

日本におけるコア・インフレとトレンド・インフレ

白井 大地¹

Core inflation and trend inflation in Japan

SHIRAI Daichi

本稿は Stock & Watson (2016) によって開発された一変量及び多変量の状態空間モデルを用いて、日本のトレンド・インフレを推定する。構造変化を捉えるために確率的ボラティリティと一時的な大きな変動（外れ値）の発生を確率的に扱えるモデルとなっている。一変量モデルではコア・インフレを用いることで、多変量モデルではセクター別のインフレ率を用いることで、クロスセクション情報がトレンド・インフレの不確実性や予測精度を改善するかを検討する。推定されたトレンド・インフレによると 2022 年以降のインフレ率の上昇は、トレンド・インフレの上昇によるものとなっている。予測精度を比較した結果、14 セクター別のインフレ率を用いた多変量モデルが最も予測精度が優れており、クロスセクション情報の利用がトレンド・インフレの推定に有用であることを示している。

キーワード：トレンド・インフレ、コア・インフレ、確率的ボラティリティ、状態空間モデル、
動学的ファクターモデル

This paper estimates trend inflation in Japan using univariate and multivariate state space models developed by Stock and Watson (2016). The model accounts for stochastic volatility and large temporary fluctuations (outliers) to capture structural changes. We investigate whether cross-sectional information improves the uncertainty estimates and forecasting accuracy of trend inflation, incorporating core inflations in the univariate model and sectoral inflation rates in the multivariate model. The results show that the rise in inflation after 2022 is driven by an increase in trend inflation. A comparison of forecasting accuracy reveals that the multivariate model, which uses fourteen sectoral inflation rates, provides the best forecasting performance, suggesting that cross-sectional information is valuable for estimating trend inflation.

Keywords: trend inflation, core inflation, stochastic volatility, state space model,
dynamic factor model

¹東北学院大学経済学部経済学科・キャンピンググローバル戦略研究所 Email: shirai.daichi@mail.tohoku-gakuin.ac.jp
謝辞：本稿の作成にあたり、稲葉大氏、小林慶一郎氏、新谷元嗣氏、地主敏樹氏、菅原晃樹氏、高尾築氏、竹田陽介氏、奴田原健悟氏、舟島義人氏、堀健夫氏、2名の匿名の査読者より有益なコメントを頂いた。本研究は JSPS 科研費 JP23K12470 の助成を受けたものである。深く感謝したい。

1 はじめに

2010年代後半よりインフレ率の上昇が世界的な問題となっている。長期的にデフレないしはゼロ近傍のインフレ率が続いていた日本においても、2022年から顕著に物価上昇が生じている。2022年末から2023年上半期においては前年比で3%以上のインフレ率となっている。日本銀行のインフレ目標の2%を上回る状況となっており、こうしたインフレ率の上昇は一時的な要因なのか、それとも基調的な要因であるのかによって、今後の金融政策の運営が左右され得る。

本稿では日本の長期的なセクター別のパネル時系列データを用いて動学的ファクターモデルを推計することで、インフレ率を一過性成分とトレンド成分に分解を行う。用いるモデルは [Stock & Watson \(2016\)](#) (以下、SW とする) が開発した一変量および多変量の未観測成分確率的ボラティリティ外れ値調整 (Unobserved-Components Stochastic Volatility Outlier-adjusted, 以下、UCSVO) モデルであり日本経済に応用する。

SW の UCSVO モデルは状態空間モデルの一種であり、時系列分析における信号処理の方法を用いてトレンド・インフレを観測不可能成分として抽出するものとなっている。モデルは、集計されたインフレ率を扱う一変量モデルと、セクター別のインフレ率を扱う多変量モデルの2つを用いる。多変量モデルでは、クロスセクションの情報としてセクター別のインフレ率を用いることで、集計されたマクロのトレンド・インフレの予測精度が改善するかを検討する。ここでいうセクターとは、総務省の食品、住居、光熱といった費目を分析に合わせて修正した分類を指しており3節で詳細な定義を示す。推定にはベイジアン推定の方法の一つである [Kim, Shephard & Chib \(1998\)](#) と [Omori, Chib, Shephard & Nakajima \(2007\)](#) によって提案された方法を用いる。彼らの推定方法の特徴は、確率的ボラティリティを含むモデルを近似し、標準的な正規分布を仮定した線形状態空間モデルとして扱うことができるようにすることで、効率的なサンプリングを可能にした点にある。

本稿で用いる SW が開発した UCSVO モデルに最も近いモデルに [Del Negro & Otrok \(2008\)](#) がある。[Del Negro & Otrok \(2008\)](#) は未観測成分確率的ボラティリティモデルを用いて国際的な景気循環を分析対象としている。[Del Negro & Otrok \(2008\)](#) と SW との違いは、SW は米国のセクター別のインフレ率を用いた分析となっていること、トレンドをセクター固有成分とセクター間共通成分に分けていること、外れ値をモデルで扱うことを可能にしていることが挙げられる。標準的なモデルでは、確率的ショックは分散を一定としているが、本稿で用いる UCSVO モデルでは、この仮定を緩めて分散の時間変動を許容している。このようなモデルを確率的ボラティリティ (SV) モデルと呼ぶ。そうすることで、ある程度の構造変化にも対応ができるモデルとなる。また大きな変動に関しては外れ値 (Outliers) で対応できるようになっている。本稿のモデルでは確率的ショックは正規分布に従うと仮定しているが、外れ値は正規分布では捉えきれないような大きなショックや、観測上の一時的な異常値を捉えるものである。外れ値によって、税制などの制度変更や統計の基準変更などが捉えられると考える。

トレンド・インフレは、数年先の物価変動の予測が反映されており、中央銀行の関心事の一つとなっている。トレンド・インフレはモデルに応じてさまざまな定義が存在するが、本稿では多くの先行研究にならって Beveridge-Nelson 分解の定義に従いトレンド・インフレ (τ_t) を長期の予想インフレ率と捉える: $\tau_t = \lim_{k \rightarrow \infty} E_t \pi_{t+k}$, ただし π_t はインフレ率、 E_t は期待値オペレーターを表す。このように定義されるトレンド・インフレを計測できれば、中央銀行の目標達成の度合いの評価に用いることができるだけでなく、将来のインフレ率の情報を含んでおり経済見通しが必要な実務上も有用である。

しかし、トレンド・インフレは直接観察することができないため、何らかの方法で抽出す

ることが必要となる。実際に観察されるインフレ率のデータにはトレンド・インフレの変動だけでなく、一時的な変動要因やその他の要因の影響を強く受けて変動している。一時的な変動要因を分離して、トレンド・インフレを抽出する方法としては、大きく分けて2つに分類することができる。1つ目が、クロスセクションデータを用いる方法である。代表的な方法の1つがコア・インフレをトレンド・インフレの代理指標と見なす方法である。コア・インフレとは、変動の大きい項目を除外して作成したコア指標のインフレ率である。コア・インフレは総務省の「消費者物価指数(CPI)」が公表する毎月の資料においても指標が掲載されており、代表的なコア・インフレとして、生鮮食品を除く総合指数や、生鮮食品及びエネルギーを除く総合指数を用いたインフレ率がある。本研究の一変量モデルでは、CPI 総合を用いた推定だけでなく、コア・インフレを用いたトレンド・インフレの推定も行う。また推定したトレンド・インフレと、コア・インフレの予測精度の比較も行う。

2つ目の方法が、時系列分析の1つである信号抽出の方法を用いるものである。最も簡単な方法が前年同期比を取ることであり、前年同期比はトレンドとして見るができる。また、Hodrick-Prescott フィルター、Band-Pass フィルター、Beveridge-Nelson 分解といったフィルターを用いるもの、AR モデルや IMA モデルを用いるもの、本稿のように状態空間モデルを用いるものが挙げられる。ニュー・ケインジアン・フィリップス曲線を用いて構造推定する研究もあるが、最終的には状態空間モデルとして扱われるので、この方法も信号抽出の方法と見なすことができよう。本稿ではトレンド・インフレを観測不可能成分として状態空間モデルを用いた推定を行う。

本稿のように状態空間モデルを用いてトレンド・インフレを計測することの優位性はいくつかある。第1に観測値に含まれる一時的な変動要因(ノイズ)の分離に長けている点が挙げられる。もともと状態空間モデルはノイズの分離を目的に開発されたモデルであり、経済学ではトレンド・インフレだけでなく、景気や自然利子率のような観測不可能な指標の推定に広く利用されている。第2にリアルタイムに計測が可能である点である。トレンド・インフレは時間変動すると考えられており、実際に観測されるインフレ率からトレンド・インフレを抽出することができる。第3に、推定したトレンド・インフレの不確実性の評価をすることができる点である。本稿ではベイズ推定の方法を用いて、信用区間の比較をすることでモデル間で不確実性の程度を評価する。

