



日本銀行ワーキングペーパーシリーズ

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

大石凌平*

ryouhei.ooishi@boj.or.jp

黒住卓司*

takushi.kurozumi@boj.or.jp

No.22-J-8
2022年3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

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。

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*

大石 凌平[†]

黒住 卓司[‡]

2022 年 3 月

要旨

本稿では、ベイジアン VAR-GMM によってニューケインジアン・フィリップス曲線の複数の定式化を推定し、世界金融危機以降におけるわが国と米国のインフレ動学を比較する。この推定手法を用いることで、フィリップス曲線に現れる予想を VAR から導出し、インフレ予想の形成に関する明示的な分析を行う。疑似周辺尤度を用いて、わが国は可変な需要の弾力性の定式化が、米国は粘着情報の定式化が選択された。これら選択された定式化から、わが国は米国と比べて、インフレ予想形成における持続性が高く、トレンド・インフレ率は低いことが示された。以上の結果を踏まえると、これまでのわが国における弱めのインフレ動向は、値上げに敏感な消費者の購買姿勢を映じた企業の慎重な価格設定行動のもと、インフレ率が低位にとどまり、持続性の高いインフレ予想形成を通じて低い予想インフレ率、ひいては低いトレンド・インフレ率を生じ、それらが翻ってフィリップス曲線を通じてインフレ率に下押し圧力をかけたためと考えられる。

JEL 分類番号 : E31、C11、C26、C52

キーワード : ニューケインジアン・フィリップス曲線、インフレ予想形成、可変な需要の弾力性、VAR-GMM、ベイズ手法

* 本稿の作成にあたり、青木浩介氏、小枝淳子氏、新谷元嗣氏、中島上智氏、渡辺努氏、渡部敏明氏、および日本銀行スタッフから有益なコメントを頂戴した。ただし、本稿のありうべき誤りは全て筆者ら個人に属する。なお、本稿に示される内容や意見は、筆者ら個人に属するものであり、日本銀行及び企画局の公式見解を示すものではない。

[†] 日本銀行企画局 (e-mail: ryouhei.ooishi@boj.or.jp)

[‡] 日本銀行企画局 (e-mail: takushi.kurozumi@boj.or.jp)

1 はじめに

先進国においてインフレが再び注目されている。新型コロナウイルス感染症の感染拡大前まで、先進国のインフレ動向は世界金融危機の発生以来、弱めであった。ところが、感染症が世界的に流行するなか、米国の PCE インフレ率は、連邦準備制度理事会の 2% の長期的なインフレ目標を超えて上昇し、ユーロ圏の HICP インフレ率も、欧州中央銀行が最近改定した中期インフレ目標である 2% を上回っている。わが国では、物価は長期にわたって高まりにくくなっており、消費者物価指数（除く生鮮食品）の上昇率は小幅のプラスで、日本銀行が掲げる 2% の物価安定の目標を下回っている。これらの観察事実は、これまでのわが国におけるインフレ動向が他の先進国と比べてなぜ弱めとなっているのかという問いを投げかける。

本稿では、ベイジアン VAR-GMM によってニューケインジアン・フィリップス曲線（以下、NKPC）の複数の定式化を推定し、世界金融危機以降におけるわが国と米国のインフレ動学を比較する。この推定手法を用いることで、NKPC に現れる予想変数は VAR から導出され、インフレ予想が長期的にトレンド・インフレに収束するなど、インフレ予想の形成について明示的に分析することができる。本稿で推定する NKPC の定式化は、[Coibion and Gorodnichenko \(2011\)](#) をベースにしている。すなわち、[Calvo \(1983\)](#) の非同時的価格設定モデル (staggered price model) から導出され、ミクロ的事実と整合的に、ある一定期間に改定されない価格が存在する。その結果、トレンド・インフレの水準がインフレ動学に影響を及ぼす¹。このベースライン NKPC に、わが国と米国のインフレ率のデータには持続性 (persistence) がみられることから、インフレの慣性 (inertia) を導入する。具体的には、インフレ慣性の源泉としてこれまでに提示されてきた、[Galí and Gertler \(1999\)](#) の経験則 (rule of thumb) 価格設定、[Dupor et al. \(2010\)](#) による粘着情報、[Kurozumi and Van Zandweghe \(2019\)](#) による可変な需要の (価格) 弾力性、の 3 つを考える²。わが国と米国のそれぞれについて、ベースライン NKPC とインフレ慣性を取り入れた 3 つの NKPC を推定し、[Inoue](#)

¹これは、[Woodford \(2003\)](#) などにみられる教科書型の NKPC の特徴と異なっている。教科書型の NKPC では、ゼロ・トレンド・インフレか、価格のトレンド・インフレに基づく物価スライドのいずれかが仮定されているため、トレンド・インフレはインフレ動学にほとんど影響を及ぼさない。

²先行研究ではこのほか、[Sheedy \(2010\)](#) によって右上がりのハザード関数がインフレ慣性の源泉として提案されているが、その取り扱いにくさから本稿では取り上げない。また、[Cogley and Sbordone \(2008\)](#) などの先行研究で用いられている価格の過去のインフレ率に基づく物価スライドは、每期すべての価格が改定されることを示唆しており、ミクロ的事実と整合的ではないため、本稿では検討しない。

and Shintani (2018) によって提唱された疑似周辺尤度 (quasi-marginal likelihood) を用いて比較する³。

本稿の主な結果は次の2つである。第一に、疑似周辺尤度を用いて、わが国は可変な需要の弾力性の定式化が、米国については粘着情報の定式化が選択された。可変な需要の弾力性のもとでは、各財の相対需要は、その相対価格の上昇に対してより価格弾力的になり、相対価格の低下に対しては然程そうならないことから、企業は自社の価格を競合他社の近くに保とうとする。そのため、この選択された定式化は、わが国では、値上げに敏感な一方で値下げに対しては然程ではない消費者の購買姿勢に端を発して、企業が慎重な価格設定行動を採っていることをよく捉えている⁴。米国の選択された定式化は、Dupor et al. (2010) の結果と整合的である。彼らは、推定に用いたデータが、彼らのNKPCについて、粘着情報の定式化を経験則価格設定の定式化よりも支持することを示している。もっとも、彼らは、暗黙裡にゼロ・トレンド・インフレか、価格のトレンド・インフレに基づく物価スライドのいずれかを仮定しているほか、可変な需要の弾力性の定式化を検討していない⁵。

第二に、わが国と米国の選択された定式化から、インフレ予想の形成における持続性はわが国のほうが高いことが示された。この結果は、わが国のインフレ予想について適合的予想形成の度合いが強いという先行研究の結果と整合的である⁶。さらに、選択された定式化から、わが国のトレンド・インフレ率は2%程度の米国より低く、NKPCにおけるインフレ慣性は米国のほうが高いことが示された。これらの結果から、わが国において、持続性の高いインフレ予想形成と低位なトレンド・インフレが、米国と比べて弱めの動きを続けるインフレ動向の重要な背景要因であること、米国のインフレ率のデータにみられる持続性は、NKPCにおけるインフレ慣性の高さに起因する可能性があることが考えられる。

³本稿では、標準的なハイブリッド型NKPCについても推定し、疑似周辺尤度の観点から、それが本稿で取り上げている他のすべてのNKPCに及ばないことを示している。

⁴渡辺 (2022) は、わが国と米国におけるアンケート調査の結果から、わが国の消費者は米国と比べて値上げに敏感な一方で値下げに対しては然程ではないことを指摘している。また、内閣府 (2013) は、わが国の企業は自社の価格を、競合他社が引き上げるまで引き上げないという企業へのアンケート調査の結果を示している。Koga et al. (2019) は、全国企業短期経済観測調査 (短観) の企業レベルの大規模パネルデータセットを用いて、可変な需要の弾力性の存在を支持する企業の価格設定行動についてのミクロ的事実を報告している。

⁵Mankiw and Reis (2002) が提示しているように、粘着情報は、情報獲得や再最適化にかかるコストの存在に起因する。米国におけるこれらのコストの重要性については、例えば、Zbaracki et al. (2004) を参照。彼らは、米国の大企業製造業のデータを用いて、情報収集や意思決定のコストを含む管理コストが、メニュー・コストよりもはるかに大きいことを示している。

⁶日本銀行 (2016, 2021) や 西野ほか (2016)、菅沼・丸山 (2019) を参照。また、Ehrmann (2015) は、低インフレが続くもとの、インフレ目標の採用国と比べてわが国は、インフレ予想が過去のインフレ率からより影響を受けていることを示している。

