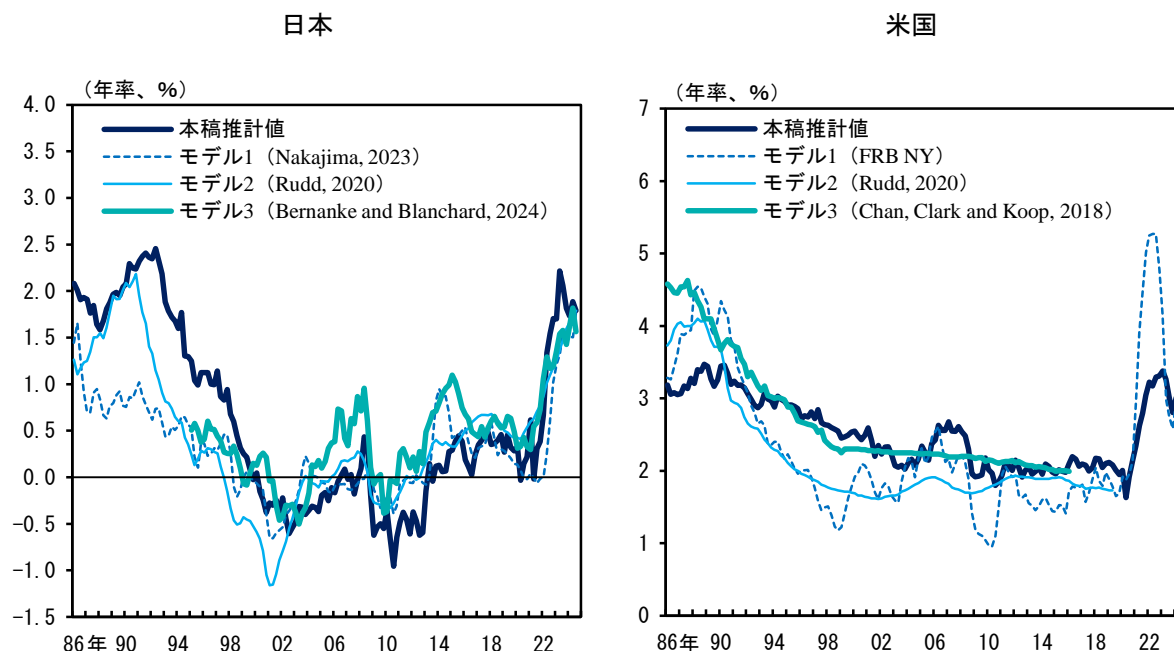
4.1 日米のトレンドインフレ率：先行研究との比較

図 2 では、本稿で推計された日米それぞれのトレンドインフレ率を、各国の先行研究による推計結果と併せて示している。

わが国における推計結果をみると、他の 3 つの先行研究による推計値を概ねトラッキングする姿となっている。即ち、わが国のトレンドインフレ率は、1990 年代前半に資産価格バブルが崩壊して以降、2000 年代前半にかけて、低下を続けた。その後、トレンドインフレ率は、一時的にプラスとなる局面もあったが、総じてみると、2010 年代初頭までマイナスの期間が長く続いた。2013 年に日本銀行が 2% の「物価安定の目標」や「量的・質的金融緩和」と呼ばれる大規模な金融緩和を導入すると、トレンドインフレ率はプラス転化したが、2% の水準まで上昇するには至らなかった。2020 年代に

入ると、トレンドインフレ率は水準を切り上げ、最近では2%近傍で推移している¹³。

図2. トrendインフレ率



(注) 米国の推計値は、モデル1が2024/1Qまで、モデル2が2019/2Qまで、モデル3が2016/1Qまで。
右図のモデル1 (FRB NY) の値は、ニューヨーク連邦準備銀行による Multivariate Core Trend Inflation 推計値。
詳細は <https://www.newyorkfed.org/research/policy/mct> を参照。

この間、米国における推計結果をみると、こちらも他の3つの先行研究による推計値を概ねトラックする姿となっている。即ち、米国のトレンドインフレ率は、1990年代から徐々に水準を切り下げていた。そして、他の先行研究（たとえば [Reis, 2020](#) 等）でも指摘されているように、2000年頃から、概ね2%台で安定的に推移していた様子が窺われる。その後、2020年代に入り、他の先行研究と同様に、トレンドインフレ率は水準を大きく切り上げた。足もとでは水準を幾分戻し、他の先行研究と同様に、概ね2%台後半の水準で推移している。

4.2 トrendインフレ率の要因分解

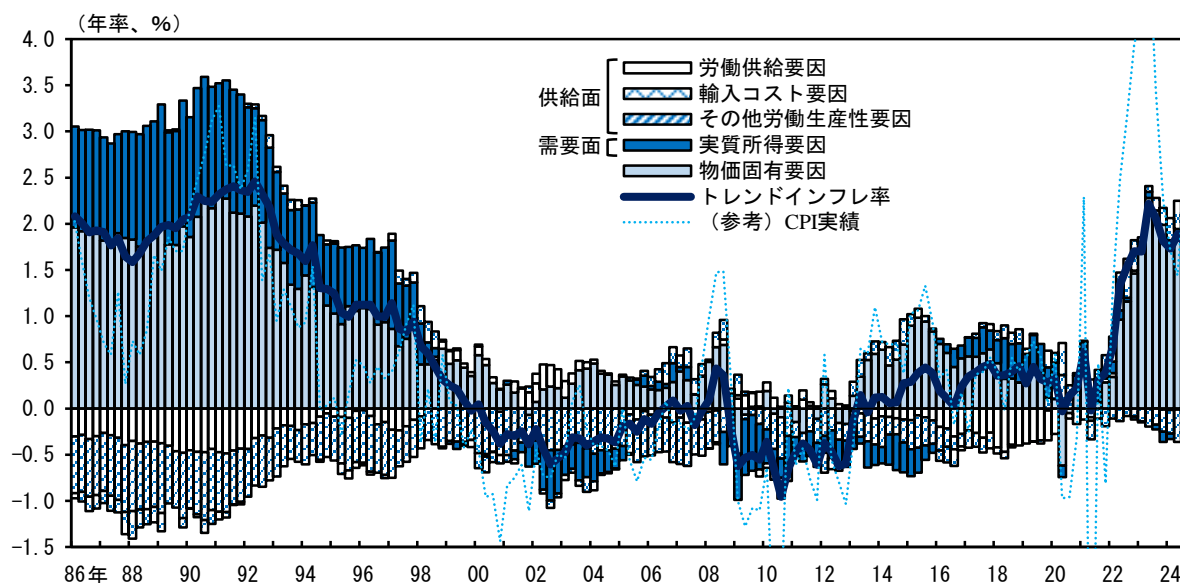
本節では、はじめに、わが国のトレンドインフレ率の要因分解の結果を概観する。わが国のトレンドインフレ率が、その時々でどのような要因により変動していたか、先行研究で示された見解も交えながら議論する。そのうえで、米国のヒストリカル分解の結果と比較し、日米でどのような違いがあるか検証する。

¹³ 但し、直近の推計値については、推計データの延長等により変わり得るため、一定の幅を持つてみる必要がある。

（わが国のトレンドインフレ率の時系列推移）

図 3 では、わが国におけるトレンドインフレ率を、3.1 節で示した要因に寄与度分解した結果を示している。以下では、サンプル期間を幾つかのフェーズに分けたうえで、その特徴点を説明する。