推定によって得られた結果は以下の通りである。第1に推定されるトレンド・インフレの推移を見ると、90年代~2020年までは概ね $-1\% \sim +1\%$ の範囲で推移していたものの、2020年に入ってトレンド・インフレは3%を超えるまでになっていることが分かる。第2に、推定されるトレンド・インフレと総務省統計局が公表するコア指標は高い相関を示すものの、推定されるトレンド・インフレはより滑らかな推移を示す。日本において顕著な物価上昇を示さなかった2010年代においても、インフレ率の確率的ボラティリティの大きさが、トレンド・インフレ、一過性成分の両者において高まっている。第3に、多変量モデルと一変量モデルのトレンド・インフレの推定結果を比較すると、2010年以降に両者の乖離が大きくなっている。こうした結果は確率的ボラティリティが多変量モデルでより大きく推定されていることが影響していると考えられる。トレンド・インフレをセクター別に要因分解すると、食料と教養娯楽の寄与が大きいことが分かる。教養娯楽にはパソコン、家電などの耐久消費財が含まれており、技術革新による価格下落や、半導体などの原材料価格の変動による影響を大きく受けていると考えられる。第4に、一変量モデルと多変量モデルのパフォーマンスを比較すると、14セクター別の多変量モデルは一変量モデルと比べて、多変量モデルの方がトレンド・インフレの事後分布の信用区間が狭く不確実性が小さいことが分かる。これはクロスセクションの情報を用いることによって、不確実性の低下に役立っていることを示唆するものである。一方、分類を粗くした3セクター別の多変量モデルは、一変量モデルと

比べて信用区間が広がっており、クロスセクションの情報による不確実性低下効果よりも、モデルが複雑になることに伴う不確実性増加効果の方が大きくマイナスに寄与していると解釈できる。最後に、予測精度を比べた結果では、因子負荷量を固定した14セクター別の多変量 UCSVO モデルの予測精度が優れている結果が得られている。多変量 UCSVO モデルを用いてトレンド・インフレを推定する方法は計算が煩雑であるが、その分、予測精度が優れた結果が得られており、金融政策の運用上も利用を検討する価値があることを示唆する。

関連文献 トrend・インフレはマクロ経済学における重要なトピックの一つである。サーベイ論文に Faust & Wright (2013) や Ascari & Sbordone (2014) がある。

SV を考慮した実証分析として、ベイジアン VAR モデルを用いた研究には、例えば、Cogley & Sargent (2002, 2005), Cogley, Primiceri & Sargent (2010) がある。SV を導入した状態空間モデルを用いて推定した研究に、Stock & Watson (2007, 2016), Kiley (2008), Clark & Doh (2011), Garnier, Mertens & Nelson (2015) が挙げられる。

日本におけるトレンド・インフレの計測に関しても膨大な蓄積があるが、近年の研究には高橋 (2016)、Kaihatsu & Nakajima (2018)、Okimoto (2019)、Sekine, Packer & Yoneyama (2022)、柴本 (2023) がある。

日本の CPI を用いたコア指標に関しては、白塚 (1997, 2006, 2015)、川本・中浜・法眼 (2015) が手際よくまとめられている。三尾・肥後 (1999) は刈り込み平均指数の特性を分析している。岩崎・開発 (2016) は動的モデル平均化法を用いたコア指標を提案している。

トレンド・インフレの推定にニュー・ケインジアン型フィリップス曲線を用いた推定がある。例えば、Galí & Gertler (1999), Cogley & Sbordone (2008), Kim, Manopimoke & Nelson (2014), Inoue & Shintani (2018), Hirose, Kurozumi & Van Zandweghe (2020) がある。日本を対象にした研究に、大石・黒住 (2022), Gemma, Kurozumi & Shintani (2023) があり、彼らはベイジアン一般化積率法 (GMM) を用いて推定している。

本稿の構成は以下の通りである。2 節では、一変量 UCSVO モデルと多変量 UCSVO モデルを導入する。3 節では推定方法とデータを説明し、4 節では推計結果を示す。5 節はまとめである。

2 モデル

本節では、SW の UCSVO モデルを導入する。モデルには一変量 UCSVO モデルと多変量 UCSVO モデルの2種類がある。まず、一変量 UCSVO モデルについて説明し、その後、多変量 UCSVO モデルについて説明する。

2.1 一変量 UCSVO モデル

一変量 UCSVO モデルは、最も単純な状態空間モデルの一種であるローカル・レベル・モデルに確率的ボラティリティ (SV) と外れ値を導入したものである²。ローカル・レベル・モデルは、観測変数がランダム・ウォーク成分とノイズで表現されると仮定することから、random walk plus noise model と呼ばれる。本稿では、日本の CPI を用いたインフレ

²ローカル・レベル・モデルは、状態空間モデルの多くのテキストで紹介されているが、例えば、Durbin & Koopman (2012) Ch.2 や Harvey (1989) Ch.2 を参照。

率 π_t を観測変数とし、インフレ率は Beveridge=Nelson 分解に従ってトレンド・インフレ τ_t と一過性成分 ε_t の和であると仮定する：

$$\text{インフレ率： } \pi_t = \tau_t + \varepsilon_t, \quad (1)$$

$$\text{トレンド・インフレ： } \tau_t = \tau_{t-1} + \sigma_{\tau,t} \times \eta_{\tau,t}, \quad (2)$$

$$\text{一過性成分： } \varepsilon_t = \sigma_{\varepsilon,t} \times s_t \times \eta_{\varepsilon,t}. \quad (3)$$

ただし、 $\eta_{\varepsilon,t}$, $\eta_{\tau,t}$ は誤差項でそれぞれ独立した標準正規分布に従う。トレンド・インフレはランダム・ウォーク過程に従っており、トレンド・インフレのショックの分散 $\sigma_{\tau,t}$ と一過性成分のショックの分散 $\sigma_{\varepsilon,t}$ は時間変化し、独立した確率的ボラティリティ過程に従う。また、一過性成分 ε_t には s_t が導入されており、確率的に外れ値を生成する。 s_t は独立した確率変数であり、 s_t は確率 p の離散型の一様分布に従う³：

$$\text{外れ値： } \begin{cases} s_t = 1, & \text{with prob. } 1 - p, \\ s_t \sim U[1, 10], & \text{with prob. } p, \end{cases}$$

U は一様分布を表す。

確率的ボラティリティは以下のように推移する：

$$\text{トレンドの SV： } \Delta \ln(\sigma_{\tau,t}^2) = \gamma_{\Delta\tau} \times \nu_{\Delta\tau,t}, \quad (4)$$

$$\text{一過性成分の SV： } \Delta \ln(\sigma_{\varepsilon,t}^2) = \gamma_{\varepsilon} \times \nu_{\varepsilon,t}. \quad (5)$$

ただし $\nu_{\varepsilon,t}$, $\nu_{\Delta\tau,t}$ は誤差項を表しそれぞれ独立した標準正規分布に従う。 $\gamma_{\Delta\tau}$, γ_{ε} は推定すべきパラメーターである。 Δ は1階差分を表すオペレーターである。このモデルでは、確率的ボラティリティはドリフトを伴わないランダム・ウォークに従う。(4)–(5)式と、2乗して対数を取った(2)–(3)式をまとめると、

$$\begin{aligned} \ln [(\Delta\tau_t)^2] &= \ln(\sigma_{\tau,t}^2) + \ln \eta_{\tau,t}^2, \\ \ln(\sigma_{\tau,t}^2) &= \ln(\sigma_{\tau,t-1}^2) + \gamma_{\Delta\tau} \times \nu_{\Delta\tau,t}, \\ \ln(\varepsilon_t^2) &= \ln(\sigma_{\varepsilon,t}^2) + \ln s_t^2 + \ln \eta_{\varepsilon,t}^2, \\ \ln(\sigma_{\varepsilon,t}^2) &= \ln(\sigma_{\varepsilon,t-1}^2) + \gamma_{\varepsilon} \times \nu_{\varepsilon,t}, \end{aligned}$$

と線形状態空間モデルとして整理できる。ただし $\ln \eta_{\tau,t}^2$ と $\ln \eta_{\varepsilon,t}^2$ は自由度1の対数カイ二乗分布に従う。標準的な線形ガウシアン状態空間モデルでは非正規分布を扱うことができないので、対数カイ二乗分布を混合正規分布によって近似する：

$$\begin{aligned} \ln \eta_{\tau,t}^2 &\approx \sum_{i=1}^{10} b_{\tau,i,t} p_i a_{\tau,i,t}, & a_{\tau,i,t} &\sim N(\mu_i, \sigma_i^2), \\ \ln \eta_{\varepsilon,t}^2 &\approx \sum_{i=1}^{10} b_{\varepsilon,i,t} p_i a_{\varepsilon,i,t}, & a_{\varepsilon,i,t} &\sim N(\mu_i, \sigma_i^2). \end{aligned}$$

³離散型の一様分布は、例えば東京大学教養学部統計学教室 (1991) 第6章を参照。

表 1: Omori *et al.* (2007) Table 1

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
p_i	0.01	0.05	0.13	0.21	0.23	0.19	0.12	0.06	0.02	0.001
μ_i	1.93	1.35	0.74	0.02	-0.85	-1.97	-3.47	-5.55	-8.68	-14.65
σ_i^2	0.11	0.18	0.27	0.41	0.63	0.99	1.57	2.54	4.17	7.33

ただし μ_i 、 σ_i^2 、 p_i は表 1 の通り Omori *et al.* (2007) の Table 1 で報告されている値を用いる。 $b_{\tau,i,t}$ と $b_{\varepsilon,i,t}$ は 10 個のうち正規分布のうち、どの正規分布に従うかを表す指示変数である。このように正規分布を用いて近似することで、線形ガウシアン状態空間モデルとして扱うことができる。