これら 2 つの主な結果を踏まえると、世界金融危機以降のわが国における弱めのインフレ動向は、値上げに敏感な消費者の購買姿勢を映じた企業の慎重な価格設定行動のもと、インフレ率が低位にとどまり、持続性の高いインフレ予想形成を通じて低い予想インフレ率、ひいては低いトレンド・インフレ率を生じ、それらが翻って NKPC を通じてインフレ率に下押し圧力をかけたためと考えられる。その一方、米国では、大不況（Great Recession）に端を発する弱めの需給ギャップがインフレ率に継続的な下押し圧力をかけ、そうしたインフレ率への負の影響が、粘着情報によって生じる相対的に高い NKPC のインフレ慣性からしばらくの間残存した。もっとも、インフレ予想形成において持続性が低いことから、予想インフレ率への波及は限定的であったため、トレンド・インフレ率は 2 % 近くに保たれ、インフレ率や予想インフレ率は 2 % の周りで推移したと考えられる⁷。

わが国や米国のデータを用いて NKPC を推定した先行研究は多岐にわたる。もっとも、先行研究の多くが、ゼロ・トレンド・インフレか、価格のトレンド・インフレに基づく物価スライドのいずれかの仮定のもとでモデルから導出された NKPC を推定している⁸。これらのモデルでは、すべての価格が每期改定されるため、ミクロ的事実と整合的ではないほか、トレンド・インフレがインフレ動学にはほとんど影響を及ぼさない。数少ない注目すべき例外は、Cogley and Sbordone (2008) や Gemma et al. (2017)、Hirose et al. (2020, 2021) である。Cogley and Sbordone (2008) は、トレンド・インフレが時変である NKPC を導出し、2003 年までの米国のデータを用いて推定している。推定に際しては、Sbordone (2002) で提案された 2 段階法を用いており、まず VAR を推定して NKPC に現れる予想変数を導出し、その後最小距離推定 (minimum distance estimation) によって NKPC のパラメータを推定している。Gemma et al. (2017) は、わが国や米国のデータを用いてベイジアン GMM によって NKPC を推定し、推定されたわが国の NKPC について、1998 年から始まるデフレ期とその前の期間との間で、米国の NKPC については大いなるインフレ期 (Great Inflation) とそれ以降の期間との間で比較している。これらの先行研究で制限情報推定法 (limited-information estimation method) が用いられているのとは対照的に、Hirose et al. (2020, 2021) は、完全

⁷トレンド・インフレは、インフレやインフレ予想の基準もしくは水準を定めることから、Okun (1981) が提唱した「ノルム」の役割を果たしていると考えられる。NKPC では、インフレ率や予想インフレ率は（過去のインフレ率が含まれている場合はそれも）、トレンド・インフレ率あるいはインフレ・ノルムからの乖離で表される。それゆえに、トレンド・インフレを明示的に考慮した NKPC は、インフレ予想だけではなく、インフレ・ノルムも、インフレ動学においていかに重要であるかを示している。

⁸例えば、米国の NKPC に関する実証研究としては、Galí and Gertler (1999) や Galí et al. (2005)、Dupor et al. (2010)、Guerrieri et al. (2010) を参照。わが国については、敦賀・武藤 (2008) を参照。

情報のベイズ法 (full-information Bayesian method) を用いて、NKPC だけでなく家計や中央銀行にとっての均衡条件も推定し、推定された米国のモデル全体を、大いなるインフレ期と大いなる安定期 (Great Moderation) の間で比較している。本稿は、世界金融危機以降の期間について、制限情報のアプローチであるベイジアン VAR-GMM を用いて NKPC の複数の定式化を推定し、わが国と米国の選択された定式化を比較して、これまでのわが国におけるインフレ動向が米国と比べて弱めとなっている背景要因を分析している⁹。

本稿の次節以降の構成は以下の通りである。第 2 節では、NKPC の複数の定式化を提示する。第 3 節では、本稿で用いる推定手法とデータについて説明する。第 4 節では、実証結果を示す。第 5 節は結語である。

2 ニューケインジアン・フィリップス曲線

本節では、次節以降で推定する NKPC の複数の定式化を提示する。これらの定式化は、Coibion and Gorodnichenko (2011) の NKPC をベースにしており、ある一定期間に改定されない価格が存在する Calvo (1983) の非同時的価格設定モデルから導出される。また、この NKPC において、これまでに提示されてきた、Galí and Gertler (1999) の経験則価格設定、Dupor et al. (2010) による粘着情報、Kurozumi and Van Zandweghe (2019) による可変な需要の弾力性、の 3 つのインフレ慣性の源泉を考える。以下では、これら 3 つの源泉のそれぞれについて、インフレ慣性を取り入れた NKPC を導出する。

2.1 ベースラインの定式化

まず、本稿の NKPC のベースラインとなる定式化を示す。このベースライン NKPC は、

$$\alpha \max(\beta\pi^\theta, \pi^{\theta-1}) < 1 \quad (1)$$

の仮定のもとで、次のように導出される。

$$\hat{\pi}_t = \beta\pi^{1+\theta} E_t \hat{\pi}_{t+1} + \kappa_{x,b} \hat{x}_t + \kappa_{\phi,b} (\theta - 1) \sum_{j=1}^{\infty} (\alpha\beta\pi^{\theta-1})^j E_t \hat{\pi}_{t+j} \quad (2)$$

⁹さらに、NKPC のベイジアン VAR-GMM 推定を実施する際、NKPC のパラメータと VAR の係数を同時推定するために、ブロック・メトロポリス・ヘイスティングス法 (Block Metropolis-Hastings algorithm) を用いている。同法については、例えば、Herbst and Schorfheide (2015) を参照。

ただし、 $\hat{\pi}_t \equiv \log \pi_t - \log \pi$ 、 π_t はグロスのインフレ率、 π はグロスのトレンド・インフレ率、 \hat{x}_t は需給ギャップ、 $\beta \in (0, 1)$ は主観的割引因子、 $\theta > 1$ は財の代替弾力性、 $\alpha \in (0, 1)$ は価格が改定されない確率を表し、傾きの係数 $\kappa_{x,b}$ とその他の係数 $\kappa_{\phi,b}$ は以下となる¹⁰。

$$\kappa_{x,b} \equiv \frac{2(1 - \alpha\pi^{\theta-1})(1 - \alpha\beta\pi^{2\theta})}{\alpha\pi^{\theta-1}(1 + \theta)}, \quad \kappa_{\phi,b} \equiv \frac{(\pi^{1+\theta} - 1)(1 - \alpha\pi^{\theta-1})}{\alpha\pi^{\theta-1}(1 + \theta)}$$

それゆえに、この NKPC における（需給ギャップや予想インフレ率にかかる）すべての係数はトレンド・インフレに依存しており、その水準がインフレ動学に影響を及ぼす。

なお、トレンド・インフレがゼロ、すなわち $\pi = 1$ のとき、(2) 式のベースライン NKPC は、Woodford (2003) にみられるような教科書型の $\hat{\pi}_t = \beta E_t \hat{\pi}_{t+1} + \kappa_{x,b} \hat{x}_t$ と一致する。

2.2 経験則価格設定を組み込んだ定式化

次に、ベースライン NKPC にインフレ慣性を取り入れた 3 つの変形を提示する。第一の変形は、(1) 式の仮定のもと、Galí and Gertler (1999) の経験則価格設定を組み込んだモデルから導出される。この NKPC の定式化は次のようになる。

$$\hat{\pi}_t = \rho_{\pi,r} \hat{\pi}_{t-1} + \frac{\alpha\beta\pi^{2\theta}}{\alpha\pi^{\theta-1} + \tilde{\omega}_r} E_t \hat{\pi}_{t+1} + \kappa_{x,r} \hat{x}_t + \kappa_{\phi,r} (\theta - 1) \sum_{j=1}^{\infty} (\alpha\beta\pi^{\theta-1})^j E_t \hat{\pi}_{t+j} \quad (3)$$

ただし、インフレ慣性の係数 $\rho_{\pi,r}$ と傾きの係数 $\kappa_{x,r}$ は以下となる。

$$\rho_{\pi,r} \equiv \frac{\omega_r}{\alpha\pi^{\theta-1} + \tilde{\omega}_r}, \quad \kappa_{x,r} \equiv \frac{2(1 - \alpha\pi^{\theta-1})(1 - \alpha\beta\pi^{2\theta})(1 - \omega_r)}{(\alpha\pi^{\theta-1} + \tilde{\omega}_r)(1 + \theta)}$$

ここで、 $\omega_r \in [0, 1)$ は経験則価格設定を行う企業の割合を表し、その他の係数 $\kappa_{\phi,r}$ と $\tilde{\omega}_r$ は補論 A に示している。本稿ではこの定式化を ROT-NKPC と呼び、経験則価格設定の企業が存在しない場合、すなわち $\omega_r = 0$ のとき、(2) 式のベースライン NKPC と一致する。