図 3. わが国のトレンドインフレ率の要因分解



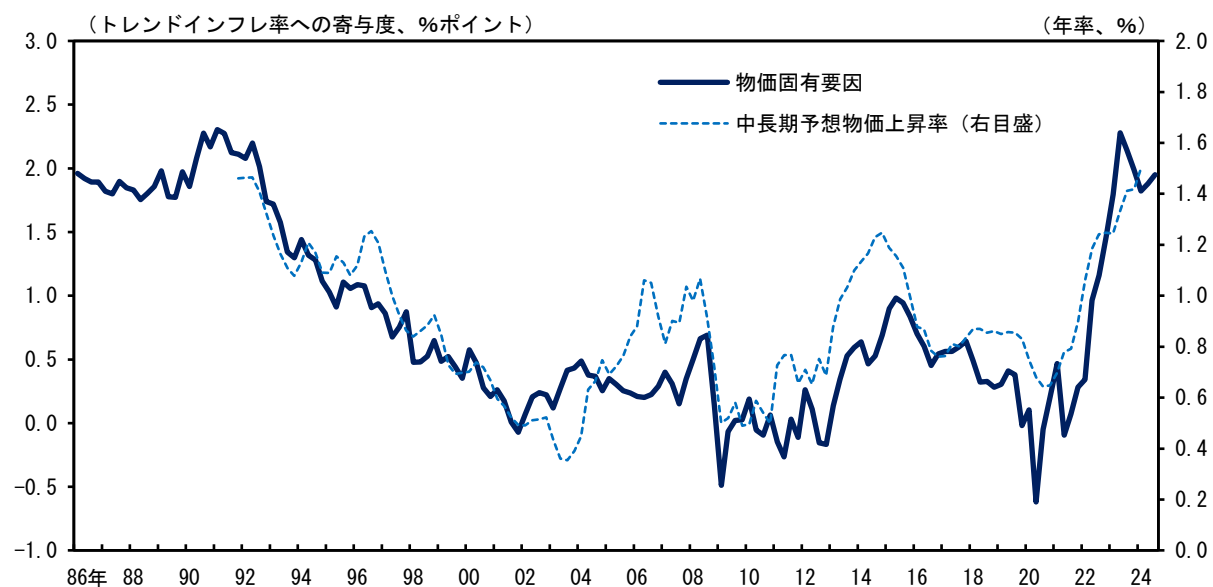
（注）「輸入コスト要因」は、輸入コストの変動が、生産性ひいては AS 曲線を変動させることを通じ、トレンドインフレ率に及ぼす影響。「その他労働生産性要因」は、労働生産性要因のうち、「輸入コスト要因」以外の寄与度。

1980 年代後半～1990 年代初頭までの期間をみると、トレンドインフレ率は、振れを伴いつつも、概ね 2% 近傍で推移していた様子が窺われる。その内訳をみると、供給面からは、就業者数の増加や労働生産性の高まりによる自然産出量の増加を映じ、トレンドインフレ率に下押し圧力が加わっていた様子が窺われる。他方、こうした自然産出量の増加は実質所得の増加ももたらした。この結果、需要面から、トレンドインフレ率には上押し圧力が加わっていた様子も窺われる。このように、供給面からの下押し圧力と需要面からの上押し圧力が相殺しあう中で、トレンドインフレ率は、物価固有要因を中心に、2% 近傍で推移していたことが窺われる。

1990 年代初頭から 2000 年代初頭にかけては、こうした傾向に変化が生じる。推計結果をみると、トレンドインフレ率は、物価固有要因のプラス寄与が縮小するもとの、徐々に低下していた様子が窺われる。物価固有要因は、トレンドインフレ率のうち、他の構造要因では説明されない部分として推計されており、中長期的な予想物価上昇率の変化の影響も、反映されていると考えられる。実際、物価固有要因の寄与度と、中長期予想物価上昇率を比較すると、似た動きとなっている様子が窺われる（図 4）。1990 年代初頭から 2000 年代にかけては、経済主体が予想物価上昇率を下方改定していった時期であった。こうした予想物価上昇率の低下が、トレンドインフレ率の押し

下げに繋がった可能性が窺われる。

図 4. 物価固有要因の寄与度と予想物価上昇率の推移



(注) 中長期予想物価上昇率は、企業、家計、専門家によるインフレ予想について、主成分分析を用いて共通成分を抽出したもの。詳細については長田・中澤 (2024) を参照。

(出所) 日本銀行、Bloomberg、Consensus Economics 「コンセンサス・フォーキャスト」、QUICK 「QUICK 月次調査<債券>」

なお、この期間における他の要因の動向をみると、供給面（労働供給要因や労働生産性要因）からのトレンドインフレ率の下押し効果は縮小していた。当時を振り返ると、少子高齢化に伴い、労働力人口の伸びが徐々に縮小していた。また、1990 年代初頭の資産価格バブル崩壊を受けて企業が投資を抑制する中、資本蓄積や研究開発も停滞し、労働生産性の伸び率も鈍化していた¹⁴。他方、需要面をみると、実質所得要因の伸びも、労働供給要因や労働生産性要因と概ねバランスする形で、鈍化していた。こうしたもとで、物価固有要因の寄与が縮小する中で、トレンドインフレ率は低下していった。

その後、2000 年代初頭から 2010 年代初頭にかけては、トレンドインフレ率は、一時的にプラスとなる局面があったものの、総じてみると、ゼロ近傍ないしマイナス圏で推移した。内訳をみると、物価固有要因の寄与が、2000 年代初頭から、長きにわたって低迷していた様子が窺われる。渡辺 (2022, 2024) や Aoki, Ichieue and Okuda (2019) では、家計の間で先行き物価が上がらないとの予想が定着し、値上げが受け入れられなくなると、企業は価格据え置き慣行を強めることが指摘されている。こうしたメカ

¹⁴ 労働生産性の伸び率低下には、企業の投資抑制という資産価格バブル崩壊による直接的な影響に加え、銀行部門を通じた間接的な効果（例：追い貸し等による資源配分の非効率化<1990 年代前半>、貸し渋りや貸し剥がしによる投資の更なる抑制<1990 年代後半～2000 年代初頭>）も指摘されている。なお、1990 年代以降におけるわが国の労働生産性の伸び率低下については、宮川 (2006) や亀田 (2009) で包括的に議論されている。近年の動向については八木・古川・中島 (2023) において議論されている。

ニズムを通じて、ますます物価が上がりにくいとの慣行や考え方が強化され、予想物価上昇率の長期低迷につながった。こうした動きが、物価固有要因の低迷に反映されている可能性がある。

また、この期間の特徴として、1990年代までと異なり、供給面を通じた影響（労働供給要因、労働生産性要因の合計の寄与度）と、需要面を通じた影響（実質所得要因の寄与度）が相殺されなくなった点も、指摘することができる。実質所得の伸びが、労働供給や労働生産性対比で抑制されたことが、需要面を通じて、トレンドインフレ率の押し下げに繋がった可能性が窺われる。わが国では、1990年代初頭の資産価格バブル崩壊以降、企業を取り巻く競争環境が激化するもとの、企業が生産性対比で賃金を抑制し、収益を確保する動きが強まっていたことが、先行研究で指摘されている（青木・高富・法眼, 2023）。また労働者サイドも、賃金上昇よりも正規雇用の安定を優先する傾向を強めていた（日本銀行, 2024b）。実際、わが国の労働分配率をみても、振れを伴いつつ、2000年代から水準を徐々に切り下げていた様子が窺われる¹⁵。本稿の分析からは、こうした家計への分配面の趨勢的な変化も、トレンドインフレ率の低迷の要因となった可能性が窺われる。