2.2 多変量 UCSVO モデル

本節では多変量 UCSVO (MUCSVO) モデルを導入する。多変量 UCSVO モデルは、動学的ファクター・モデルの一種であり、トレンド・インフレと一過性成分をそれぞれセクター共通ファクターとセクター固有ファクターに拡張したものである。セクター別インフレ率 $\pi_{i,t}$ は、セクター共通トレンド $\tau_{c,t}$ 、セクター共通一過性成分 $\varepsilon_{c,t}$ 、セクター固有トレンド $\tau_{i,t}$ 、セクター固有一過性成分 $\varepsilon_{i,t}$ の 4 つの要素の合計である。因子負荷量 ($\alpha_{i,\tau,t}$, $\alpha_{i,\varepsilon,t}$) は時間変化し、ランダムウォーク過程に従うと仮定する。時間変化する因子負荷量によって、セクター間の連動性を捉えることができる⁴。

$$\text{セクター別インフレ率: } \pi_{i,t} = \alpha_{i,\tau,t}\tau_{c,t} + \alpha_{i,\varepsilon,t}\varepsilon_{c,t} + \tau_{i,t} + \varepsilon_{i,t}, \quad (6)$$

$$\text{セクター共通トレンド: } \tau_{c,t} = \tau_{c,t-1} + \sigma_{\Delta\tau,c,t} \times \eta_{\tau,c,t}, \quad (7)$$

$$\text{セクター共通一過性成分: } \varepsilon_{c,t} = \sigma_{\varepsilon,c,t} \times s_{c,t} \times \eta_{\varepsilon,c,t}, \quad (8)$$

$$\text{セクター固有トレンド: } \tau_{i,t} = \tau_{i,t-1} + \sigma_{\Delta\tau,i,t} \times \eta_{\tau,i,t}, \quad (9)$$

$$\text{セクター固有一過性成分: } \varepsilon_{i,t} = \sigma_{\varepsilon,i,t} \times s_{i,t} \times \eta_{\varepsilon,i,t}, \quad (10)$$

$$\text{トレンドの因子負荷量: } \alpha_{i,\tau,t} = \alpha_{i,\tau,t-1} + \lambda_{i,\tau}\zeta_{i,\tau,t}, \quad (11)$$

$$\text{一過性成分の因子負荷量: } \alpha_{i,\varepsilon,t} = \alpha_{i,\varepsilon,t-1} + \lambda_{i,\varepsilon}\zeta_{i,\varepsilon,t}. \quad (12)$$

ただし攪乱項である ($\eta_{\tau,c,t}$, $\eta_{\varepsilon,c,t}$, $\eta_{\tau,i,t}$, $\eta_{\varepsilon,i,t}$, $\zeta_{i,\tau,t}$, $\zeta_{i,\varepsilon,t}$) は *i.i.d.* の標準正規分布に従う。SV 項は一変量 UCSVO model と同様に以下のように推移する:

$$\Delta \ln(\sigma_{\Delta\tau,c,t}^2) = \gamma_{\Delta\tau,c}\nu_{\Delta\tau,c,t},$$

$$\Delta \ln(\sigma_{\varepsilon,c,t}^2) = \gamma_{\varepsilon,c}\nu_{\varepsilon,c,t},$$

$$\Delta \ln(\sigma_{\Delta\tau,i,t}^2) = \gamma_{\Delta\tau,i}\nu_{\Delta\tau,i,t},$$

$$\Delta \ln(\sigma_{\varepsilon,i,t}^2) = \gamma_{\varepsilon,i}\nu_{\varepsilon,i,t}.$$

ただし誤差項である $\nu_{\Delta\tau,c,t}$, $\nu_{\varepsilon,c,t}$, $\nu_{\Delta\tau,i,t}$, $\nu_{\varepsilon,i,t}$ は *i.i.d.* の標準正規分布に従う。 $\gamma_{\Delta\tau,c}$, $\gamma_{\varepsilon,c}$, $\gamma_{\Delta\tau,i}$, $\gamma_{\varepsilon,i}$ は推定すべきパラメーターである。

⁴例としては、為替やエネルギー価格のパススルーの程度の変化などが挙げられる。

表 2: セクターの分類

セクター
食品 (生鮮食品、酒類を除く)
生鮮食品
酒類
住居
光熱
上下水道料
家具・家事用品
被服及び履物
保健医療
交通・通信 (ガソリン除く)
ガソリン
教育
教養娯楽
諸雑費
エネルギー (コア CPI の集計にのみ利用)

トレンド・インフレの集計には、家計による消費支出のシェア w_{it} を用いて共通トレンドとセクター別のトレンドを加重和している:

$$\text{aggregate trend} = \tau_t = \sum_{i=1}^n w_{it} (\alpha_{i,\tau,t} \tau_{c,t} + \tau_{i,t}). \quad (13)$$

3 データと推定方法

3.1 データ

データは日本の 14 セクターに分類した CPI を用いる。サンプル期間は 1970 年第 1 四半期～2023 年第 2 四半期である。CPI は総務省統計局によって公表されており、本稿の分析に合わせて独自にセクターの分類を変更したものを表 2 に示している。CPI は 10 大費目となっているが、コア・インフレの集計のために、10 大費目の一部をサブグループに分けて集計し直している。具体的には、食品から生鮮食品と酒類を除き、それぞれを独立したセクターに分類している。同様に、光熱・水道を、光熱と上下水道料に分け⁵、交通・通信からガソリンを除き、それぞれ独立したセクターとしている。エネルギーに関しては、コア CPI の計算のために、光熱からエネルギー関連品目（電気代、都市ガス代、プロパンガス、灯油、ガソリン）を別立てにしている。

以上のように分類したセクターを用いて、CPI 総合 (CPI-all) と 3 つのコア CPI (コア CPI、コアコア CPI、エネルギーを除く CPI) を独自に集計する。コア CPI (Core) は生鮮食品を除いた CPI 総合である。コアコア CPI (Core2) は食品 (アルコール飲料を除く)

⁵ 上下水道料は 1984 年 12 月以前のデータが現在の基準では公表されていないので、品目別の水道料の前年同月比を用いて遡及計算している。

とエネルギーを除いた CPI 総合である。エネルギーを除く CPI (xE) はエネルギーを除いた CPI 総合である。エネルギーは軽油とガソリンの合計として定義されコア CPI の集計にのみ利用する。

CPI の原データは月別データになっているが平均を取って四半期データとして集計している。さらに、これらの系列に独自に X11 のデフォルトの季節調整を適用している⁶。

多変量 UCSVO モデルに関しては、表 2 の 14 セクターを使ったモデルと、14 セクターを 3 セクターに集約したモデルの 2 つを検討する。ここでコアは、総合指標からエネルギーと食品を除いた全てのセクターを集計したものとすると、3 セクターモデルは「コア」、「エネルギー」、「食品」の 3 セクターを考える。

3.2 推定方法

推定方法は SW に従って、Kim *et al.* (1998) と Omori *et al.* (2007) によって提案された方法を用いる。SW は再現用の Matlab コードを公開しており、本稿では日本の CPI の産業分類に基づいてコードの改訂を行っている⁷。彼らの方法は、ベイジアン推定の方法の一つで Markov Chain Monte Carlo (MCMC) の方法を用いるものである。推定に用いるモデルは、SV 項が含まれているため推定にあたっては工夫が必要となる。SV 項は対数カイ二乗分布に従っているため、正規分布を前提とする標準的なカルマン・フィルターでは推計をすることができない。そこで本稿では対数カイ二乗分布をガウス混合分布（正規分布）によって近似する方法を用いる⁸。

この方法を採用するもう一つのメリットとして、効率的なサンプリングが可能な点が挙げられる。通常の MCMC による推定では、1 回の推計で事後分布からパラメーターを数万回サンプリングし、その平均値を推定されたパラメーターとして用いる。しかし、SV モデルの推定では分散（パラメーター）が時間変動するため、 t 期毎にサンプリングが必要となってくる。サンプリング総数は、時系列のサンプルサイズ \times 1 期毎のサンプリング回数となる。長期時系列データを用いる場合、計算時間が莫大に増加するため、効率的なサンプリング方法を用いる必要がある。Kim *et al.* (1998) が提案した方法では、非正規分布を混合正規分布で近似することで、標準的な線形状態空間モデルで扱うことを可能となり、サンプリング回数を通常のベイジアン推定のように一度のサンプリングでパラメーター推定を可能としている。

表 3: 一変量 UCSVO モデルの事前分布

	分布	設定
γ_ε	一様	下限 = 0, 上限 = 0.2
$\gamma_{\Delta\tau}$	一様	下限 = 0, 上限 = 0.2
p	ベータ	$\alpha = 2.5, \beta = -1.5$
τ_0	正規	平均 = 0, 標準偏差 = 10^6
$\ln(\sigma_{\varepsilon,0})$	正規	平均 = 0, 標準偏差 = 10^6
$\ln(\sigma_{\Delta\tau,0})$	正規	平均 = 0, 標準偏差 = 10^6

⁶季節調整には計量ソフトの Gretl の X13-ARIMA-SEATS を用いている。

⁷SW の Matlab コードは以下より取得可能である。https://doi.org/10.7910/DVN/GJWNZW

⁸混合正規分布による近似に関しては、例えば Bishop (2006) を参照。

事前分布の設定に関しては表 3 と表 4 でまとめている。これらの設定は SW に従っている。サンプリングの詳細な説明は SW の Appendix を参照のこと。