2.3 粘着情報を組み込んだ定式化

ベースライン NKPC にインフレ慣性を取り入れた第二の変形は、(1) 式の仮定のもと、Dupor et al. (2010) と同様にインフレ慣性の源泉として Mankiw and Reis (2002) の粘着情

¹⁰ ベースライン NKPC とインフレ慣性を取り入れた 3 つの NKPC において、これらを、特に可変な需要の弾力性の定式化を明示的に導出するために、労働供給の弾力性を 1 としている。

報を組み込んだモデルから導出される。この NKPC の定式化は次のようになる。

$$\begin{aligned}
\hat{\pi}_t = & \rho_{\pi,s} \hat{\pi}_{t-1} + \frac{\alpha\beta\pi^{2\theta}}{\alpha\pi^{\theta-1} + \tilde{\omega}_s} E_t \hat{\pi}_{t+1} + \kappa_{x,s} \hat{x}_t + \kappa_{\phi,s} (\theta - 1) \sum_{j=1}^{\infty} (\alpha\beta\pi^{\theta-1})^j E_t \hat{\pi}_{t+j} \\
& - \kappa_{\omega} \sum_{j=1}^{\infty} (\alpha\beta\pi^{2\theta})^j [\theta E_t \hat{\pi}_{t+j} + (1 - \alpha\beta\pi^{2\theta}) E_t \hat{x}_{t+j}] + \kappa_{\omega} \sum_{j=1}^{\infty} \omega_s^{j-1} \left\{ \omega_{s1} E_{t-j} \hat{x}_t - E_{t-j} \hat{x}_{t-1} \right. \\
& - \sum_{k=1}^{\infty} (\alpha\beta\pi^{2\theta})^{k-1} [\theta (\omega_{s1} E_{t-j} \hat{\pi}_{t+k} - E_{t-j} \hat{\pi}_{t+k-1}) + (1 - \alpha\beta\pi^{2\theta}) (\omega_{s1} E_{t-j} \hat{x}_{t+k} - E_{t-j} \hat{x}_{t+k-1})] \\
& \left. + \frac{(\theta - 1)(1 - \alpha\beta\pi^{\theta-1})}{2(1 - \alpha\beta\pi^{2\theta})} \sum_{k=1}^{\infty} (\alpha\beta\pi^{\theta-1})^{k-1} (\omega_{s1} E_{t-j} \hat{\pi}_{t+k} - E_{t-j} \hat{\pi}_{t+k-1}) \right\} \quad (4)
\end{aligned}$$

ただし、インフレ慣性の係数 $\rho_{\pi,s}$ と傾きの係数 $\kappa_{x,s}$ は以下となる。

$$\rho_{\pi,s} \equiv \frac{\omega_s \alpha \pi^{\theta-1}}{\alpha \pi^{\theta-1} + \tilde{\omega}_s}, \quad \kappa_{x,s} \equiv \frac{2(1 - \alpha \pi^{\theta-1})(1 - \alpha \beta \pi^{2\theta})(1 - \omega_s)(1 + \omega_{s1})}{(\alpha \pi^{\theta-1} + \tilde{\omega}_s)(1 + \theta)}$$

ここで、 $\omega_s \in [0, 1)$ は情報が更新されない確率を表し、その他の係数 $\kappa_{\phi,s}$ 、 κ_{ω} 、 $\tilde{\omega}_s$ 、および ω_{s1} は補論 A に示している。本稿ではこの定式化を SI-NKPC と呼び、情報の硬直性 (information rigidity) が存在しない場合、すなわち $\omega_s = 0$ のとき、(2) 式のベースライン NKPC と一致する。

2.4 可変な需要の弾力性を組み込んだ定式化

ベースライン NKPC にインフレ慣性を取り入れた第三の変形は、Kurozumi and Van Zandweghe (2019) と同様に、Kimball (1995) が提案しているような財の代替弾力性が一定ではない集計関数を組み込んだモデルから、

$$\alpha \max (\beta \pi^{2\gamma}, \beta \pi^{\gamma}, \pi^{\gamma-1}, \pi^{-1}) < 1 \quad (5)$$

の仮定のもとで導出される。ただし、 $\gamma \equiv \theta(1 + \epsilon)$ であり、 ϵ は需要曲線の曲率を規定するパラメータである。本稿では、特に $\epsilon < 0$ の場合に注目する。このとき、各財の相対需要が、その相対価格の上昇に対してより価格弾力的になり、相対価格の低下に対しては然程そうならないような可変な需要の弾力性が生じる。この NKPC の定式化は次のようになる。

$$\hat{\pi}_t = \rho_{\pi,v} \sum_{j=1}^{\infty} \rho_d^{j-1} \hat{\pi}_{t-j} + \frac{\beta \pi^{1+\gamma}(1 + \kappa_{ed})}{1 - \kappa_{ed} \omega_o} E_t \hat{\pi}_{t+1} + \frac{\kappa_{x,v}}{1 - \kappa_{ed} \omega_o} \hat{x}_t$$

$$\begin{aligned}
& + \frac{\kappa_{\phi,v}}{1 - \kappa_{\epsilon d}\omega_o} \left\{ \gamma \left[1 + \frac{\kappa_{\epsilon d}(1 - \alpha\beta\pi^{\gamma-1})}{1 - \rho_d\alpha\beta\pi^{\gamma-1}} \right] - 1 \right\} \sum_{j=1}^{\infty} (\alpha\beta\pi^{\gamma-1})^j E_t \hat{\pi}_{t+j} \\
& + \frac{\kappa_{\epsilon\zeta}}{1 - \kappa_{\epsilon d}\omega_o} \sum_{j=1}^{\infty} (\alpha\beta\pi^{\gamma})^j \left\{ \gamma \left[1 + \frac{\kappa_{\epsilon d}(1 - \alpha\beta\pi^{\gamma})}{1 - \rho_d\alpha\beta\pi^{\gamma}} \right] E_t \hat{\pi}_{t+j} + 2(1 - \alpha\beta\pi^{\gamma}) E_t \hat{x}_{t+j} \right\} \\
& + \frac{\kappa_{\epsilon\psi}}{1 - \kappa_{\epsilon d}\omega_o} \sum_{j=1}^{\infty} (\alpha\beta\pi^{-1})^j E_t \hat{\pi}_{t+j} \tag{6}
\end{aligned}$$

ただし、インフレ慣性の係数 $\rho_{\pi,v}$ と傾き関連の係数 $\kappa_{x,v}$ は以下となる。

$$\rho_{\pi,v} \equiv \frac{\kappa_{\epsilon d}(1 + \rho_d\omega_o)}{1 - \kappa_{\epsilon d}\omega_o}, \quad \kappa_{x,v} \equiv \frac{2(1 - \alpha\pi^{\gamma-1})(1 - \alpha\beta\pi^{2\gamma})(1 + \epsilon_1)}{\alpha\pi^{\gamma-1}\{(1 + \epsilon_3)[1 - \epsilon_2\gamma/(\gamma - 1 - \epsilon_2)] + \gamma\}}$$

また、その他の係数 $\kappa_{\phi,v}$ 、 $\kappa_{\epsilon\zeta}$ 、 $\kappa_{\epsilon\psi}$ 、 $\kappa_{\epsilon d}$ 、 ρ_d 、 ω_o 、 ϵ_1 、 ϵ_2 、および ϵ_3 は補論 A に示している。本稿ではこの定式化を VED-NKPC と呼び、需要の弾力性が一定の場合、すなわち $\epsilon = 0$ のとき、(2) 式のベースライン NKPC と一致する。

3 推定手法とデータ

本節では、前節で提示した NKPC を推定するための手法とデータについて説明する。

3.1 ベイジアン VAR-GMM

本稿では、ベイジアン VAR-GMM を用いて NKPC を推定する。この制限情報推定法は、これまでの NKPC に関する実証研究で用いられてきた推定法と、主に次の 3 点で大きく異なる¹¹。第一に、GMM 推定において、NKPC に含まれる予想変数は、Galí and Gertler (1999) や Galí et al. (2005) などの先行研究のようにその実現値に置き換えるのではなく、VAR から導出される。このような推定法は、Mavroeidis et al. (2014) によって VAR-GMM と呼ばれており、Guerrieri et al. (2010) は開放経済における NKPC の推定に用いている。VAR-GMM を用いることで、インフレ予想の形成（例えば、その持続性）について明示的に分析を行うことができるほか、NKPC の各定式化を、特に多期間に及ぶ予想を含む定式化であっても、直近の期間まで推定することができる¹²。また、Guerrieri et al. (2010) と同様