2013年以降をみると、それまでマイナス圏で推移していたトレンドインフレ率は、物価固有要因を中心に、プラス転化している。日本銀行では、2013年1月に2%の「物価安定の目標」を、同年4月には「量的・質的金融緩和」と呼ばれる大規模な金融緩和を導入した。こうしたもとの、中長期の予想物価上昇率も高まった時期であった。こうした予想の上昇が、トレンドインフレ率の押し上げに寄与した可能性が考えられる。

ただし、こうしたトレンドインフレ率の上昇は、2010年代半ば頃で止まっている。内訳をみると、物価固有要因のプラス寄与拡大が頭打ちとなったことが主因である様子が窺われる。この時期を振り返ると、原油価格の大幅な下落が続く中で、予想物価上昇率も低下していた時期であり、こうした予想物価上昇率の影響が、トレンドインフレ率の頭打ちの背景にある可能性が考えられる。

2010年代後半にかけては、物価固有要因以外の項目においても、特徴的な変化があった。労働供給要因は、この間の女性・高齢者を中心に労働参加が大きく進むもとの、トレンドインフレ率の下押し圧力として作用した。他方、こうした労働参加の進展は、マクロ的な実質所得の伸びにもつながった。こうしたもとの、トレンドインフレ率は、物価固有要因により牽引されるという、1990年代のような構図に回帰したと考えられる。

2020年代初頭以降におけるトレンドインフレ率の動きをみると、インフレ実績が

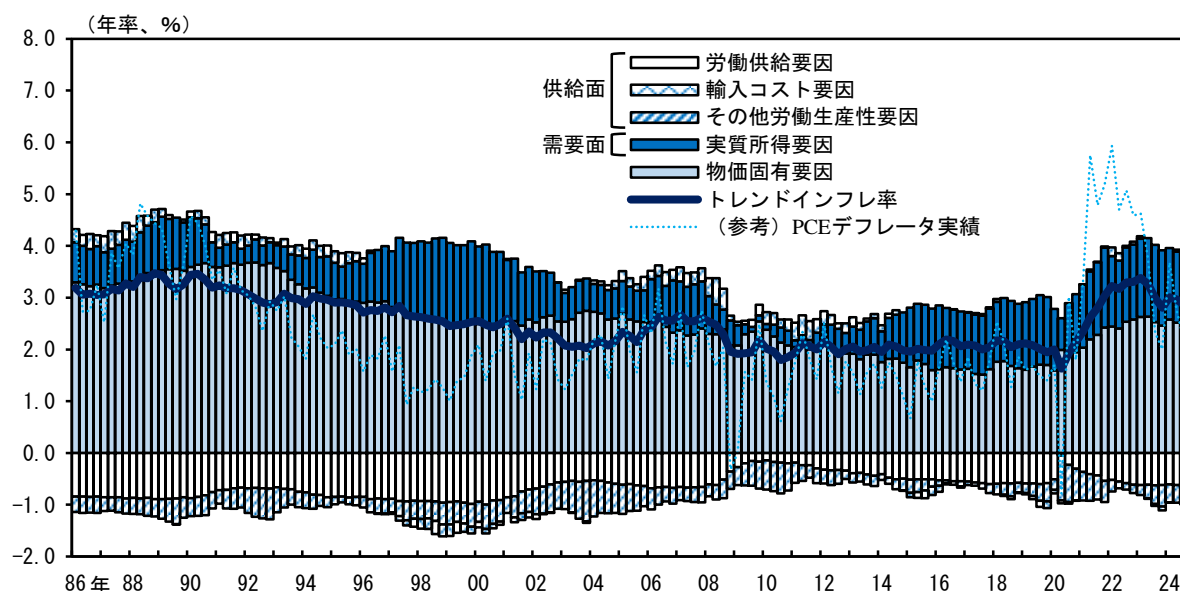
¹⁵ 2000年代以降、わが国の労働分配率が趨勢的に低下を続けた背景をまとめた近年の文献としては、たとえば羽田・権・井尻 (2021)が挙げられる。

2%を上回るようになった2022年頃より徐々に高まり始め、足もとにかけては2%近傍となっている。こうした動きは、中長期の予想物価上昇率の動きとも似ている。わが国の経済主体は、適合的に予想を形成するという性質が、他の先進国に比べ強いことが指摘されている（Ehrmann, 2015; 西野ほか, 2016）。また、家計の予想形成について分析した近年の研究では、とくに物価上昇率の実績が大幅に変動している局面では、その時々インフレ実績の情報が予想に反映されやすいという性質も報告されている（藤井・中野・高富, 2025）。こうしたわが国の経済主体の予想形成の特性が予想物価上昇率を押し上げ、それがトレンドインフレ率にも表れていると解釈することもできると考えられる¹⁶。

（米国との比較）

図5は、米国におけるトレンドインフレ率の要因分解の結果を示している。米国では、全体として、労働供給や労働生産性といった供給面からの下押し圧力と、実質所得の増加を通じた需要面からの上押し圧力が互いに相殺しあう傾向にある。わが国と異なり、移民等もあって労働力人口の増加トレンドが続く中で、自然産出量が相応のペースで伸び続け、それが所得として分配されてきた点を映じていると考えられる。そうしたもとで、予想物価上昇率等の動きを映じていると考えられる物価固有要因が牽引する形で、トレンドインフレ率の水準が決まっていると解釈できる。この点は、

図5. 米国のトレンドインフレ率の要因分解



(注)「輸入コスト要因」は、輸入コストの変動が、生産性ひいてはAS 曲線を変動させることを通じ、トレンドインフレ率に及ぼす影響。「その他労働生産性要因」は、労働生産性要因のうち、「輸入コスト要因」以外の寄与度。

¹⁶ 但し、直近の推計値については、推計データの延長等により変わり得るため、一定の幅を持つてみる必要がある。

2000～2010 年代にかけてのわが国の姿とは対照的と言える。

特に、1990 年代後半から 2000 年頃以降は、供給面からのトレンドインフレ率の下押し圧力の寄与度と、需要面からの上押し圧力の寄与度が相殺されるもとで、トレンドインフレ率も概ね 2% 近傍でアンカーされてきた様子が窺われる¹⁷。この点も、物価固有要因の変動幅は大きいわが国とは対照的な姿となっている。

なお、2020 年代以降は、わが国と同様、米国でも、トレンドインフレ率が上昇している様子が窺われる。内訳をみると、物価固有要因がプラス寄与を拡大させている。この点は、中長期的な予想物価上昇率の挙動とも似ている¹⁸。さらに、実質所得要因も、近年の人件費上昇傾向を映じて、プラス寄与を拡大させている。こうした変化も、トレンドインフレ率の押し上げに寄与している可能性が考えられる。

5 おわりに

本稿では、Trend-Cycle BVAR Decomposition を用いて、わが国のトレンドインフレ率を推計するとともに、その変動要因の分解を行った。そのうえで、わが国の物価上昇率が、1990 年代後半からトレンドとして低下し、その後長い期間にわたって低い水準にとどまった背景について、予想物価上昇率や人口動態、生産性といったわが国経済の構造的な要因に着目しつつ、議論した。また、同様の手法を米国にも適用し、両国のトレンドインフレ率とその変動要因の比較も行った。