表 4: 多変量 UCSVO モデルの事前分布

	分布	設定
$\gamma_{\varepsilon,c}$	一様	下限 = 0, 上限 = 0.2
$\gamma_{\varepsilon,i}$	一様	下限 = 0, 上限 = 0.2
$\gamma_{\Delta\tau,c}$	一様	下限 = 0, 上限 = 0.2
$\gamma_{\Delta\tau,i}$	一様	下限 = 0, 上限 = 0.2
p_c	ベータ	$\alpha = 2.5, \beta = -1.5$
p_i	ベータ	$\alpha = 2.5, \beta = -1.5$
$\ln(\sigma_{\varepsilon,i,0})$	正規	平均 = 0, 標準偏差 = 10^6
$\ln(\sigma_{\Delta\tau,i,0})$	正規	平均 = 0, 標準偏差 = 10^6
$\alpha_{\Delta\tau,0}$	正規	平均 = 0, 標準偏差 = $\kappa_1^2 ll' + \kappa_2^2 I_n$
$\alpha_{\Delta\varepsilon,0}$	正規	平均 = 0, 標準偏差 = $\kappa_1^2 ll' + \kappa_2^2 I_n$
λ	逆ガンマ	形状 = $T/10$, 尺度 = $0.0625 \times 10/T$

(注) l はすべての要素が 1 の $n \times 1$ のベクトル、 $\kappa_1 = 10$, $\kappa_2 = 0.4$, I_n は $n \times n$ の単位行列、 T はサンプルサイズである

4 推定結果

この節では、2 節のモデルに基づいて推定したトレンド・インフレの事後分布の結果と予測精度を評価する。尚、推定されたパラメーターの数量的な評価は関心事ではないため白井 (2023) 付録 A にまとめて掲載している⁹。

4.1 単変量 UCSVO モデルの推定結果

図 1 は CPI の総合指数、エネルギーを除く CPI 総合、コアコア CPI、コア CPI といった 3 つのコア指標のインフレ率と、それらを観察データとして一変量 UCSVO モデルを用いて推定されたトレンド・インフレを示している。推計されたトレンド・インフレの動きはインフレ率よりも滑らかな動きを示している。推定されたトレンド・インフレと、実績値であるコアコアやコアのインフレ率は近い動きをしていることが分かる。

⁹白井 (2023) は本稿の Working paper バージョンである。

図 1: データと推定されたトレンド・インフレ

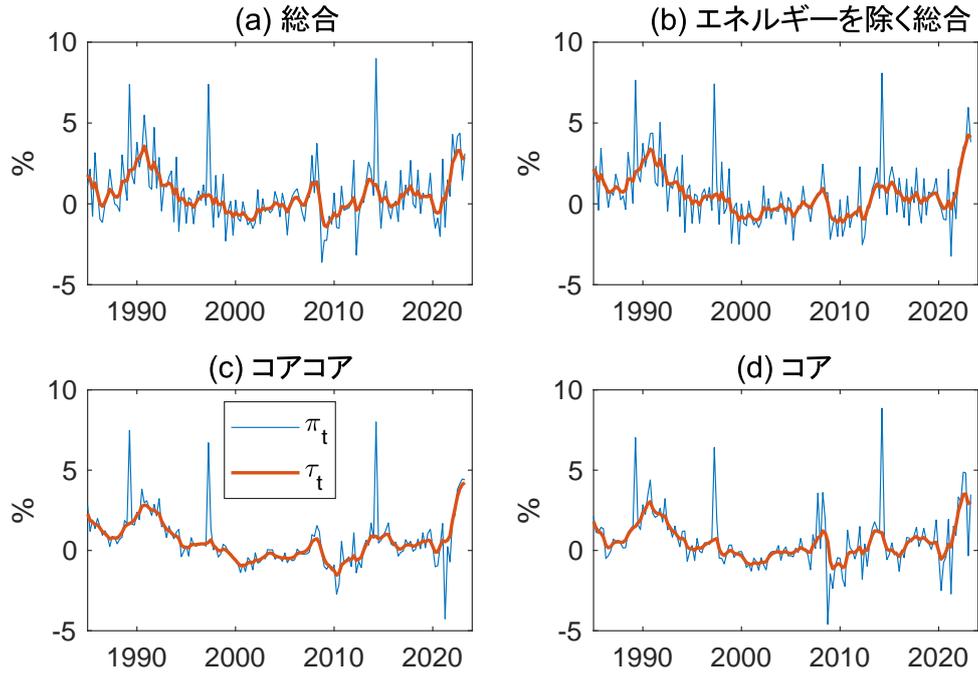


図 2: 一変量 UCSVO モデル: すべてのサンプルを用いて推定した事後分布の平均

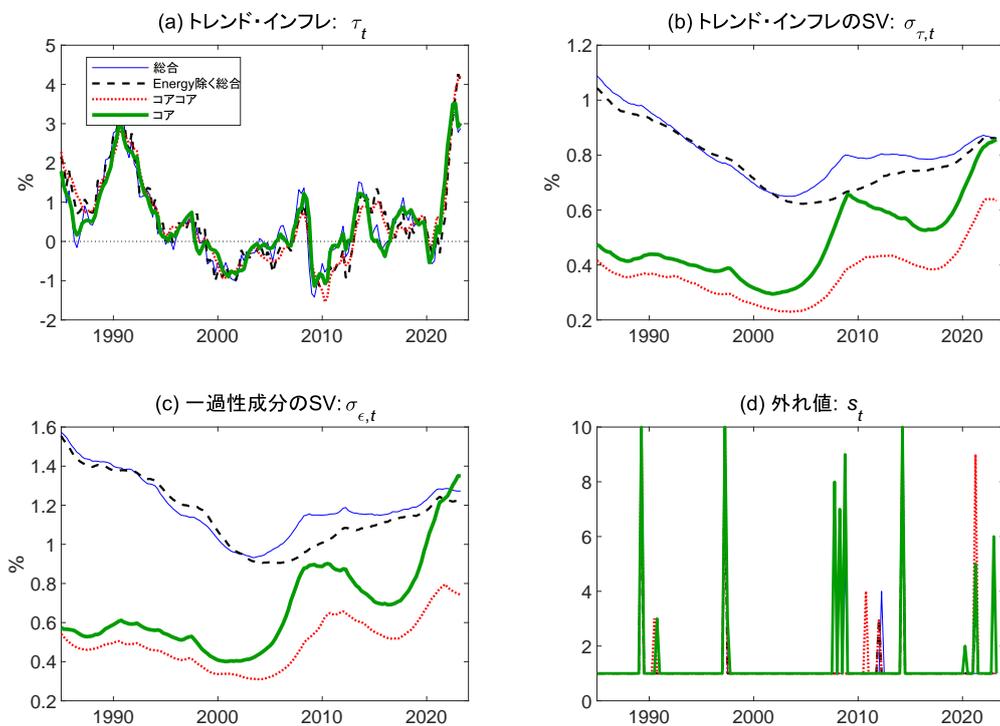
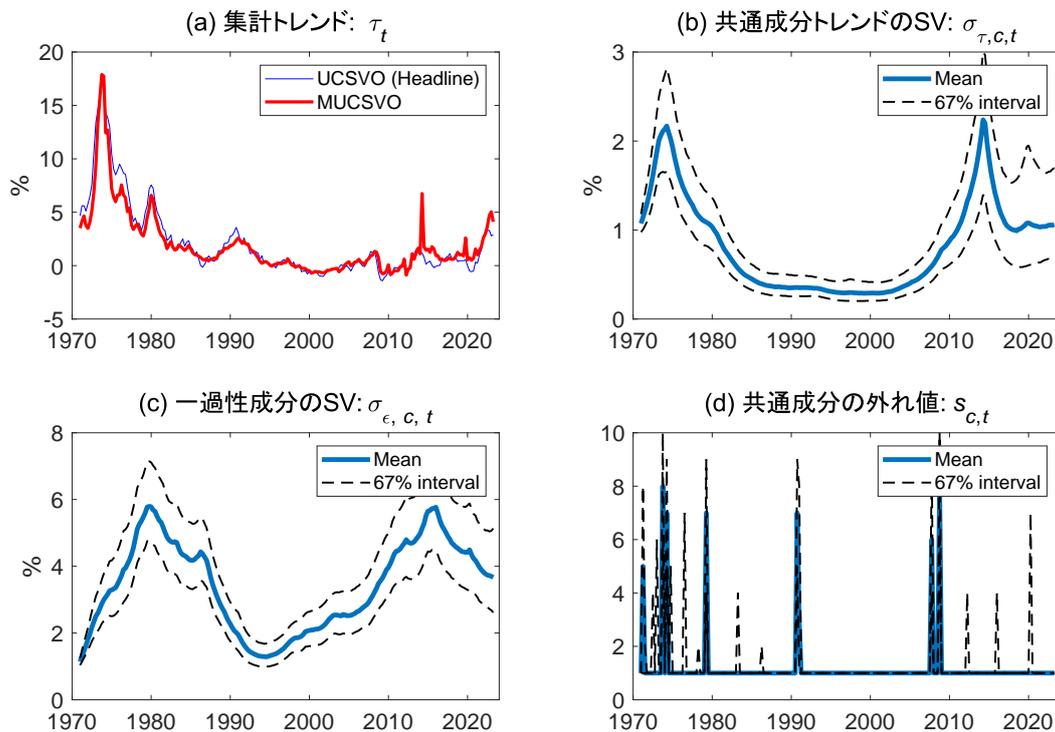


図 2 (a) は図 1 のトレンド・インフレを 1 つの図でまとめ比較したものである。これらのトレンド・インフレの動きは、2000 年代前半までは概ね類似しており、2000 年代後半からその差が大きくなっている。さらに、トレンド・インフレは 1990 年代前半までプラスで推