¹¹ 本稿でこの制限情報推定法を用いるのは、モデル内の他の式を定式化しないことから、完全情報推定法 (full-information estimation method) よりも定式化の誤りによる影響を受けにくいためである。

¹² 例えば、(2) 式のベースライン NKPC は、無限期間のインフレ予想 $\sum_{j=1}^{\infty} (\alpha\beta\pi^{\theta-1})^j E_t \hat{\pi}_{t+j}$ を含んでいるが、Galí and Gertler (1999) や Galí et al. (2005) などの先行研究のように GMM で推定する場合、それをある有限期間で切断してその実現値に置き換える必要があるため、NKPC を直近の期間まで推定することができない。

に、NKPC のパラメータと VAR の係数を一度に推定することができる。これは、Sbordone (2002) や Cogley and Sbordone (2008)、Dupor et al. (2010) のような先行研究で用いられている二段階法とは対照的である。二段階法では、先に VAR を推定し、その単独で推定された VAR からの予想を所与として、NKPC のパラメータを推定する。

第二に、VAR-GMM にベイズ手法を適用する。Inoue and Shintani (2018) や Gemma et al. (2017) では、同様に、GMM においてベイズ手法を採用している。Mavroeidis et al. (2014) で総括されているように、これまでの研究では NKPC の推定における弱識別 (weak identification) の問題が広く議論されてきた。Kleibergen and Mavroeidis (2014) は、ベイズ手法を用いることで、その問題を緩和し得ることを示している。加えて、本稿では、ブロック・メトロポリス・ヘイスティングス法 (例えば、Herbst and Schorfheide, 2015 を参照) を用いて、NKPC のパラメータと VAR の係数を同時推定している。

第三に、モデル選択の尺度として疑似周辺尤度 (以下、QML) を用い、NKPC の定式化だけではなく、各定式化における VAR のラグ次数も選択する。Inoue and Shintani (2018) で示されているように、QML の高いモデルが良いモデルとみなされ、こうしたモデル選択は、モデルのパラメータが弱識別あるいは部分識別であっても有効である¹³。

次に、NKPC のベイジアン VAR-GMM 推定について説明する。NKPC の各定式化において、インフレ率 $\hat{\pi}_t$ と需給ギャップ \hat{x}_t の 2 変数しか存在しないため、NKPC に現れる予想変数は次の有限次数 VAR から導出されると仮定する。

$$Y_t \equiv [\hat{\pi}_t, \hat{x}_t, \hat{\pi}_{t-1}, \hat{x}_{t-1}, \dots, \hat{\pi}_{t-n+1}, \hat{x}_{t-n+1}]' = AY_{t-1} + \varepsilon_t$$

ただし、 n は VAR のラグ次数である。この仮定のもとで、例えば、1 期先のインフレ予測は、 $E_t \hat{\pi}_{t+1} = e'_\pi E_t Y_{t+1} = e'_\pi AY_t$ と導出される。ただし、 e_π は Y_t からインフレ率の要素を取り出すベクトルである。このことは、 $j \rightarrow \infty$ のとき、 $E_t \hat{\pi}_{t+j} = e'_\pi A^j Y_t \rightarrow 0$ (すなわち、 $E_t \pi_{t+j} \rightarrow \pi$)、つまり、インフレ予想が長期的にはトレンド・インフレに収束することを示唆している。NKPC に現れる予想変数を、対応した VAR による予測に置き換えることで、NKPC の推定式が得られる。例えば、(2) 式のベースライン NKPC は次のように書き換

¹³QML を用いて、Inoue and Shintani (2018) は、価格の物価スライドを組み込んだ複数の NKPC を比較しているほか、Gemma et al. (2017) は価格の物価スライドを組み込んだ NKPC とそうでない NKPC を比較している。

えられる。

$$\hat{\pi}_t = \beta\pi^{1+\theta} e'_\pi A_b Y_t + \kappa_{x,b} \hat{x}_t + \kappa_{\phi,b}(\theta - 1) e'_\pi A_{b1} (I - A_{b1})^{-1} Y_t \quad (7)$$

ただし、 A_b はベースライン NKPC における VAR の係数行列であり、 $A_{b1} = \alpha\beta\pi^{\theta-1} A_b$ である。その他の NKPC の定式化については、補論 B.1 に示している。

ここで、 $\varphi \equiv [\vartheta', \text{vec}(A)']'$ を NKPC のパラメータ ϑ と VAR の係数 $\text{vec}(A)$ を並べたベクトルとし、 $g_t(\varphi)$ を、 φ を真の値 φ_0 で評価したときに $E(g_t(\varphi)) = 0$ を満たすモーメント関数とする。モーメント関数 $g_t(\varphi)$ は以下のように定義される。

$$g_t(\varphi) = \begin{bmatrix} h_t(\varphi) Z_t \\ (Y_t - A Y_{t-1}) Y_{t-1} \\ \log \pi_{l,t} - \log \pi \end{bmatrix} \quad (8)$$

ただし、 $h_t(\varphi)$ は NKPC の残差関数、 Z_t は定数 1 を含む操作変数のベクトル、 $\pi_{l,t}$ はグロスの長期予想インフレ率である。例えば、ベースライン NKPC (7) の場合、残差関数 $h_t(\varphi)$ は次のように定義される。

$$h_t(\varphi) = \hat{\pi}_t - [\beta\pi^{1+\theta} e'_\pi A_b Y_t + \kappa_{x,b} \hat{x}_t + \kappa_{\phi,b}(\theta - 1) e'_\pi A_{b1} (I - A_{b1})^{-1} Y_t]$$

(8) 式のモーメント関数 $g_t(\varphi)$ の上段と中段はそれぞれ、NKPC と VAR のための直行条件を示唆している。その下段は、インフレ予想は長期的にはトレンド・インフレに収束するというインフレ予想形成についての上述の仮定に端を発する、推計上の仮定 $\log \pi = E(\log \pi_{l,t})$ を反映している。

本稿では、Galí and Gertler (1999) や Galí et al. (2005)、Guerrieri et al. (2010) などの先行研究に倣って、効率的 2 段階 GMM 推定量 (efficient two-step GMM estimator) を用いる。つまり、目的関数 $q(\varphi) = -(1/2) g(\varphi)' W g(\varphi)$ を最大化するように、 $\varphi \in \Phi$ が推定される。なお、 $g(\varphi) = (1/\sqrt{T}) \sum_{t=1}^T g_t(\varphi)$ 、 W は、Newey and West (1987) による最適ウェイト行列の HAC 推定量であり、 $W = [\Gamma_j(\tilde{\varphi}) + \sum_{j=1}^J (j/J)(\Gamma_j(\tilde{\varphi}) + \Gamma_j(\tilde{\varphi})')]^{-1}$ で計算される。また、 $\Gamma_j(\tilde{\varphi}) = [1/(T-j)] \sum_{t=j+1}^T g_t(\tilde{\varphi}) g_{t-j}(\tilde{\varphi})'$ で、 $\tilde{\varphi}$ は任意の一致推定量であり、ラグの長さ J は Andrews (1991) によるバンド幅の選択方法 (automatic bandwidth selection method) で選ばれる。

本稿では、Chernozhukov and Hong (2003) に従って、VAR-GMM にベイズ手法を適用

する。 φ の疑似事後分布 (quasi-posterior distribution) は次のように定義される。

$$\frac{\exp(q(\varphi))p(\varphi)}{\int_{\Phi} \exp(q(\varphi))p(\varphi)d\varphi}$$

ただし、 $p(\varphi)$ は φ の事前分布である。疑似事後分布の計算にはマルコフチェーン・モンテカルロ (以下、MCMC) 法を用いる。具体的には、NKPC のパラメータと VAR の係数について、その 2 つのブロックがあるブロック・メトロポリス・ヘイスティングス法を用いることで、計算負荷の高い (8) 式のモーメント関数に関する疑似事後確率密度のヘシアン行列の推定やそれに伴う計算誤差を避けつつ、同時推定する¹⁴。MCMC の初期値を求めるにあたり、NKPC のパラメータの事前分布から 10,000 個のサンプルを発生させ、単独推定した VAR の係数を所与に、疑似事後確率密度を数値的に最大化してモードを見つける。次に、ブロック・メトロポリス・ヘイスティングス法を用いて、(1) 式あるいは (5) 式の仮定を満たす 210,000 個のサンプルを発生させ、最初の 10,000 個のサンプルはバーンインとして取り除き、残りのサンプルから疑似事後分布を得る。NKPC のパラメータと VAR の係数の収束は、Geweke (1992) の収束判定統計量を用いて確認している。