本稿の主要な結果を振り返ると、以下の通りである。第 1 に、1990 年代初に資産価格バブルが崩壊して以降、わが国のトレンドインフレ率は、徐々に水準を切り下げていったことが確認された。この時期、中長期の予想物価上昇率も低下しており、本稿の結果はこうした動きと整合的となっている。第 2 に、2000 年代から 2010 年代初頭にかけては、実質所得の伸びが労働供給や労働生産性対比で抑制されたことも、需要面からトレンドインフレ率の押し下げに繋がった可能性があることが確認された。第 3 に、2010 年代に入り、大規模な金融緩和が開始されると、物価固有要因を中心に、トレンドインフレ率がプラス転化していることが確認された。こうした動きは、日本銀行が 2% の「物価安定の目標」や大規模な金融緩和を導入するもとで、中長期の予想物価上昇率が上昇していった動きとも整合的となっている。第 4 に、2020 年代以降をみると、トレンドインフレ率が 2% 近傍まで上昇している。これらの分析結果を踏まえると、物価上昇率のトレンドをみるうえでは、予想物価上昇率だけではなく、労働供給、労働生産性、労働分配率といった経済の中長期的な構造要因の動向にも注意

¹⁷ 米国のトレンドインフレ率ないし中長期的な予想物価上昇率がアンカーされるようになった一因として、先行研究では、1990 年代以降、FRB が金融政策運営の透明性向上に向けた諸施策を講じてきたことが指摘されている。詳しくは、[Daly \(2022\)](#)を参照。

¹⁸ たとえばミシガン大調査における家計の中長期（5 年先）の予想物価上昇率をみると、2019 年に 2.4% であったのが、2024 年には 3.0% にまで上昇している。

を払うことが重要であると言える。

なお、本稿には、残された分析上の課題もある。特に、トレンドインフレ率の主要な変動要因の1つである物価固有要因が、どのような要素により規定されているかとの点は、分析上の重要な論点の1つと言える。3節で示した通り、物価固有要因は、中長期的な予想物価上昇率と動きが類似しており、予想物価上昇率の形成メカニズムと連関している可能性が考えられる。わが国の経済主体の期待形成の特性が、物価固有要因にどのような影響を及ぼしているかといった論点は、今後の分析課題であると考えられる。

参考文献

- 青木浩介・高富康介・法眼吉彦（2023）、「わが国企業の価格マークアップと賃金設定行動」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、23-J-4
- 猪熊宏士・片桐満・須藤直（2024）、「イノベーションの選択と製品サイクルが最適トレンドインフレ率に与える含意」、日本銀行金融研究所ディスカッションペーパーシリーズ、2024-J-21
- 大森裕浩・渡部敏明（2008）、「MCMC とその確率的ボラティリティ変動モデルへの応用」、国友直人・山本拓（編）『21 世紀の統計科学 I 社会・経済と統計科学』、東京大学出版会
- 長田充弘・中澤崇（2024）、「期間構造や予測力からみたインフレ予想指標の有用性」、日銀レビュー・シリーズ、No.2024-J-5
- 開発壮平・中野将吾・山本弘樹（2024）、「中長期インフレ予想の変動が経済・物価へ及ぼす影響」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、24-J-20
- 片桐満・小田剛正・小川泰堯・篠原武史・須藤直（2024）、「人口動態と家計の貯蓄・投資動向」、日銀リサーチラボ・シリーズ、No.24-J-3
- 亀田制作（2009）、「わが国の生産性を巡る論点 ～2000 年以降の生産性動向をどのように評価するか～」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、09-J-11
- 齋藤雅士・笛木琢治・福永一郎・米山俊一（2012）、「日本の構造問題と物価変動：ニューケインジアン理論に基づく概念整理とマクロモデルによる分析」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、12-J-2
- 白川方明（2012）、「人口動態の変化とマクロ経済パフォーマンスー日本の経験からー」、日本銀行金融研究所主催 2012 年国際コンファランスにおける開会挨拶の邦訳、2012 年 5 月 30 日
- 高橋耕史（2016）、「トレンド・インフレ率の新推計ートレンド・インフレ率推計システム（TIPS）の開発と分析結果ー」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、16-J-12
- 西野孝佑・山本弘樹・北原潤・永幡崇（2016）「『量的・質的金融緩和』の 3 年間における予想物価上昇率の変化」、日銀レビュー・シリーズ、2016-J-17
- 日本銀行（2024a）、「経済・物価情勢の展望（2024 年 4 月）」
- 日本銀行（2024b）、「金融政策の多角的レビュー」
- 羽田翔・権赫旭・井尻直彦（2021）、「日本における労働分配率の決定要因分析」、RIETI

Policy Discussion Paper Series、21-J-006

福永一郎・法眼吉彦・伊藤洋二郎・金井健司・土田悟司（2024）、「わが国の潜在成長率と物価・賃金の関係を巡る論点」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、24-J-17

福永一郎・法眼吉彦・上野陽一（2024）、「過去 25 年間のわが国経済・物価情勢：先行研究と論点整理」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、24-J-10

藤井豪・中野将吾・高富康介（2025）、「家計の中長期インフレ予想の形成メカニズム—過去経験・インフレレジームの果たす役割—」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、25-J-3

宮尾龍蔵（2006）、「日本経済の変動要因：生産性ショックの役割」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、06-J-1

宮川努（2006）、「生産性の経済学—我々の理解はどこまで進んだか—」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、06-J-6

八木智之・古川角歩・中島上智（2023）、「わが国の生産性動向—近年の事実整理とポストコロナに向けた展望—」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、22-J-3

渡辺努（2022）、『物価とは何か』、講談社

———（2024）、『物価を考える：デフレの謎、インフレの謎』、日本経済新聞出版

Adam, K. and H. Weber (2019), "Optimal trend inflation," *American Economic Review*, 109(2), 702-737.

———（2023）, "Estimating the Optimal Inflation Target from Trends in Relative Prices," *American Economic Journal: Macroeconomics*, 15(3), 1-42.

Aksoy, Y., H. S. Basso, R. P. Smith, and T. Grasl (2019), "Demographic structure and macroeconomic trends," *American Economic Journal: Macroeconomics*, 11(1), 193-222.

Aoki, K., H. Ichiue and T. Okuda (2019), "Consumers' Price Beliefs, Central Bank Communication, and Inflation Dynamics," Bank of Japan Working Paper Series 19-E-14, Bank of Japan.

Ascari, G. and A. M. Sbordone (2014), "The Macroeconomics of Trend Inflation," *Journal of Economic Literature*, 52(3), 679-739.

Ascari, G. and L. Fosso (2024), "The International Dimension of Trend Inflation," *Journal of International Economics*, 148, 103896.