移し、1998 年頃からマイナスに転じた。その後、2010 年代には再びプラスに転じている。長期的には、トレンド・インフレは低下傾向を示していたが、2020 年以降急激に上昇しており、物価高騰は一過性成分ではなくトレンド・インフレの上昇に依るものであることがわかる。図 2 (b) と図 2 (c) が示すように、2000 年中盤頃までのトレンド・インフレの低下傾向は、 $\sigma_{\tau,t}$ と $\sigma_{\varepsilon,t}$ の減少に依るものと考えられる。本稿のモデルは非定常な確率的ボラティリティモデルであり、累積的なショックの大きさがトレンド・インフレの水準を決定する。 $\sigma_{\tau,t}$ と $\sigma_{\varepsilon,t}$ の低下は累積的なショックの減少をもたらすことで、トレンド・インフレの水準の低下をもたらしたと考えられる。また、図 2 (d) に見られるように、1989 年 4 月、1997 年 4 月、2014 年 4 月には、消費税の増税を外れ値として捉えている。

図 3: 14 セクター多変量 UCSVO モデルの推定結果



4.2 多変量 UCSVO モデルの推定結果

本節ではセクター別のインフレ率を用いて多変量モデルによって推計した結果を示す。トレンド・インフレを14セクター別に推計し、消費支出をウェイトとして加重和して集計トレンド・インフレを求めている。図 3 は総合指数を用いて単変量 UCSVO モデルで推定したトレンド・インフレと14セクター多変量 UCSVO (MUCSVO) モデルのトレンド・インフレを比較したものである。80年代から2010年半ば頃までは両者の差はあまりないが、1970年代や2010年半ば以降は両者の乖離が大きくなっている。図 3 (b) は共通成分のトレンドのSVに関して、(c) は一過性成分のSVに関して平均と67%信用区間を表示している。どちらのSVも2000年代中頃から分散が上昇傾向にあることが分かる。また近年ではその信用区間が広がっていることが分かる。一変量モデルでも2000年代半ばからSVは上昇傾向にあるのは共通した傾向であると言える。

図4はMUCSVOモデルで推定された集計トレンドをセクター別に要因分解したものである。期間全体を通じてみると、食料の占める割合が目立つことが分かる。また、教養娯楽も寄与が大きく、特に物価の下落期間におけるマイナスの寄与が大きい。教養娯楽には、テレビ、ビデオ、パソコン、カメラなどの耐久財が含まれており、これらは技術進歩による価格下落が寄与しているものと考えられる。また、2020年以降の物価上昇においては、教養娯楽はプラスに寄与しており、半導体価格の上昇に伴って耐久財の価格が上昇していることから、トレンド・インフレにも影響していると考えられる。一方、光熱やガソリンなどのエネルギー価格は上昇しているものの、トレンド・インフレに対する寄与は大きくなっていない。2014年のスパイクは、消費税増税に関してMUCSVOモデルの外れ値が十分、捉え切れていない可能性がある。

図4: セクター別トレンドの集計トレンドへの寄与

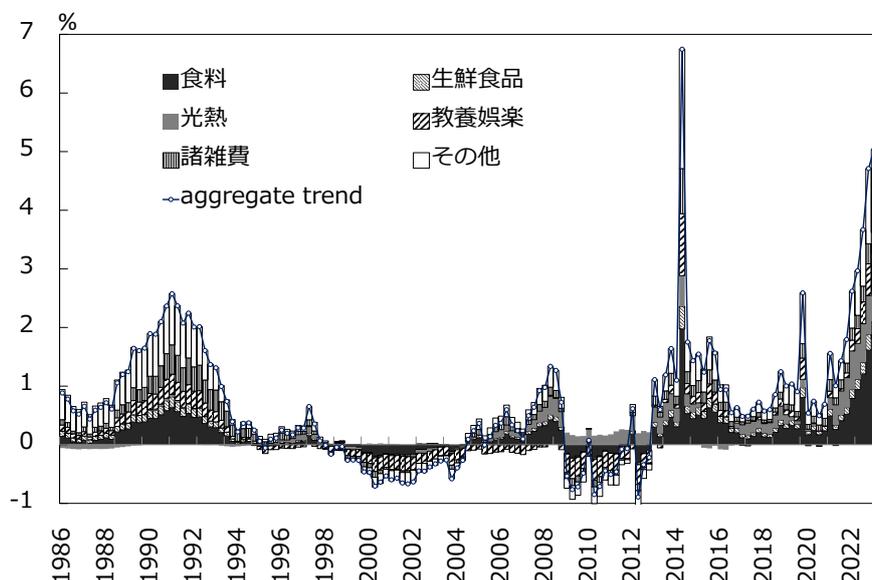
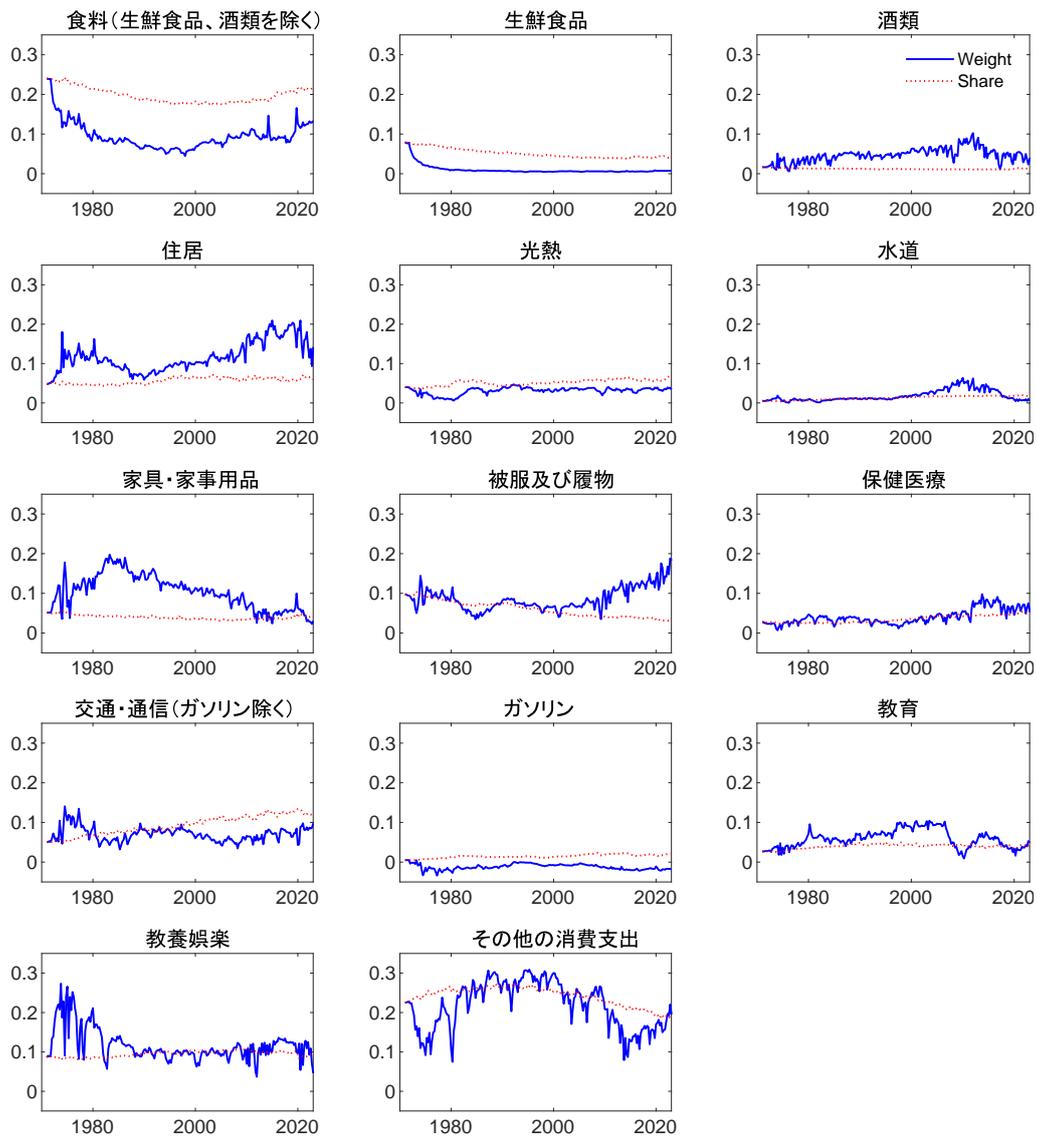


図5はカルマン・フィルターのフィルタリングによって求めた各セクターの近似ウェートを表示したものである。モデルでは線形かつ正規分布を仮定しているため、トレンド・インフレは各セクターのインフレ率の現在値及びそのラグの加重和として表現することができる。そのウェートを近似計算によって求めたものである。計算方法の詳細は白井(2023)付録Bに記載している。具体的には、各セクターのインフレ系列の現在値と最初の3つのラグ値に対するウェートの平均である。MUCSVOの近似ウェートと支出シェアと比較すると、ある時期においてあるセクターが集計トレンドに対して支出シェアよりも高いウェートを得ているのか、低いウェートを得ているのかがわかる。