モデル選択の実施にあたっては、Inoue and Shintani (2018) に従い、次で定義される QML を用いる。

$$\int_{\Phi} \exp(q(\varphi))p(\varphi)d\varphi \quad (9)$$

NKPC の各定式化と VAR の各ラグ次数に対して、Geweke (1999) による修正調和平均法を用いて、QML を計算する¹⁵。QML の高い NKPC の定式化と VAR のラグ次数が、より良いモデルとして選択される。

3.2 データ

NKPC をベイズアン VAR-GMM で推定するために、本稿では、インフレ率、需給ギャップ、長期インフレ予想、賃金インフレ率の、4 つの四半期時系列データを用いる。また、Galí et al. (2005) に倣って、インフレ率の 4 期ラグと、需給ギャップと賃金インフレ率の 2 期ラ

¹⁴本稿での NKPC のベイズアン VAR-GMM 推定におけるブロック・メトロポリス・ヘイスティングス法の詳細については、補論 B.2 を参照。

¹⁵本稿では、Geweke (1999) の修正調和平均法について、切断パラメータ τ を 0.5 とした場合の QML を報告している。なお、Herbst and Schorfheide (2015) に従って、Geweke (1999) の推定量について切断パラメータを $\tau = 0.9$ とした場合や、Sims et al. (2008) による推定量において切断パラメータ q を 0.5 や 0.9 とした場合でも、モデル選択の結果は頑健であることを確認している。

グを、 Z_t にある操作変数として用いる。

4つのデータは、わが国については、消費者物価指数（除く生鮮食品）の上昇率、日本銀行による需給ギャップの推計値、菅沼・丸山 (2019) の手法による長期インフレ予想の推計値、事業所規模5人以上の現金給与総額に基づく賃金インフレ率である。米国については、PCEインフレ率、議会予算局による需給ギャップの推計値、Ahn and Fulton (2020) の手法による Common Inflation Expectations 指数、非農業部門の時間当たり賃金に基づく賃金インフレ率である。

推計期間は、2010年第1四半期から2019年第4四半期までである。この期間に設定したのは、本稿が世界金融危機以降におけるわが国と米国のインフレ動学の比較を目的としており、また、新型コロナウイルス感染症が世界的に流行するなかデータが不規則に変動しているためである。

3.3 固定するパラメータと事前分布

NKPCの各定式化を推定するにあたり、識別の問題を回避するため、本稿では2つのパラメータを固定している。わが国と米国ともに、主観的割引因子 β を 0.9975 に、財の代替弾力性 θ を 7.88 に固定している。後者については、15%程度の静学的なマークアップ (static markup) を示唆しており、Rotemberg and Woodford (1997) の推定値と等しい。そのほかのNKPCのパラメータとVARの係数は推定している。

表1は、NKPCの各定式化におけるパラメータの事前分布を提示している。年率換算したトレンド・インフレ率 $\bar{\pi}$ ($\equiv 400 \log \pi$) の事前分布は、日本銀行の物価安定の目標や連邦準備制度理事会の長期的なインフレ目標と等しい2を中心としている。価格が改定されない

表1: NKPCのパラメータの事前分布

パラメータ	分布	平均	標準偏差
$\bar{\pi}$ トレンド・インフレ率(年率)	正規	2	1.5
α 価格が改定されない確率	ベータ	0.5	0.1
ω_r 経験則価格設定を行う企業の割合	ベータ	0.5	0.1
ω_s 情報が更新されない確率	ベータ	0.5	0.1
$-\epsilon$ 需要曲線の曲率を規定するパラメータ	ガンマ	3	1

注： $\bar{\pi} \equiv 400 \log \pi$ 。

確率 α の事前分布は、平均が 0.5 で標準偏差が 0.1 のベータ分布に設定している。また、同じベータ分布を、(3) 式の ROT-NKPC における経験則価格設定を行う企業の割合 ω_r や、(4) 式の SI-NKPC における情報が更新されない確率 ω_s の事前分布に選んでいる。(6) 式の VED-NKPC における需要曲線の曲率を規定するパラメータ ϵ については、Hirose et al. (2021) に倣って、 $-\epsilon$ に対する事前分布を平均が 3 で標準偏差が 1 のガンマ分布に設定している。

VAR の係数については、ミネソタ事前分布を設定し、Canova (2007) に倣って、VAR の誤差項の分散共分散行列は OLS 推定値で置き換えている。ミネソタ事前分布のハイパーパラメータは、Villemot and Pfeifer (2017) と同様に設定している。

表 2: インフレ慣性を取り入れた NKPC の各定式化におけるインフレ慣性と傾きの特徴

NKPC の定式化		事前平均	$\omega_r/\omega_s/-\epsilon$	π	α
ROT-NKPC	インフレ慣性	0.49	+	-	-
	傾き	0.024	-	-	-
SI-NKPC	インフレ慣性	0.29	+	+	+
	傾き	0.035	-	-	-
VED-NKPC	インフレ慣性	0.06	+	+	+
	傾き	0.083	-	+	-

注：本表は、インフレ慣性を取り入れた NKPC の各定式化におけるインフレ慣性と傾きの事前平均や、NKPC のパラメータの値が表 1 で示した事前平均より大きくなった場合にインフレ慣性と傾きが上昇する (+) あるいは低下する (-) を示している。なお、(3) 式の ROT-NKPC と (4) 式の SI-NKPC におけるインフレ慣性の度合いはそれぞれ、インフレ慣性の係数 $\rho_{\pi,r}$ と $\rho_{\pi,s}$ で表され、(6) 式の VED-NKPC については、過去のインフレ率にかかる係数の和 $\rho_{\pi,v}/(1-\rho_d)$ で表される。NKPC の傾きは、各定式化における傾きの係数 $\kappa_{x,r}$ 、 $\kappa_{x,s}$ 、および $\kappa_{x,v}/(1-\kappa_{ed}\omega_o)$ で表される。

表 1 に示しているパラメータの事前平均を用いて、インフレ慣性を取り入れた 3 つの NKPC の定式化について特徴点を調べる。表 2 は、その各定式化におけるインフレ慣性と傾きの事前平均や、そのパラメータの値が事前平均より大きくなった場合にインフレ慣性と傾きが上昇するか低下するかを表している。なお、(3) 式の ROT-NKPC と (4) 式の SI-NKPC におけるインフレ慣性の度合いはそれぞれ、インフレ慣性の係数 $\rho_{\pi,r}$ と $\rho_{\pi,s}$ で表され、(6) 式の VED-NKPC については、過去のインフレ率にかかる係数の和 $\rho_{\pi,v}/(1-\rho_d)$ で表される。NKPC の傾きは、各定式化における傾きの係数 $\kappa_{x,r}$ 、 $\kappa_{x,s}$ 、および $\kappa_{x,v}/(1-\kappa_{ed}\omega_o)$ で

表される。表の 3 列目に示されているように、ROT-NKPC において、インフレ慣性の事前平均が最も大きく、傾きの事前平均は最も小さい。対照的に、VED-NKPC では、インフレ慣性の事前平均が最も小さく、傾きの事前平均は最も大きい。SI-NKPC のインフレ慣性と傾きは、ROT-NKPC と VED-NKPC の中間にある。このとき、表の 4 列目にみられるように、NKPC のインフレ慣性の各源泉について、その度合いを表すパラメータ ω_r 、 ω_s 、および $-\epsilon$ の値を事前平均より大きくすると、インフレ慣性が上昇し、傾きが低下する。また、表の最後の 2 列では、トレンド・インフレ率 π と価格が改定されない確率 α によるインフレ慣性への定性的な影響が、SI-NKPC と VED-NKPC の間で同じであり、ROT-NKPC とは異なる一方、傾きへの定性的な影響は、ROT-NKPC と SI-NKPC の間で同じで、VED-NKPC とは異なっていることが示されている。このような違いは、推定に使用しているデータによって、インフレ慣性を取り入れた 3 つの NKPC の定式化を識別するのに有用であると考えられる。

4 実証結果

本節では、モデル選択の結果を示し、わが国と米国の選択された NKPC の定式化を比較する。

4.1 モデル選択

わが国と米国の双方について、QML を用いてモデル選択を行う。具体的には、NKPC の各定式化におけるラグ次数のみならず、NKPC の複数の定式化の中で最も良いものを選ぶ。また、2 節で提示した複数の定式化に加え、以下の標準的なハイブリッド型 NKPC も、比較のために取り上げる。

$$\hat{\pi}_t = \rho_{\pi,c} \hat{\pi}_{t-1} + (1 - \rho_{\pi,c}) E_t \hat{\pi}_{t+1} + \kappa_{x,c} \hat{x}_t \quad (10)$$