- Basu, S., J. G. Fernald and M. S. Kimball (2006), "Are Technology Improvements Contractionary?" *American Economic Review*, 96(5), 1418-1448.
- Bems, R., F. Caselli, F. Grigoli and B. Gruss (2021), "Expectations' Anchoring and Inflation Persistence," *Journal of International Economics*, 132, 103516.
- Bernanke, B. and O. Blanchard (2025), "What Caused the US Pandemic-Era Inflation?," *American Economic Journal: Macroeconomics*, 17(3), 1-35.
- Bobeica, E., E. Lis, C. Nickel, and Y. Sun (2017), "Demographics and Inflation," Working Paper Series, 2006, European Central Bank.
- Chan, J. C. C., T. E. Clark and G. Koop (2018) "A New Model of Inflation, Trend Inflation, and Long-Run Inflation Expectations," *Journal of Money, Credit and Banking*, 50(1), 5-53.
- Clark, T. E. (2011), "Real-Time Density Forecasts from Bayesian Vector Autoregressions with Stochastic Volatility," *Journal of Business & Economic Statistics*, 29(3), 327-341.
- Cogley, T. and T. J. Sargent (2005), "Drifts and Volatilities: Monetary Policies and Outcomes in the Post-WWII US," *Review of Economic Dynamics*, 8(2), 262-302.
- Cogley, T. and A. M. Sbordone (2008), "Trend Inflation, Indexation, and Inflation Persistence in the New Keynesian Phillips Curve," *American Economic Review*, 98(5), 2101-2126.
- Cogley, T., G. E. Primiceri and T. J. Sargent (2010), "Inflation-Gap Persistence in the US," *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2(1), 43-69.
- Coibion, O., Y. Gorodnichenko and R. Kamdar (2018), "The Formation of Expectations, Inflation, and the Phillips Curve," *Journal of Economic Literature*, 56(4).
- Daly, M. C. (2022), "This Time is Different...Because We Are," FRBSF Economic Letter, 2022-05, Federal Reserve Bank of San Francisco.
- Del Negro, M., D. Giannone, M. P. Giannoni, and A. Tambalotti (2017), "Safety, Liquidity, and the Natural Rate of Interest," *Brookings Papers on Economic Activity*, 2017(1), 235-316.
- Dew-Becker, I. and R. J. Gordon (2005), "Where Did the Productivity Growth Go? Inflation Dynamics and the Distribution of Income," *Brookings Papers on Economic Activity*, 2005(2), 67-150.
- Dornbusch, R., S. Fischer and R. Startz (2008), *Macroeconomics tenth edition*, McGraw-Hill.
- Durbin, J. and S. J. Koopman (2002), "A Simple and Efficient Simulation Smoother for State Space Time Series Analysis," *Biometrika*, 89(3), 603-616.

- Eggertsson, G. B., N. R. Mehrotra and J. A. Robbins (2019), "A Model of Secular Stagnation: Theory and Quantitative Evaluation," *American Economic Journal: Macroeconomics*, 11(1), 1-48.
- Ehrmann, M. (2015), "Targeting Inflation from Below: How Do Inflation Expectations Behave?" *International Journal of Central Banking*, 11(4), 213-249.
- Forbes, K. J. (2019), "Inflation Dynamics: Dead, Dormant, or Determined Abroad?" *Brookings Papers on Economic Activity*, Fall 2019, 257-319.
- Fueki, T., I. Fukunaga, H. Ichiue and T. Shirota (2016), "Measuring Potential Growth with an Estimated DSGE Model of Japan's Economy," *International Journal of Central Banking*, 12(1), 1-32.
- Fuhrer, J. (2012), "The Role of Expectations in Inflation Dynamics," *International Journal of Central Banking*, 8, 137-165.
- Fujita, S. and I. Fujiwara (2023), "Aging and the Real Interest Rate in Japan: A Labor Market Channel," *Journal of the Japanese and International Economies*, 69, 101262.
- Goodhart, C. A. E. and M. Pradhan (2020), *The Great Demographic Reversal: Ageing Societies, Waning Inequality, and an Inflation Revival*, Palgrave Macmillan.
- Ireland, P. N. (2007), "Changes in the Federal Reserve's Inflation Target: Causes and Consequences," *Journal of Money, Credit and Banking*, 39(8), 1851-1882.
- Johannsen, B. K. and E. Mertens (2021), "A Time-Series Model of Interest Rates with the Effective Lower Bound," *Journal of Money, Credit and Banking*, 53(5), 1005-1046.
- Juselius, M. and E. Takats (2021), "Inflation and Demography through Time," *Journal of Economic Dynamics and Control*, 128, 104136.
- Kaihatsu, S. and J. Nakajima (2018), "Has Trend Inflation Shifted?: An Empirical Analysis with an Equally-Spaced Regime-Switching Model," *Economic Analysis and Policy*, 59, 69-83.
- Kamber, G. and B. Wong (2020), "Global Factors and Trend Inflation," *Journal of International Economics*, 122, 103265.
- Katagiri, M., H. Konishi and K. Ueda (2020), "Aging and Deflation from a Fiscal Perspective," *Journal of Monetary Economics*, 111, 1-15.
- Katagiri, M. (2021), "Economic Consequences of Population Aging in Japan: Effects Through Changes in Demand Structure," *The Singapore Economic Review*, 66(06), 1709-1731.
- Kato, R., J. Maih and S. Nishiyama (2022), "Trend Inflation in the Japanese Pre-2000s: A

- Markov-Switching DSGE Estimation," Discussion Paper, 2212, Graduate School of Economics, Kobe University.
- Kim, S., N. Shephard and S. Chib (1998), "Stochastic Volatility: Likelihood Inference and Comparison with ARCH Models," *The Review of Economic Studies*, 65(3), 361-393.
- Kozicki, S. and P. A. Tinsley (2012), "Effective Use of Survey Information in Estimating the Evolution of Expected Inflation," *Journal of Money, Credit and Banking*, 44(1), 145-169.
- Kurmann, A. and E. Sims (2021), "Revisions in Utilization-Adjusted TFP and Robust Identification of News Shocks," *Review of Economics and Statistics*, 103(2), 216-235.
- Lee, J., J. Lee and H. Miyamoto (2024), "Aging and Inflation? Regional Evidence from Japan and the US," *Economics Letters*, 235, 111569.
- Maffei-Faccioli, N. (2025), "Identifying the sources of the slowdown in growth: Demand versus supply," *Journal of Applied Econometrics*, 40(2), 181-194.
- Mankiw, G. N. (2022), *Macroeconomics Eleventh Edition*, Macmillan Learning.
- Miyakawa, D., K. Oikawa and K. Ueda (2022), "Reallocation Effects of Monetary Policy," *International Economic Review*, 63(2), 947-975.
- Nakajima, J. (2023), "Estimating Trend Inflation in a Regime-Switching Phillips Curve," Discussion Paper Series A, 750, Institute of Economic Research, Hitotsubashi University.
- Nakamura, K., S. Nakano, M. Osada, and H. Yamamoto (2024), "What Caused the Pandemic-Era Inflation?: Application of the Bernanke-Blanchard Model to Japan," Bank of Japan Working Paper Series, 24-E-1, Bank of Japan.
- Nishizaki, K., T. Sekine and Y. Ueno (2014), "Chronic Deflation in Japan," *Asian Economic Policy Review*, 9(1), 20-39.
- Okimoto, T. (2019), "Trend Inflation and Monetary Policy Regimes in Japan," *Journal of International Money and Finance*, 92, 137-152.
- Omori, Y., S. Chib, N. Shephard and J. Nakajima (2007), "Stochastic Volatility with Leverage: Fast and Efficient Likelihood Inference," *Journal of Econometrics*, 140(2), 425-449.
- Quah, D. and S. P. Vahey (1995), "Measuring Core Inflation," *The Economic Journal*, 105(432), 1130-1144.
- Reis, R. (2020), "The Anchoring of Long-Run Inflation Expectations Today," Keynote Speech at the BIS-BSP Conference on Inflation Dynamics in Asia and the Pacific, Bank for International Settlement.