図5を見ると概ね半数ほどのセクターで支出シェアと近似ウェートは同じような水準で推移していることが分かる。似たような水準となっているのは、光熱、水道、保険医療、交通・通信(ガソリンを除く)、教育、教養娯楽である。ガソリンは、シェアがマイナスとなっているものの水準としては近い動きをしている。乖離が目立つセクターとしては、食料(生鮮食品、酒類を除く)、生鮮食品、住居、家具・家事用品、その他の支出シェアである。被服及び履物も2000年以降は乖離が広がっている。食料に関しては支出に対して大きくウェートを下回っている。反対に住居、家具・家事用品は大きく上回っていたが、2020年頃は両

図 5: 14 セクター MUCSVO モデルで推定されたトレンドの近似ウエートと支出シェア



者ともに乖離が狭まっている。

図 6 は単変量モデルと 14 セクター多変量モデルから得られたトレンド・インフレに関する事後分布の 90 %信用区間をプロットしたものである。これらのパネルは、推定されたトレンド・インフレ、推定モデル、推定されたパラメーターの不確実性の測定値を示している。結果を見ると、14 セクター多変量モデルは、一変量モデルや 3 セクター多変量モデルよりも信用区間が狭い。これは、クロスセクション情報が不確実性を低減するのに有効であることを示唆している。一方で、3 セクター多変量モデルは、一変量モデルや 14 セクター多変量モデルと比べても、信用区間の幅が広い結果となっている。これはクロスセクションの情報による不確実性低下効果よりも、モデルが複雑になることに伴う不確実性増加効果の方が大きくマイナスに寄与していると解釈できる。

図 6: トレンド・インフレの事後分布 (全標本) の 90%信用区間: 各モデルの比較

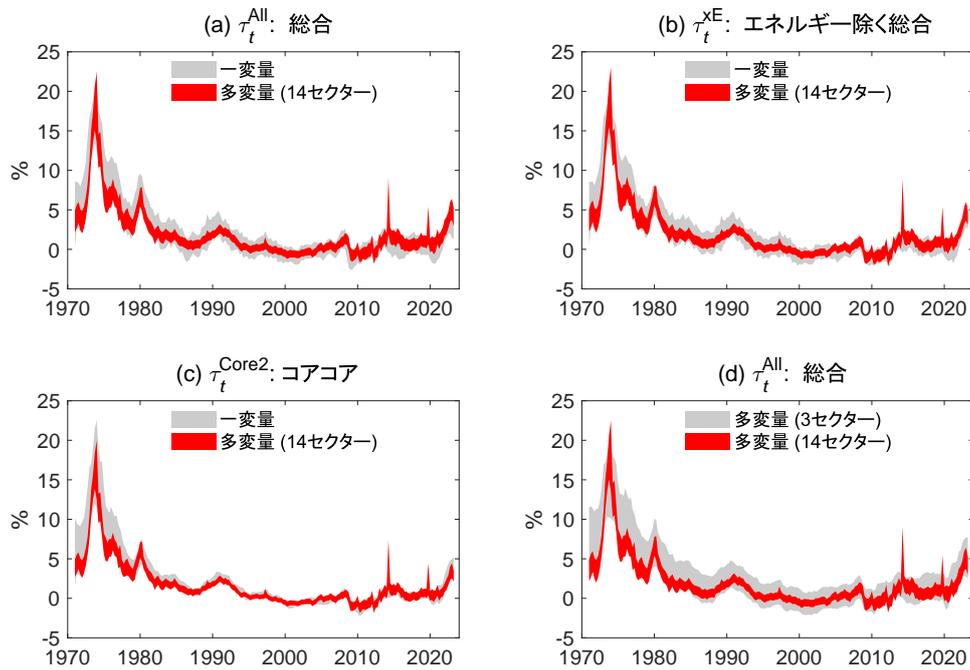
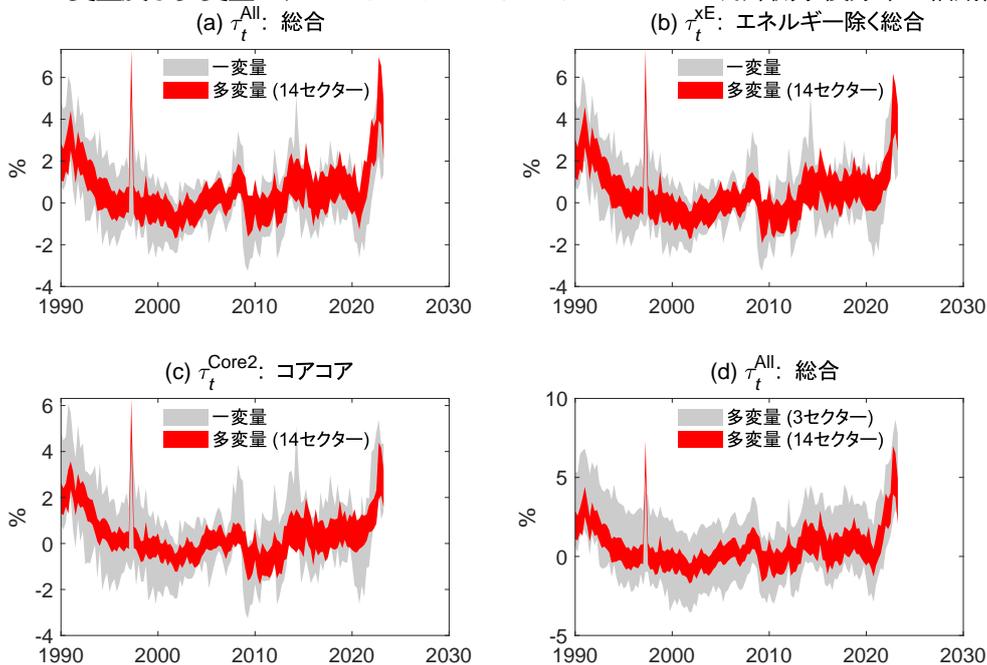


図 7: 一変量及び多変量モデルによるトレンド・インフレの 90%片側事後分布の信用区間



ここまでの結果は、全標本を用いて推定した事後分布のパラメーターの中央値の評価となっている。図 7 は、1990 年第 1 四半期から t 期までをサンプル期間としたトレンド・インフレの 90%片側事後区間 (one-sided posterior intervals) である。片側推定 (one-sided estimates) は、 t 期間までの情報を用いてパラメーターとトレンド・インフレを推定したも

のである¹⁰。この推定は、現在のトレンド・インフレの精度を知りたい中央銀行や政策立案者が直面するリアルタイム推定と見ることができる。その結果、図6とほぼ同様の結果が得られ、14セクター多変量モデルの不確実性は他のモデルよりも小さいことがわかる。

表 5: 平均二乗予測誤差

	4 四半期先予測		8 四半期先予測		12 四半期先予測	
	MSFE	差	MSFE	差	MSFE	差
MUCSVO モデルの予測						
14c(α)	1.04(0.24)	0.00(0.00)	0.82(0.19)	0.00(0.00)	0.63(0.13)	0.00(0.00)
3c(α)	1.51(0.29)	0.47(0.19)	1.41(0.31)	0.60(0.22)	1.32(0.37)	0.69(0.28)
14c(α_t)	1.38(0.40)	0.34(0.29)	1.20(0.35)	0.38(0.31)	1.02(0.32)	0.40(0.33)
3c(α_t)	1.49(0.29)	0.46(0.18)	1.39(0.30)	0.58(0.21)	1.30(0.35)	0.67(0.25)
1 変量 UCSVO モデルの予測						
All	1.50(0.34)	0.46(0.17)	1.35(0.33)	0.53(0.16)	1.11(0.22)	0.48(0.11)
xE	1.77(0.40)	0.73(0.27)	1.38(0.33)	0.56(0.18)	1.13(0.26)	0.51(0.16)
Core2	1.45(0.35)	0.41(0.20)	1.10(0.27)	0.28(0.13)	0.92(0.26)	0.29(0.16)
Core	1.21(0.30)	0.18(0.15)	1.06(0.26)	0.25(0.11)	0.82(0.18)	0.20(0.06)
インフレ率の現在値を使った予測						
All	3.46(0.74)	2.42(0.62)	3.54(0.81)	2.72(0.71)	3.33(0.73)	2.71(0.70)
xE	3.65(0.73)	2.61(0.63)	3.43(0.77)	2.61(0.68)	3.08(0.69)	2.46(0.67)
Core2	2.62(0.76)	1.58(0.64)	2.45(0.75)	1.63(0.64)	1.98(0.59)	1.36(0.57)
Core	2.59(0.75)	1.55(0.60)	2.80(0.81)	1.99(0.69)	2.55(0.70)	1.93(0.66)
インフレ率の後方 4 四半期の実績値を使った予測						
All	1.79(0.42)	0.75(0.24)	1.66(0.40)	0.84(0.27)	1.40(0.29)	0.78(0.24)
xE	2.05(0.49)	1.01(0.36)	1.63(0.39)	0.82(0.28)	1.40(0.32)	0.78(0.27)
Core2	1.98(0.53)	0.94(0.41)	1.53(0.36)	0.71(0.25)	1.27(0.30)	0.64(0.24)
Core	1.72(0.44)	0.69(0.27)	1.59(0.38)	0.78(0.26)	1.30(0.28)	0.68(0.22)