ただし、 $\rho_{\pi,c} \in [0, 1]$ と $\kappa_{x,c}$ はそれぞれ NKPC のインフレ慣性と傾きの係数である¹⁶。この標準的な NKPC をベイジアン VAR-GMM で推定するにあたり、 $\rho_{\pi,c}$ と $\kappa_{x,c}$ の事前分布はそれぞれ、平均が 0.5 で標準偏差が 0.1 のベータ分布と、平均が 0.025 で標準偏差が 0.025 の正規分布に設定している。

¹⁶このハイブリッド型は、Mavroeidis et al. (2014) をはじめ、これまでの NKPC に関する実証研究の多くで用いられている。

まず、わが国のモデル選択の結果を説明する。表 3 は、わが国のデータを用いて推定した NKPC の各定式化について、VAR の各ラグ次数 $n = 1, 2, 3, 4$ の場合の QML の対数値を示している。この表において、3 つの主な結果がみられる。第一に、NKPC のいずれの定式化においても、VAR のラグ次数は $n = 1$ が QML の観点から選択される¹⁷。表の各行が NKPC の各定式化に対応しているが、QML の対数値は VAR のラグ次数が $n = 1$ のときに最大となっている。第二に、インフレ慣性を構造的に取り入れることで、NKPC の実証的なパフォーマンスが改善される。インフレ慣性を取り入れた 3 つの NKPC の定式化 (ROT-NKPC、SI-NKPC、および VED-NKPC) は、QML の対数値が、インフレ慣性のないベースライン NKPC より大きくなっている。また、インフレ慣性がアドホックに導入されている標準的な NKPC は、QML の対数値が最も小さい。第三に、VAR のラグ次数が $n = 1$ の VED-NKPC が、わが国にとって最も良い定式化となっている。この定式化の QML の対数値は、本稿で検討されている定式化の中で最も大きい。

表 3: わが国のモデル選択の結果

NKPC の定式化	VAR のラグ次数			
	$n = 1$	$n = 2$	$n = 3$	$n = 4$
ベースライン NKPC	-22.97	-35.29	-42.70	-51.36
ROT-NKPC	-22.50	-37.78	-41.98	-49.61
SI-NKPC	-18.77	-33.64	-40.57	-46.78
VED-NKPC	-16.83	-25.71	-43.60	-50.41
標準的な NKPC	-26.62	-40.81	-42.10	-48.64

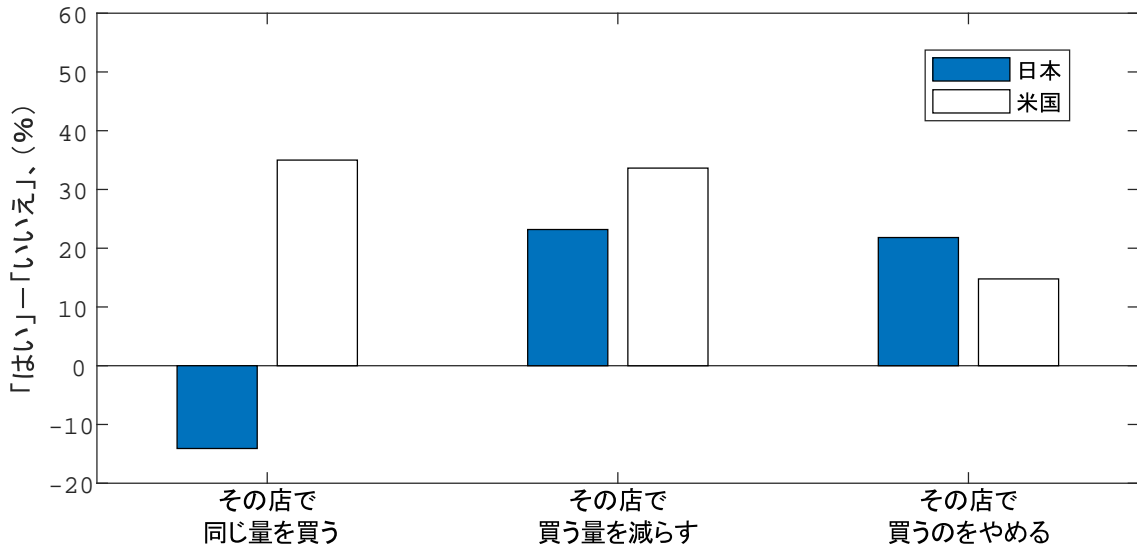
注：本表は、わが国のデータを用いて推定した NKPC の各定式化について、VAR の各ラグ次数 $n = 1, 2, 3, 4$ の場合の QML の対数値を表している。

VED-NKPC は、わが国では、値上げに敏感な一方で値下げに対しては然程ではない消費者の購買姿勢に端を発して、企業が慎重な価格設定行動を採っていることをよく捉えている。Kurozumi and Van Zandweghe (2019) が指摘するように、可変な需要の弾力性は、各財の相対需要が、その相対価格の上昇に対して価格弾力的になり、相対価格の低下に対しては然程そうならないことを示唆している。このような可変な需要の弾力性の特徴は、渡辺 (2022) が提示しているアンケート調査の結果と整合的である。この調査では、図 1 に示してあるよ

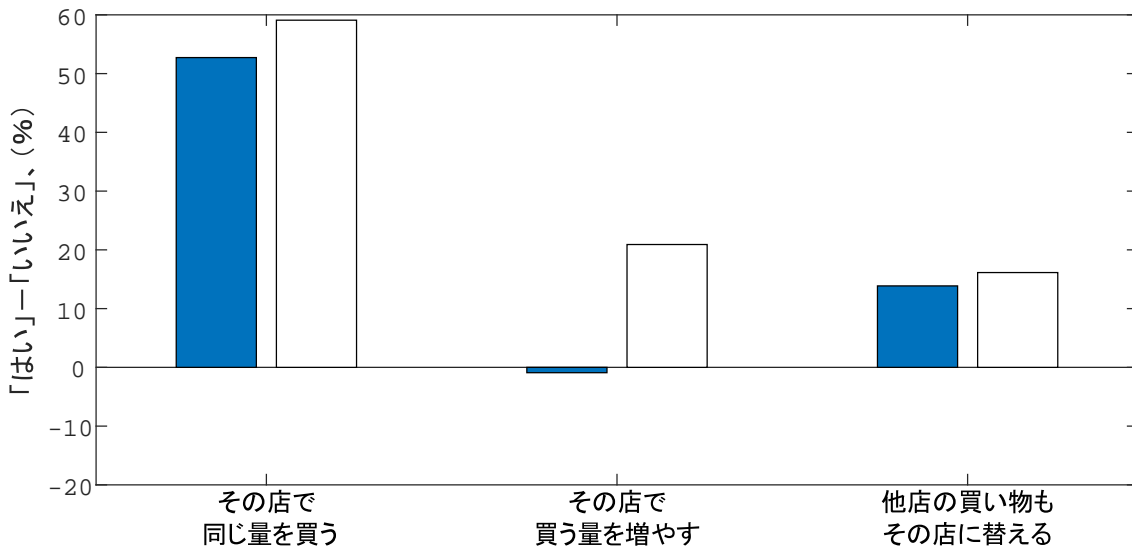
¹⁷トレンド・インフレ率を長期インフレ予想のデータの期間平均に設定して VAR を単独推定した場合でも、VAR のラグ次数は $n = 1$ が選択される。

図 1: 値上げ・値下げに対する消費者の反応

(1) 10% の値上げ



(2) 10% の値下げ



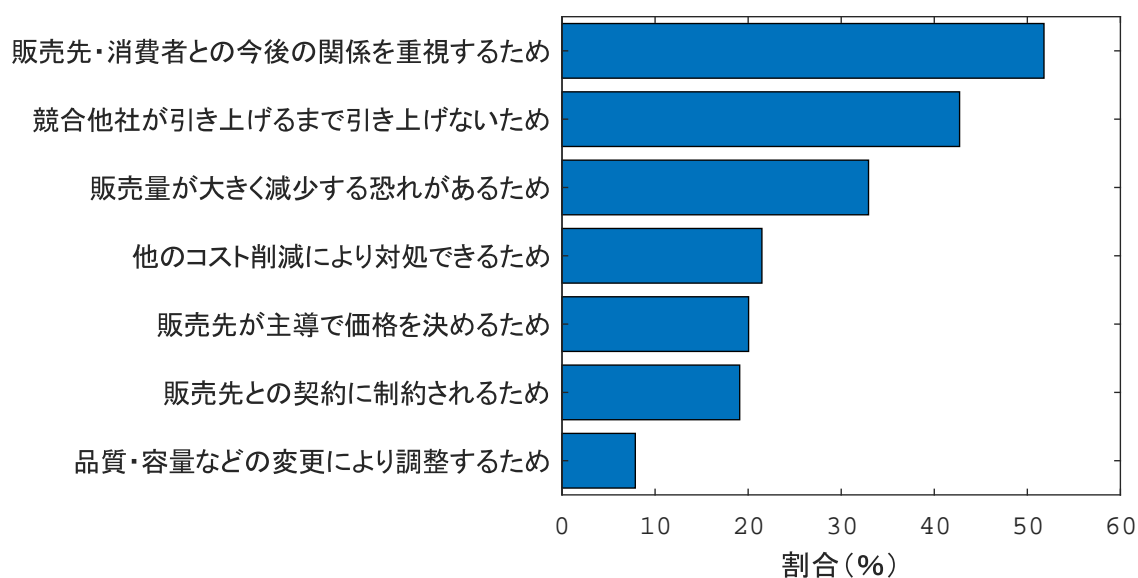
出典：渡辺 (2022)