- Rudd, J. B. (2020), "Underlying Inflation: Its Measurement and Significance," FEDS Notes, September 18, 2020, Board of Governors of the Federal Reserve System.
- Santoro, S. and E. Viviano (2022), "Optimal Trend Inflation, Misallocation and the Pass-Through of Labour Costs to Prices," Working Paper Series, 2761, European Central Bank.
- Shephard, N. and M. K. Pitt (1997), "Likelihood Analysis of Non-Gaussian Measurement Time Series," *Biometrika*, 84(3), 653-667.
- Smets, F. and R. Wouters (2003), "An Estimated Dynamic Stochastic General Equilibrium Model of the Euro Area," *Journal of the European Economic Association*, 1(5), 1123-1175.
- Stansbury, A. and L. H. Summers (2020), "Declining Worker Power and American Economic Performance," *Brookings Papers on Economic Activity*, Spring 2020, 1-96.
- Stock, J. H. and M. W. Watson (2007), "Why Has US Inflation Become Harder to Forecast?" *Journal of Money, Credit and Banking*, 39, 3-33.
- (2016), "Core Inflation and Trend Inflation," *Review of Economics and Statistics*, 98(4), 770-784.
- Summers, L. H. (2014), "U.S. Economic Prospects: Secular Stagnation, Hysteresis, and the Zero Lower Bound," *Business Economics*, 49(2), 65-73.
- Ueno, Y. (2024), "Linkage between Wage and Price Inflation in Japan," Bank of Japan Working Paper Series, 24-E-7, Bank of Japan.
- Watanabe, T. and Y. Omori (2004), "A Multi-Move Sampler for Estimating Non-Gaussian Time Series Models: Comments on Shephard & Pitt (1997)," *Biometrika*, 246-248.
- Yoon, J. W., J. Kim and J. Lee (2018), "Impact of Demographic Changes on Inflation and the Macroeconomy," *KDI Journal of Economic Policy*, 40(1), 1-30.

補論 A : 推計の前提

本補論では、モデルの詳細、パラメータの事前分布、状態変数、推定アルゴリズムについて説明する。

(定式化)

本稿で用いるモデルは以下のように表すことができる。

<観測方程式>

$$Y_t = CX_t + Ru_t \quad (\text{A.1})$$

$$\text{ただし、} \quad C = [A \quad I \quad 0]$$

$$X_t = \begin{bmatrix} \bar{\tau}_t \\ \tilde{Y}_t \\ \vdots \\ \tilde{Y}_{t-p+1} \end{bmatrix}$$

<状態方程式>

$$X_t = AX_{t-1} + H_t \varepsilon_t \quad (\text{A.2})$$

ただし、

$$A = \begin{bmatrix} I & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & \Phi_1 & \Phi_1 & \dots & \Phi_{p-1} & \Phi_p \\ 0 & I & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I & & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I & 0 \end{bmatrix}$$

$$H_t = \begin{bmatrix} \bar{H}_t & 0 \\ 0 & \tilde{F} \tilde{H}_t \\ \vdots & \vdots \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\bar{H}_t = \begin{bmatrix} \exp(\bar{h}_{1,t}/2) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \exp(\bar{h}_{q,t}/2) \end{bmatrix}$$

$$\tilde{H}_t = \begin{bmatrix} \exp(\tilde{h}_{1,t}/2) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \exp(\tilde{h}_{n,t}/2) \end{bmatrix}$$

$$\tilde{F} = \begin{bmatrix} 1 & & \dots & & 0 \\ f_{2,1} & 1 & & & \\ f_{3,1} & f_{3,2} & \ddots & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & 1 & 0 \\ f_{n,1} & f_{n,2} & \dots & f_{n,n-1} & 1 \end{bmatrix}$$

< 確率的ボラティリティ (トレンド・サイクル) >

$$\bar{h}_{i,t} - \bar{\mu}_i = \bar{\psi}_i(\bar{h}_{i,t-1} - \bar{\mu}_i) + \bar{\gamma}_i \bar{v}_{i,t} \quad (\text{A.3})$$

$$\tilde{h}_{j,t} - \tilde{\mu}_j = \tilde{\psi}_j(\tilde{h}_{j,t-1} - \tilde{\mu}_j) + \tilde{\gamma}_j \tilde{v}_{j,t} \quad (\text{A.4})$$

(状態変数の初期分布)

本稿で用いる状態変数の初期分布の作成方法は以下のとおりである。

表 A1. 状態変数の初期分布

	変数名	初期分布
$\bar{\tau}_0$	構造要因	$\bar{\tau}_0 \sim \mathcal{N}(\mu_{\bar{\tau}}, \Sigma_{\bar{\tau}})$
\bar{Y}_0	サイクル成分	$\bar{Y}_0 \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_{\bar{Y}})$
$\bar{h}_{i,0}$	構造要因 <i>i</i> のボラティリティ	$\bar{h}_{i,0} \sim \mathcal{N}(\mu_{\bar{h}_i}, \sigma_{\bar{h}_i}^2)$
$\tilde{h}_{j,0}$	サイクル成分 <i>j</i> のボラティリティ	$\tilde{h}_{j,0} \sim \mathcal{N}(\mu_{\tilde{h}_j}, \sigma_{\tilde{h}_j}^2)$

ここで $\mu_{\bar{\tau}}$ は、因子負荷行列 Λ の初期値から作成した $\underline{\Lambda}$ と、サンプル期間のはじめ 10 年間 (1986 年－1995 年) について観測変数の平均を取った値 \underline{Y}_0 から作成した。 $\Sigma_{\bar{\tau}}$ は、構造要因のボラティリティの初期値から作成した。 $\Sigma_{\bar{Y}}$ は、サイクル成分のボラティリティの初期値とパラメータの初期値から作成した。 $\mu_{\bar{h}_i}$ と $\sigma_{\bar{h}_i}^2$ および $\mu_{\tilde{h}_j}$ と $\sigma_{\tilde{h}_j}^2$ は、それぞれ各構造要因とサイクル成分のボラティリティが従う AR (1) について、各パラメータの初期値のもとで計算された無条件平均と無条件分散から作成した。

(パラメータの事前分布)

本稿で用いるパラメータの事前分布は以下のとおりである。因子負荷行列 Λ の各要素は、3.1 節で述べた符号制約を満たすような切断正規分布を事前分布に持つと仮定した。ただし $\mathcal{TN}(\mu, \sigma^2; a, b)$ は、平均 μ 、分散 σ^2 を持ち、区間 $[a, b]$ で定義される切断正規分布を表す。これらは日本の推計と米国の推計で異なった設定を採用している。

表 A2. パラメータの事前分布（因子負荷行列）

	トレンドへの効果			事前分布	
				日本	米国
$-\lambda_{11}$	ξ_t	\rightarrow	$\bar{\pi}_t$	$\mathcal{TN}(-1,1; -\infty, 0)$	$\mathcal{TN}(-0.5, 0.5; -\infty, 0)$
λ_{12}	η_t			$\mathcal{TN}(1,1; 0, \infty)$	$\mathcal{TN}(0.5, 0.5; 0, \infty)$
$-\lambda_{13}$	α_t			$\mathcal{TN}(-1,1; -\infty, 0)$	$\mathcal{TN}(-1, 0.5; -\infty, 0)$
λ_{14}	ζ_t			$\mathcal{TN}(1,1; 0, \infty)$	$\mathcal{TN}(1, 0.5; 0, \infty)$
λ_{21}	ξ_t	\rightarrow	\bar{y}_t	$\mathcal{TN}(1,1; 0, \infty)$	$\mathcal{TN}(1, 0.5; 0, \infty)$
$-\lambda_{22}$	η_t			$\mathcal{TN}(-1,1; -\infty, 0)$	$\mathcal{TN}(-1, 0.5; -\infty, 0);$
λ_{23}	α_t			$\mathcal{TN}(1,1; 0, \infty)$	$\mathcal{TN}(1, 0.5; 0, \infty)$
$-\lambda_{42}$	η_t	\rightarrow	\bar{a}_t	$\mathcal{TN}(-1,1; -\infty, 0)$	$\mathcal{TN}(-1, 0.5; -\infty, 0)$