(注) サンプル期間は、1990 年第 1 四半期から t 期までで、それぞれの推定期間に基づいて予測誤差を計算する。推定や予測誤差の計算に際して、サンプル期間を逐次増やしてサンプル期間末まで計算している。MSFE は平均二乗予測誤差、差は固定因子負荷量を仮定した 14 セクター MUCSVO 予測 (14c(α)) の MSFE とその行の MSFE との差である。All は CPI 総合、xE: エネルギーを除く CPI 総合、Core2: 食品 (アルコール飲料を除く)・エネルギーを除く CPI 総合、Core: 生鮮食品を除く CPI 総合である。括弧内の数値は標準誤差の HAC (Heteroskedasticity Autocorrelation Consistent) 推定値を表す。 (α_t) とラベル付けされたモデルは、時変因子負荷量を仮定している。 (α) と表示されたモデルは、固定因子負荷量を仮定している。

4.3 トrend・インフレの予測精度

次に、将来のインフレ率が推定されたトレンド・インフレによってどの程度説明できるかについて予測精度を評価する。トレンド・インフレの定義は長期的なインフレの予測である

¹⁰ ここでの片側推定はフィルタ推定値や、リアルタイム推定値とも呼ばれる。例えば、Laubach & Williams (2003) において自然利子率のリアルタイム推定値は one-sided estimators として報告されている。

ので、推定されたトレンド・インフレがどの程度予測として適切かを評価する。予測精度は、平均二乗予測誤差 (MSFE) を用いて測定する:

$$MSFE_t = T^{-1} \sum_t^T FE_t^2,$$

$$FE_t = \tau_{t|t} - \bar{\pi}_{t+1:t+h}^{All},$$

$$\bar{\pi}_{t+1:t+h}^{All} = h^{-1} \sum_{i=1}^h \pi_{t+i}^{All}, \quad h = 4, 8, \text{ and } 12.$$

ただし T はサンプルサイズ、 FE_t は予測誤差、 $\tau_{t|t}$ は t 期に t 期までの情報を用いて推定された片側事後トレンド・インフレ、 $\bar{\pi}_{t+1:t+h}^{All}$ は $t+1$ 期から $t+h$ 期までの CPI 総合のインフレ率の観測平均値、 h は予測期間を表す。予測期間は先行研究に倣い、4 四半期、8 四半期、12 四半期先のインフレ率の平均値の予測を評価する。ここで例を 1 つ挙げる。 t 期を 2000 年第 4 四半期とする。そのときのトレンド・インフレは、90 年第 1 四半期から 2000 年第 4 四半期までのデータを使ってパラメーターを推計し、トレンド・インフレを計測する。そして 2 年間のインフレの予測精度を測る場合は、2001 年第 1 四半期から 2002 年第 4 四半期までの 8 四半期の平均インフレ率を予測できるかを測る。予測誤差は h 期までに利用可能であったデータのみに基づいて計算される。各指標の予測の平均二乗誤差はデータが追加されるごとに逐次的に予測誤差を計算し、最後に平均二乗誤差を求めるといった計算になっている。

表 5 は平均二乗誤差の計測結果を示している。モデルを使った予測と、実績値を用いた予測ではどちらが優れているかを比較する。サンプルは、1990 年第 1 四半期から t 期までとなっており、それぞれのサンプル期間に基づいて予測誤差を計算し、サンプル期間末までの平均二乗誤差を計算している。一番上段の多変量モデルについては、14 セクターモデル、3 セクターモデルの 2 つのモデルに対して、時変因子負荷量 α_t と固定因子負荷量 α の両方を考慮する。因子負荷量はモデル上で時間変動を許しているが、比較のために因子負荷量を一定値で固定化したモデルも検討する。2 段目の一変量 UCSVO モデルを用いた予測では、CPI 総合、エネルギーを除く総合、コアコア CPI、コア CPI を用いて推定したトレンド・インフレに基づく予測誤差を示している。3 段目、4 段目に関しては、インフレ率の現在値の予測精度と、インフレ率の 4 四半期後方平均の予測誤差である。これらのインフレ率は実績値であり、現在のインフレ率が将来のインフレ率をどの程度予測できるかを見る。結果は大きく分けて 3 つに分かれており、4 四半期 (1 年) 先予測、8 四半期 (2 年) 先予測、12 四半期 (3 年) 先予測となっている。それぞれの予測に関する予測誤差と、予測誤差の差を表している。予測誤差の差は、固定因子負荷量を仮定した 14 セクター MUCSVO モデルの MSFE を基準としてその差を表している。

この表を見比べると、4 四半期先の予測に関して、最も予測パフォーマンスが良いのは、固定因子負荷量を仮定した 14 セクター MUCSVO モデルであることが分かる。次にパフォーマンスが良いのが、コア CPI で推定した一変量モデルで、MSFE が 2 番目に小さい結果となっている。一方 3 セクター MUCSVO は、予測パフォーマンスがコア指標を用いた一変量モデルよりもパフォーマンスが悪い結果となっている。

8 四半期先予測と 12 四半期先予測でも同様に、固定因子負荷量を仮定した 14 セクター MUCSVO モデルが最もパフォーマンスが良い結果となっている。いずれのモデルも時間変動を認めた因子負荷量モデルよりも、固定因子負荷量のモデルの方が MSFE が小さくなっ

ており、時間変動である必要性に関しては疑問が残る結果となっている。また、実績値のインフレ率を使った予測（モデルを使わず純粋なデータが持っている将来予測の情報）を見てみると、後方4四半期平均のインフレ率の方が現在のインフレ率のみを使った予測よりも予測誤差が小さい。またコア指標を用いた後方4四半期平均のインフレ率と、3セクターMUCSVOモデルではMSFEにほとんど差がない結果となった。

総じて結果を見ると、因子負荷量を固定した14セクターMUCSVOモデルが最もMSFEが改善するという結果になっている。モデルが簡単な一変量モデルにおいてもコア指標を用いた推定では、他の多変量モデルと比べても予測パフォーマンスが優れていることが分かる。以上のように、クロスセクションの情報の利用は予測誤差を小さくすることに貢献することを示している。

5 まとめ

本稿ではSWが開発した動学的ファクターモデルの1種であるUCSVOモデルを用いてトレンド・インフレを観測不可能成分として推定した。推定に用いたモデルは一変量モデルと多変量モデルの二つである。一変量モデルでは、総合指標と3つのコア指標をそれぞれ用いてトレンド・インフレを推定した。多変量モデルでは、セクター別のインフレ率をパネルデータ化して推定に用いている。いずれのモデルにおいても、クロスセクション情報がトレンド・インフレの不確実性や予測精度を改善するかどうかを検討した。

推定されたトレンド・インフレの推移を見ると、2020年以降のインフレ率の上昇は、一過性ではなく、トレンド・インフレの上昇によるものであることが分かった。セクター別に見ると、食料、教養娯楽セクターのトレンド・インフレの上昇が大きく寄与している。

またUCSVOモデルを用いて推定したトレンド・インフレと、コア・インフレの予測精度の比較を行った。コアCPIやコアコアCPIは代表的なコア指標を用いたコア・インフレは、トレンド・インフレの代理指標として広く利用されている。分析の結果、因子負荷量を固定化した14セクター別の多変量UCSVOモデルが最も予測精度が高く、このモデルを用いるとトレンド・インフレの不確実性が減少し、予測精度のパフォーマンスが改善することがわかった。因子負荷量を固定化せず、時間変動することを許したモデルは予測精度が悪化し、コア指標を用いて推定した一変量モデルのトレンド・インフレの方が予測精度が優れた結果となった。コア指標とモデルによって推定されるトレンド・インフレを比較すると、モデルを用いたトレンド・インフレの方が予測精度が高い結果となった。コア指標の中では、コアコアCPIが予測精度が優れていることが分かった。

最後に本稿の残された課題を整理する。第1に、単位根の問題である。本稿のモデルは、インフレ率は $I(0)$ を前提としている。1階の階差によって定常過程になるとき、1次の和分過程であるとして $I(1)$ 過程と表現される。階差を取らずに定常過程に従っているときには $I(0)$ と表現される。単位根検定の方法や時期によって、インフレ率は $I(0)$ 過程なのか $I(1)$ 過程なのか結果が変わってくるため議論となっている。長期的な系列では $I(1)$ 過程となることも考えられ、こうした問題を考慮したモデルを開発し推定することが求められる。

第2に、インフレ率のみのデータを用いて推定することが妥当であるかの検討である。本稿の推定モデルは誘導型のモデルであり、インフレ率のみを推定に用いている。構造型のモデルやVAR (Vector Autoregression) モデルを用いた推定では、インフレ率以外の変数を含めて推定を行っている。例えば金融政策とインフレ率の関係に主眼にするのであれば、金利などの政策変数をデータに含めて推定する。少なくとも米国のデータを用いた推定では、他の変数を加えてもインフレ率の予測力の改善はごくわずかであることが知られているが、