うに、わが国と米国の消費者に対して、ある商品の値段がいつもの店で 10% 値上げあるいは値下げされていた場合に、その店で購入するか否か、またどのように購入するかを聞いている。具体的には、その商品の値段が 10% 上がっていた場合にその店で同じ量を買うかという質問に対して、わが国では、「いいえ」の回答割合が「はい」の割合を 15% ポイント程度上回っている一方、米国では「はい」と答えた割合が 35% ポイント程度上回っている。この結果は、わが国の消費者が米国と比べて値上げに敏感であることを示している。加えて、その

商品の値段が10%下がっていた場合にその店で買う量を増やすかという質問に対しては、わが国では「いいえ」の回答割合が「はい」の割合をわずかに上回っている一方、米国では「はい」と答えた割合が20%ポイント程度上回っている。この結果は、わが国の消費者が米国と比べて値下げにあまり敏感でないことを示唆している。以上の結果から、可変な需要の弾力性はわが国における消費者の購買姿勢をよく捉えていることがわかる。

また、可変な需要の弾力性は、企業に自社の価格を競合他社の近くに保とうとさせる。これは、企業が直面する需要の弾力性が、価格の引き上げに対して上昇し、引き下げに対しては低下するためである。この特徴は、しばしば企業の価格設定における戦略的補完性と呼ばれるものであるが、[内閣府 \(2013\)](#) で提示されているアンケート調査の結果と整合的である。図2は、わが国の企業がコストの上昇を販売価格に転嫁しない理由についての調査結果を示している。回答企業のうち半数近くが、自社の価格を、競合他社が引き上げるまで引き上げないためと答えている。加えて、約3分の1が、価格の引き上げによって販売量が大きく減少する恐れがあるためと回答している。[Koga et al. \(2019\)](#) は、全国企業短期経済観測調査(短観)の企業レベルの大規模パネルデータセットを用いて、可変な需要の弾力性の存在を支持する企業の価格設定行動についてのミクロ的事実を報告している。彼らは、わが国の企業が自社の価格を競合他社の価格に依存して設定していることや、そのような価格設定における戦略的補完性の度合いが、価格の引き上げよりも引き下げに対して強まることを示してい

図2: コスト上昇を販売価格に転嫁しない理由



出典：内閣府 (2013)

る。以上のわが国の消費者や企業の特徴を踏まえると、VED-NKPC は、わが国における消費者の購買姿勢を映じた企業の慎重な価格設定行動をよく捉えているといえる。

次に、米国のモデル選択の結果について説明する。表 4 は、米国のデータを用いて推定した NKPC の各定式化について、VAR の各ラグ次数 $n = 1, 2, 3, 4$ の場合の QML の対数値を示している。わが国の結果と同様に、NKPC のいずれの定式化においても、VAR のラグ次数は $n = 1$ が、QML の対数値が最大となっていることから、選択される¹⁸。もっとも、米国については、VAR のラグ次数が $n = 1$ の SI-NKPC が、本稿で検討されている定式化の中で最も良い定式化となっている¹⁹。

表 4: 米国のモデル選択の結果

NKPC の定式化	VAR のラグ次数			
	$n = 1$	$n = 2$	$n = 3$	$n = 4$
ベースライン NKPC	-26.37	-34.80	-42.57	-49.56
ROT-NKPC	-28.08	-38.88	-41.86	-49.51
SI-NKPC	-16.54	-27.82	-41.10	-48.88
VED-NKPC	-24.21	-31.18	-40.71	-48.21
標準的な NKPC	-30.89	-37.80	-41.48	-49.48

注：本表は、米国のデータを用いて推定した NKPC の各定式化について、VAR の各ラグ次数 $n = 1, 2, 3, 4$ の場合の QML の対数値を表している。

米国のモデル選択の結果は、Dupor et al. (2010) の結果と整合的である。彼らは、推定に用いたデータが、彼らの NKPC における粘着情報の定式化を経験則価格設定の定式化よりも支持していると指摘している。もっとも、Dupor et al. (2010) は、暗黙裡にゼロ・トレンド・インフレか、価格のトレンド・インフレに基づく物価スライドのいずれかを仮定しているほか、可変な需要の弾力性の定式化を検討していない。

Mankiw and Reis (2002) が提示しているように、粘着情報は、企業の情報獲得や再最適化にかかるコストが果たす役割の重要性を示唆している。これらのコストの米国における重要性について、Zbaracki et al. (2004) は、米国の大企業製造業のデータを用いて、情報収集や意思決定のコストを含む管理コストが、メニュー・コストよりもはるかに大きいことを示し

¹⁸また、トレンド・インフレ率を長期インフレ予想のデータの期間平均に設定して VAR を単独推定した場合でも、VAR のラグ次数は $n = 1$ が選択される。

¹⁹わが国の結果と同様に、米国のモデル選択の結果は、式 (10) の標準的な NKPC が、本稿で検討されているその他の定式化に及ばないことを示している。

ている。

4.2 わが国と米国のインフレ動学の比較

ここまで、わが国と米国にとって最も良い定式化はそれぞれ、VAR のラグ次数が 1 の VED-NKPC と SI-NKPC であることが示された。これら選択された定式化の比較を通して、これまでのわが国におけるインフレ動向が米国と比べてなぜ弱めとなっているのかを分析する。

まず、わが国と米国の選択された定式化における NKPC のパラメータと VAR の係数の推定結果を比較する。表 5 では、わが国について VED-NKPC における、米国については SI-NKPC における、NKPC のパラメータと VAR の係数の疑似事後平均 (quasi-posterior mean) と 90 % 最高疑似事後密度区間 (highest quasi-posterior density interval) を報告している。この表において、2 つの主な結果がみられる。第一に、表の 3 行目に示されているように、わが国の年率換算したトレンド・インフレ率 π は、2 % 程度の米国より低くなっている。

第二に、より重要な結果として、インフレ予想形成における持続性は、わが国のほうが米国より高い。表の 6 行目にある (選択されたラグ次数 1 の) VAR のインフレ式における自己ラグ係数 $A_{\pi\pi}$ の推定結果は、わが国のほうが米国より大きくなっている。この結果は、先行研

表 5: わが国と米国の選択された定式化における NKPC のパラメータと VAR の係数の疑似事後推定値

	日本 : VED-NKPC		米国 : SI-NKPC	
	平均	90 % 区間	平均	90 % 区間
π	0.99	[0.84, 1.13]	π	2.01 [1.63, 2.38]
α	0.54	[0.43, 0.66]	α	0.53 [0.38, 0.68]
$-\epsilon$	3.03	[1.45, 4.56]	ω_s	0.49 [0.33, 0.65]
$A_{\pi\pi}$	0.78	[0.64, 0.92]	$A_{\pi\pi}$	0.24 [0.02, 0.49]
$A_{\pi x}$	0.03	[-0.00, 0.06]	$A_{\pi x}$	0.03 [0.01, 0.05]
$A_{x\pi}$	-0.10	[-0.31, 0.11]	$A_{x\pi}$	0.02 [-0.42, 0.47]
A_{xx}	0.87	[0.84, 0.90]	A_{xx}	0.95 [0.92, 0.99]

注 : 本表は、わが国と米国の選択された定式化である VAR のラグ次数が 1 の VED-NKPC と SI-NKPC における、NKPC のパラメータと VAR の係数の疑似事後平均と 90 % 最高疑似事後密度区間を示している。

究の結果と一致している。日本銀行 (2016, 2021) や西野ほか (2016)、菅沼・丸山 (2019) は、わが国のインフレ予想について適合的予想形成の度合いが強いと指摘している。Ehrmann (2015) は、低インフレが続くもとの、インフレ目標の採用国と比べてわが国は、インフレ予想が過去のインフレ率からより影響を受けていることを示している。