その他のパラメータの事前分布は以下のとおりである。一部は日米で異なった設定を採用している。

表 A3. パラメータの事前分布（その他）

	パラメータ名	事前分布
$vec(\Phi)$	VAR 係数	$\mathcal{N}(vec(\underline{\Phi}), \Sigma_{\bar{Y}} \otimes \Omega) I(vec(\Phi))$
$\hat{f}_{l,m}$	\bar{F} の (l, m) 要素	$\mathcal{N}(\hat{f}_{l,m}, \sigma_f^2)$
$\bar{\mu}_i$	構造要因 i のボラティリティの平均	$\mathcal{N}(\bar{\mu}_{i,0}, 0.01^2)$
$\tilde{\mu}_j$	サイクル成分 j のボラティリティの平均	$\mathcal{N}(\tilde{\mu}_{j,0}, 0.01^2)$
$\bar{\gamma}_i$	構造要因 i のショックの分散	$\mathcal{IG}(30, 3.3)$
$\tilde{\gamma}_j$	サイクル成分 j のショックの分散	$\mathcal{IG}(30, 3.3)$

ここで、サイクル成分の VAR 係数 Φ には、標準的なミネソタ事前分布（Minnesota prior）を仮定し、ハイパーパラメータは 0.2 とした。 $I(vec(\Phi))$ は VAR が定常な時に 1 を、発散するときに 0 を取る指示関数である。 $\hat{f}_{l,m}$ は、データの分散共分散行列を対角成分が 1 になるよう基準化し、その (l, m) 要素から作成した。 σ_f^2 は、日本の推計では 0.02^2 、米国の推計では 0.01^2 としている。 $\{\bar{\mu}_{i,0}\}_{i=1}^q$ は、先行研究等を参考に、日本では $\log([5, 5, 5, 2.5, 5] \times 10^{-2})$ 、米国では $\log([1.25, 1.25, 1.25, 0.56, 1.25] \times 10^{-2})$ としている。 $\{\bar{\mu}_{j,0}\}_{j=1}^n$ は、データの分散から作成した。なお、確率的ボラティリティの自己回帰係数 $\{\bar{\psi}_i\}_{i=1}^q$ と $\{\tilde{\psi}_j\}_{j=1}^n$ については、推計を行わず全て 0.7 で固定とした。

（推計アルゴリズム）

本稿で用いるモデルでは、状態変数 $s_t = [\bar{x}_t \quad \tilde{Y}_t]$ と $h_t = [\{\bar{h}_{i,t}\}_{i=1}^q \quad \{\tilde{h}_{j,t}\}_{j=1}^n]$ 、およびパラメータ $\theta = [\Lambda \quad \Phi \quad \bar{F}]$ 、 $\delta = [\{\bar{\mu}_i\}_{i=1}^q \quad \{\tilde{\mu}_j\}_{j=1}^n \quad \{\bar{\gamma}_i\}_{i=1}^q \quad \{\tilde{\gamma}_j\}_{j=1}^n]$ を推計する必要がある。もっとも、直接これらを事後分布から同時にサンプリングすることはできないため、ギブ

ズ・サンプラーおよび MH アルゴリズムを用いた MCMC 法によってサンプリングを行う。具体的には、以下のステップの繰り返しによって、逐次的にサンプリングを行う。

< Step 1 >

因子負荷行列 Λ と状態変数 s_t のブロックについて、 $p(\Lambda, s_t | h_t, \theta_{-\Lambda}, \delta, Y_t)$ からサンプリングする。まず、データ Y_t とその他パラメータ $\theta_{-\Lambda}$ と δ を所与としてカルマン・フィルタによって尤度を計算し、事前分布と掛け合わせることで、 Λ の事後分布を得ることができる。ここから MH 法によって Λ^* をサンプリングする。続いて、この Λ^* を所与として、[Durbin and Koopman \(2002\)](#)のシミュレーション・スモーザによって状態変数 s_t^* を事後分布からサンプリングする。

< Step 2 >

パラメータ $\theta_{-\Lambda}$ について、 $p(\theta_{-\Lambda} | \Lambda^*, s_t^*, h_t, \delta, Y_t)$ からサンプリングする。まず、VAR 係数 Φ については事前分布に正規分布を仮定しているため、自然共役な事後分布から Φ^* をサンプリングすることができる。このとき、VAR の定常性を保証するための棄却サンプリングを行った ([Cogley and Sargent, 2005](#); [Clark, 2011](#))。続いて Φ^* を所与として \tilde{F} をサンプリングする ([Cogley and Sargent, 2005](#))。 \tilde{F} も事前分布に正規分布を仮定しているため、自然共役な事後分布から \tilde{F}^* をサンプリングできる。

< Step 3 >

確率的ボラティリティの状態変数 h_t とパラメータ δ のブロックについて、 $p(h_t, \delta | s_t^*, \theta^*, Y_t)$ からサンプリングする。トレンド成分およびサイクル成分について、状態変数 s_t^* とパラメータ θ^* を所与としたとき、 $\bar{\tau}_t^* - \bar{\tau}_{t-1}^* = \bar{e}_t$ 、 $\tilde{F}^{*-1}(\tilde{Y}_t^* - \Phi_1^* \tilde{Y}_{t-1}^* - \dots - \Phi_p^* \tilde{Y}_{t-p+1}^*) = \tilde{e}_t$ と置くことで、式(2)の第 j 成分を $\tilde{e}_{j,t} = \exp(\tilde{h}_{j,t}/2) \tilde{\varepsilon}_{j,t}$ 、式(4)の第 i 成分を $\bar{e}_{i,t} = \exp(\bar{h}_{i,t}/2) \bar{\varepsilon}_{i,t}$ と表すことができる。これらの両辺を2乗して対数を取ることで、トレンド・サイクル成分の各要素について確率的ボラティリティモデルは以下のような状態空間表現を得る。以下では、例としてトレンド成分のボラティリティの推計について示すが、サイクル成分についても同様の手順で推計される。

< 観測方程式 >

$$\log(\bar{e}_{i,t}^2) = \bar{h}_{i,t} + \log(\bar{\varepsilon}_{i,t}^2) \quad (\text{A.5})$$

< 状態方程式 >

$$\bar{h}_{i,t} - \bar{\mu}_i = \bar{\psi}_i(\bar{h}_{i,t-1} - \bar{\mu}_i) + \bar{\gamma}_i \bar{v}_{i,t} \quad (\text{A.6})$$

このとき、式(A.5)と式(A.6)は、攪乱項 $\log(\bar{\varepsilon}_{i,t}^2)$ が正規分布に従っていないため、線形非ガウシアン状態空間モデルである。そこで、本稿では Mixture Sampler によって式

(A.5)を正規分布へ近似する手法を採用した (Kim, Shephard and Chib 1998; Omori et al. 2007)¹⁹。このセットアップのもと、初めに混合成分のインデックスを表す潜在変数 $z_{i,t}$ をサンプリングし、 $\log(\varepsilon_{i,t}^2)$ を正規分布で近似することで、カルマン・フィルタによる尤度の計算を行うことができる。ここから、 $\bar{\gamma}_i$ と $\bar{\mu}_i$ の順にそれぞれ $\bar{\gamma}_i^*$ と $\bar{\mu}_i^*$ をサンプリングする。最後に、これらのパラメータを所与として、Durbin and Koopman (2002) のシミュレーション・スモータによって状態変数 $\bar{h}_{i,t}^*$ を事後分布からサンプリングする。