本来であれば日本においてもインフレ率のみのデータを用いた推定が妥当であるかの検証が必要である。

参考文献

- [1] 岩崎 雄斗・開発壮平,「動的モデル平均化法による基調的物価変動の分析」, 日本銀行ワーキングペーパーシリーズ 16-J-5, 日本銀行, 2016 年.
- [2] 大石 凌平・黒住 卓司,「ベイジアン VAR-GMM によるニューケインジアン・フィリップス曲線の日米比較」, 日本銀行ワーキングペーパーシリーズ 22-J-8, 日本銀行, 2022 年.
- [3] 川本 卓司・中浜 萌・法眼吉彦,「消費者物価コア指標とその特性—景気変動との関係を中心に」,『日銀レビュー』, (2015-J-11), 日本銀行, 2015 年.
- [4] 柴本昌彦,「日本のトレンドインフレの計測:共和分アプローチ」,『国民経済雑誌』, 227 (5), 123–137 頁, 2023 年, 9 月.
- [5] 白井大地,「日本におけるコア・インフレとトレンド・インフレ」, CIGS Working Paper Series 23-002J, The Canon Institute for Global Studies, 2023 年.
<https://ideas.repec.org/p/cmn/wpaper/23-002j.html>.
- [6] 白塚重典,「物価の基調的な変動を捕捉するための指数の構築とその含意」,『金融研究』, 16(3), 1–32 頁, 1997 年, 9 月.
- [7] ———,「消費者物価指数のコア指標」,『日銀レビュー』, (2006-J-7), 2006 年, 4 月.
- [8] ———,「消費者物価コア指標のパフォーマンスについて」,『日銀レビュー』, (2015-J-12), 2015 年, 11 月.
- [9] 高橋 耕史,「トレンド・インフレ率の新推計」, 日本銀行ワーキングペーパーシリーズ 16-J-12, 日本銀行, 2016 年.
- [10] 東京大学教養学部統計学教室 (編),『統計学入門』, 東京大学出版会, 1991 年.
- [11] 三尾 仁志・肥後雅博,「刈り込み平均指数を利用した基調的物価変動の分析」,『金融研究』, 18 (1), 105–146 頁, 1999 年, 3 月.
- [12] ASCARI, GUIDO & ARGIA M. SBORDONE, ‘The Macroeconomics of Trend Inflation.’ *Journal of Economic Literature*, 52 (3), pp. 679–739, September, 2014, DOI: [10.1257/jel.52.3.679](https://doi.org/10.1257/jel.52.3.679).
- [13] BISHOP, CHRISTOPHER M., *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer, 2006, (元田浩・栗田 多喜夫・樋口 知之・松本 裕治・村田昇訳,『パターン認識と機械学習』, 丸善出版, 2012 年,).
- [14] CLARK, TODD E. & TAEYOUNG DOH, ‘A Bayesian Evaluation of Alternative Models of Trend Inflation.’ Working Paper 1134, Federal Reserve Bank of Cleveland, 2011.

- [15] COGLEY, TIMOTHY & THOMAS J. SARGENT, ‘Evolving Post-World War II U.S. Inflation Dynamics.’ In Bernanke, Ben S. & Kenneth Rogoff (eds.) *NBER Macroeconomics Annual 2001*. **16**, pp. 331–388: National Bureau of Economic Research, Inc, 2002.
- [16] ——— & ———, ‘Drift and Volatilities: Monetary Policies and Outcomes in the Post WWII U.S.’ *Review of Economic Dynamics*, **8** (2), pp. 262–302, April, 2005, DOI: [10.1016/j.red.2004.10.009](https://doi.org/10.1016/j.red.2004.10.009).
- [17] ——— & ARGIA M. SBORDONE, ‘Trend Inflation, Indexation, and Inflation Persistence in the New Keynesian Phillips Curve.’ *American Economic Review*, **98** (5), pp. 2101–2126, December, 2008, DOI: [10.1257/aer.98.5.2101](https://doi.org/10.1257/aer.98.5.2101).
- [18] ———, GIORGIO E. PRIMICERI, & THOMAS J. SARGENT, ‘Inflation-Gap Persistence in the US.’ *American Economic Journal: Macroeconomics*, **2** (1), pp. 43–69, January, 2010, DOI: [10.1257/mac.2.1.43](https://doi.org/10.1257/mac.2.1.43).
- [19] NEGRO, MARCO DEL & CHRISTOPHER OTROK, ‘Dynamic Factor Models with Time-varying Parameters: Measuring Changes in International Business Cycles.’ Staff Reports 326, Federal Reserve Bank of New York, 2008.
- [20] DURBIN, JAMES & SIEM JAN KOOPMAN, *Time Series Analysis by State Space Methods: Second Edition.*: Oxford University Press, 2012.
- [21] FAUST, JON & JONATHAN H. WRIGHT, ‘Forecasting Inflation.’ In Elliott, Graham & Allan Timmermann (eds.) *Handbook of Economic Forecasting*. **2A**, Chapter 1, pp. 2–56, Amsterdam: Elsevier, 2013, DOI: [10.1016/B978-0-444-53683-9.00001-3](https://doi.org/10.1016/B978-0-444-53683-9.00001-3).
- [22] GALÍ, JORDI & MARK GERTLER, ‘Inflation Dynamics: A Structural Econometric Analysis.’ *Journal of Monetary Economics*, **44** (2), pp. 195–222, 1999, DOI: [10.1016/S0304-3932\(99\)00023-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3932(99)00023-9).
- [23] GARNIER, CHRISTINE, ELMAR MERTENS, & EDWARD NELSON, ‘Trend Inflation in Advanced Economies.’ *International Journal of Central Banking*, **11** (4), pp. 65–136, September, 2015.
- [24] GEMMA, YASUFUMI, TAKUSHI KUROZUMI, & MOTOTSUGU SHINTANI, ‘Trend Inflation and Evolving Inflation Dynamics: A Bayesian GMM Analysis.’ *Review of Economic Dynamics*, 2023, DOI: [10.1016/j.red.2023.05.003](https://doi.org/10.1016/j.red.2023.05.003), forthcoming.
- [25] HARVEY, ANDREW C., *Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter*. New York: Cambridge University Press, 1989.
- [26] HIROSE, YASUO, TAKUSHI KUROZUMI, & WILLEM VAN ZANDWEGHE, ‘Monetary Policy and Macroeconomic Stability Revisited.’ *Review of Economic Dynamics*, **37**, pp. 255–274, 2020, DOI: [10.1016/j.red.2020.03.001](https://doi.org/10.1016/j.red.2020.03.001).

- [27] INOUE, ATSUSHI & MOTOTSUGU SHINTANI, ‘Quasi-Bayesian Model Selection.’ *Quantitative Economics*, **9** (3), pp. 1265–1297, November, 2018, DOI: [10.3982/QE587](https://doi.org/10.3982/QE587).
- [28] KAIHATSU, SOHEI & JOUCHI NAKAJIMA, ‘Has Trend Inflation Shifted?: An Empirical Analysis with an Equally-spaced Regime-switching Model.’ *Economic Analysis and Policy*, **59** (C), pp. 69–83, 2018, DOI: [10.1016/j.eap.2018.04.003](https://doi.org/10.1016/j.eap.2018.04.003).
- [29] KILEY, MICHAEL T., ‘Estimating the Common Trend Rate of Inflation for Consumer Prices and Consumer Prices Excluding Food and Energy Prices.’ Finance and Economics Discussion Series 2008-38, Board of Governors of the Federal Reserve System (U.S.), 2008.
- [30] KIM, CHANG-JIN, PYM MANOPIMOKE, & CHARLES R. NELSON, ‘Trend Inflation and the Nature of Structural Breaks in the New Keynesian Phillips Curve.’ *Journal of Money, Credit and Banking*, **46** (2-3), pp. 253–266, March, 2014, DOI: [10.1111/jmcb.12105](https://doi.org/10.1111/jmcb.12105).
- [31] KIM, SANGJOON, NEIL SHEPHARD, & SIDDHARTHA CHIB, ‘Stochastic Volatility: Likelihood Inference and Comparison with ARCH Models.’ *Review of Economic Studies*, **65** (3), pp. 361–393, July, 1998, DOI: [10.1111/1467-937X.00050](https://doi.org/10.1111/1467-937X.00050).
- [32] LAUBACH, THOMAS & JOHN C. WILLIAMS, ‘Measuring the Natural Rate of Interest.’ *The Review of Economics and Statistics*, **85** (4), pp. 1063–1070, 11, 2003, DOI: [10.1162/003465303772815934](https://doi.org/10.1162/003465303772815934).
- [33] OKIMOTO, TATSUYOSHI, ‘Trend Inflation and Monetary Policy Regimes in Japan.’ *Journal of International Money and Finance*, **92**, pp. 137–152, 2019, DOI: [10.1016/j.jimonfin.2018.12.008](https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2018.12.008).
- [34] OMORI, YASUHIRO, SIDDHARTHA CHIB, NEIL SHEPHARD, & JOUCHI NAKAJIMA, ‘Stochastic Volatility with Leverage: Fast and Efficient Likelihood Inference.’ *Journal of Econometrics*, **140** (2), pp. 425–449, October, 2007, DOI: [10.1016/j.jeconom.2006.07.008](https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2006.07.008).
- [35] SEKINE, TOSHITAKA, FRANK PACKER, & SHUNICHI YONEYAMA, ‘Individual Trend Inflation.’ IMES Discussion Paper Series 22-E-14, Institute for Monetary and Economic Studies, Bank of Japan, 2022.
- [36] STOCK, JAMES H. & MARK W. WATSON, ‘Why Has U.S. Inflation Become Harder to Forecast?.’ *Journal of Money, Credit and Banking*, **39** (s1), pp. 3–33, February, 2007, DOI: [10.1111/j.1538-4616.2007.00014.x](https://doi.org/10.1111/j.1538-4616.2007.00014.x).
- [37] ——— & ———, ‘Core Inflation and Trend Inflation.’ *The Review of Economics and Statistics*, **98** (4), pp. 770–784, October, 2016, DOI: [10.1162/REST_a_00608](https://doi.org/10.1162/REST_a_00608).