補論 B：推計結果の補足

本補論では、各トレンドを規定する因子負荷行列の事後分布を紹介する。

表 A4. パラメータの事後分布（日本）

トレンドへの効果				事前分布	事後分布		
					平均	中央値	90%信用区間
$-\lambda_{11}$	ξ_t	\rightarrow	$\bar{\pi}_t$	$\mathcal{TN}(-1,1; -\infty, 0)$	-0.34	-0.28	(-0.84, -0.03)
λ_{12}	η_t			$\mathcal{TN}(1,1; 0, \infty)$	0.48	0.40	(0.04, 1.18)
$-\lambda_{13}$	α_t			$\mathcal{TN}(-1,1; -\infty, 0)$	-0.38	-0.34	(-0.87, -0.04)
λ_{14}	ζ_t			$\mathcal{TN}(1,1; 0, \infty)$	0.48	0.45	(0.09, 0.96)
λ_{21}	ξ_t	\rightarrow	\bar{y}_t	$\mathcal{TN}(1,1; 0, \infty)$	1.02	1.01	(0.31, 1.76)
$-\lambda_{22}$	η_t			$\mathcal{TN}(-1,1; -\infty, 0)$	-2.34	-2.34	(-3.65, -1.00)
λ_{23}	α_t			$\mathcal{TN}(1,1; 0, \infty)$	1.03	1.01	(0.52, 1.61)
$-\lambda_{42}$	ζ_t	\rightarrow	\bar{a}_t	$\mathcal{TN}(-1,1; -\infty, 0)$	-2.22	-2.18	(-3.55, -0.99)

表 A5. パラメータの事後分布（米国）

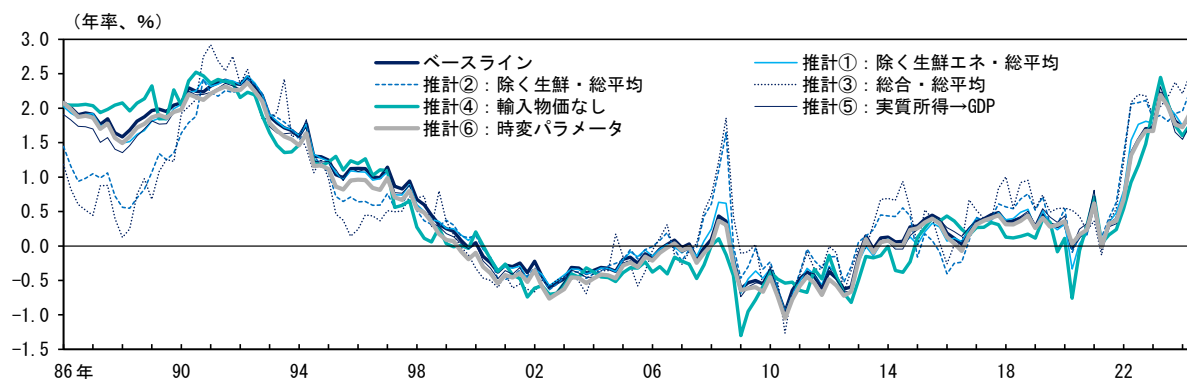
トレンドへの効果				事前分布	事後分布		
					平均	中央値	90%信用区間
$-\lambda_{11}$	ξ_t	\rightarrow	$\bar{\pi}_t$	$\mathcal{TN}(-0.5,0.5; -\infty, 0)$	-0.43	-0.37	(-0.96, -0.04)
λ_{12}	η_t			$\mathcal{TN}(0.5,0.5; 0, \infty)$	1.17	1.15	(0.40, 1.99)
$-\lambda_{13}$	α_t			$\mathcal{TN}(-1,0.5; -\infty, 0)$	-0.41	-0.28	(-1.32, -0.02)
λ_{14}	ζ_t			$\mathcal{TN}(1,0.5; 0, \infty)$	0.62	0.56	(0.08, 1.47)
λ_{21}	ξ_t	\rightarrow	\bar{y}_t	$\mathcal{TN}(1,0.5; 0, \infty)$	1.18	1.17	(0.65, 1.73)
$-\lambda_{22}$	η_t			$\mathcal{TN}(-1,0.5; -\infty, 0)$	-1.02	-1.01	(-1.77, -0.25)
λ_{23}	α_t			$\mathcal{TN}(1,0.5; 0, \infty)$	0.73	0.72	(0.21, 1.31)
$-\lambda_{42}$	ζ_t	\rightarrow	\bar{a}_t	$\mathcal{TN}(-1,0.5; -\infty, 0)$	-1.20	-1.17	(-2.10, -0.35)

¹⁹ 確率的ボラティリティモデルの効率的な推定方法として、Mixture sampler のほかに Multi-move sampler が知られている (Shephard and Pitt, 1997; Watanabe and Omori, 2004)。詳しい解説は、大森・渡部 (2008) を参照。

補論 C：推計されたトレンドインフレ率の頑健性

本補論では、本論で解説したトレンドインフレ率の推計結果（以下、ベースライン）のロバスト性を確認する。具体的には、①推計に用いる変数の定義を変更した場合、②構造要因の識別条件を変更した場合、および③因子負荷行列に時変性を許容した場合の推計結果への影響を確認する。

図 A1. 推計されたトレンドインフレ率の頑健性チェック



①推計に用いる変数の定義を変更した場合

3.3 節で説明した通り、ベースラインでは消費者物価上昇率の観測変数として、「消費者物価指数（除く生鮮食品・エネルギー）」を、輸入物価の観測変数として、「輸入物価指数（総平均除く石油・石炭・天然ガス、円）」を用いている。以下では、輸入物価の観測変数を「輸入物価指数（総平均、円建て）」に変更したうえで、物価上昇率の観測変数を「消費者物価指数（除く生鮮食品・エネルギー）」「同（除く生鮮食品）」「同（総合）」とした場合において、推計されるトレンドインフレ率がどのように変化するかを検証した。推計結果をみると、消費者物価指数の定義にエネルギーを含むか否かでやや動きが異なる期間が存在するものの、トレンドとしては概ね同様の動きが観察された。

②構造要因の識別条件を変更した場合

ベースラインでは、輸入される中間財の価格が高騰することで、労働1単位当たりで生産可能な量が減少する効果を可視化する観点から、「輸入コスト要因」が消費者物価上昇率および労働生産性のトレンドに作用するような定式化となっている。観測変数から輸入物価を除外し、構造要因からも輸入物価要因を削除した、よりシンプルな識別条件とした場合において、推計されるトレンドインフレ率がどのように変化するかを検証した。また、ベースラインでは、完全に垂直な供給曲線を想定することで総需要の変化は全て物価の変化で吸収されると仮定した。総供給曲線が一定の傾きを持ちうると仮定し、「実質所得要因」が GDP へ影響を与えることを許容した識別条件

とした場合において、推計されるトレンドインフレ率がどのように変化するかにについても、あわせて検証した。推計結果をみると、いずれの識別条件でも、概ね同様の動きが観察された。

③因子負荷行列に時変性を許容した場合

ベースラインでは、観測変数のトレンド (\bar{Y}_t) と構造要因 ($\bar{\epsilon}_t$) の関係が推計期間を通じて一定であることを仮定した定式化となっている。もっとも、観測変数のトレンドと構造要因との関係は、その時々により変化している可能性が考えられる。そこで、式(3)'の全てのパラメータについて、単位根過程に従うとし、時間を通じた変動を許容した場合において、推計されるトレンドインフレ率がどのように変化するか検証した。推計結果をみると、因子負荷に時変性を許容した場合でも、ベースラインと概ね同様の動きが観察された。