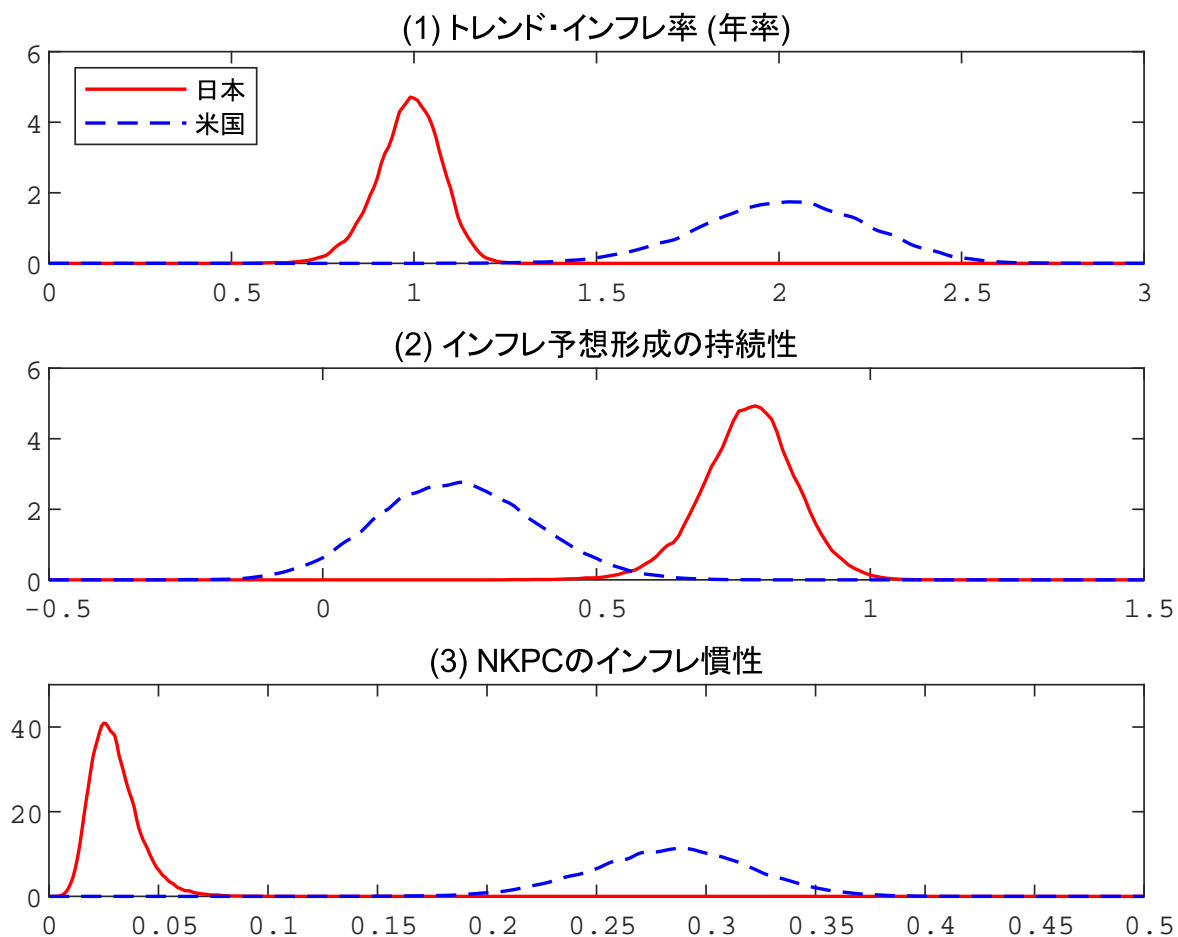
これら 2 つの結果は、図 3 にも表されている。この図は、わが国について VED-NKPC の、米国については SI-NKPC の、主な係数の疑似事後分布を表示している。各パネルにおける赤実線と青破線はそれぞれ、わが国と米国の分布を表す。パネル (1) では、年率換算したトレンド・インフレ率 π の分布を示している。わが国のトレンド・インフレ率の分布は、約 1 % の疑似事後平均を中心に分布しており、約 2 % の疑似事後平均の周りではばらつきがより大きい米国の分布より、低い位置にある。パネル (2) では、VAR のインフレ式における自己ラグ係数 $A_{\pi\pi}$ の分布を表している。わが国の分布は、米国と比べて、疑似事後平均を中心にばらつきが小さく、米国の分布と重なり合う部分がほとんどないため、疑似事後分布の観点からみても、インフレ予想形成における持続性はわが国のほうが高いことが確認される。

パネル (3) は、NKPC におけるインフレ慣性の分布を示している。わが国の選択された VED-NKPC におけるインフレ慣性の分布は、疑似事後平均の 0.03 の周りではばらつきが小さく、疑似事後平均 0.28 の周りではばらつきがより大きい米国の選択された SI-NKPC におけるインフレ慣性の分布より低い位置にある。このように米国の NKPC におけるインフレ慣性が高いことは、わが国のインフレ予想形成における持続性が高いことと対照的である。以上の結果から、低位なトレンド・インフレと持続性の高いインフレ予想形成が、これまでのわが国における米国対比で弱めなインフレ動向の重要な背景要因であること、米国のインフレ率のデータにみられる持続性は、NKPC におけるインフレ慣性の高さに起因する可能性があることが考えられる²⁰。

図 3 の 3 つのパネルから、なぜ VED-NKPC と SI-NKPC のそれぞれがわが国と米国に対して選択されたかについて、次のような説明が示唆される。トレンド・インフレ率の疑似事後平均は、長期インフレ予想のデータによって概ね決められ、わが国では 1 % 程度である。このトレンド・インフレ率の水準は、若干のプラスであるわが国におけるインフレ率のデータの期間平均より高く、そのため、推定された VAR から、相対的に高いインフレ予想形成の持続

²⁰ 選択された定式化に対し、10 年を推定期間とするローリング推定を 2008 年第 4 四半期から実施したところ、概ね同様の推定結果が得られており、各国で選択された定式化における NKPC のパラメータや VAR の係数の推定結果は、世界金融危機以降のサンプルにおいて頑健である。

図 3: わが国の VED-NKPC と米国の SI-NKPC における主な係数の疑似事後分布



注：わが国と米国について、パネル (1) と (2) は、それぞれ、年率換算したトレンド・インフレ率 π と VAR のインフレ式における自己ラグ係数 $A_{\pi\pi}$ の疑似事後分布を表している。パネル (3) は、わが国の VED-NKPC のインフレ慣性 $\rho_{\pi,v}/(1 - \rho_d)$ と米国の SI-NKPC のインフレ慣性 $\rho_{\pi,s}$ の疑似事後分布を示している。

性が生じる。この持続性の高さによって、インフレ率のデータにみられる持続性の多くが説明されることから、NKPC のインフレ慣性は低くなると考えられる。その結果、表 2 で示しているように低いインフレ慣性を生じることができる VED-NKPC が選ばれる。米国については、トレンド・インフレ率の疑似事後平均とインフレ率のデータの期間平均がともに 2% 程度であり、そのため、推定された VAR から、インフレ予想形成の持続性が相対的に低くなることが示唆される。その結果、NKPC のインフレ慣性は低くなり得ないと考えられる。このとき、インフレ率のデータの持続性が高くないことから、VED-NKPC と ROT-NKPC の中間程度の適度なインフレ慣性を生じることができる SI-NKPC が選択される。

最後に、選択された定式化に基づく実績インフレ率のヒストリカル分解を用いて、世界金

融危機以降におけるわが国と米国のインフレ動向を調べる。図 4 は、そのヒストリカル分解を表示している。

パネル (1) は、世界金融危機以降におけるわが国の消費者物価指数（除く生鮮食品）のインフレ率の分解を表している。このパネルにおいて、2つの主な結果がみられる。第一に、これまでの弱めなインフレ動向は、主に、低いトレンド・インフレ率と 1 期先予想インフレ率の要因によって生じている。この結果は、わが国では米国と比べて、トレンド・インフレ率が低く、インフレ予想形成の持続性が高いという上述の推定結果を映じている。負の需給ギャップや負のコストプッシュ・ショックによって生じた低位のインフレ率が、持続性の高いインフレ予想形成を通じて低い予想インフレ率、ひいては低いトレンド・インフレ率を生じ、それらが翻って NKPC を通じてインフレ率に下押し圧力をかけている。

第二に、わが国では、後述の米国と比べて、NKPC の残差として識別されるコストプッシュ・ショック要因による実績インフレ率への寄与が小さい。この結果は、わが国にとって最も良い定式化が VED-NKPC である、すなわち、可変な需要の弾力性の定式化であるというモデル選択の結果を映じている。可変な需要の弾力性に直面しているわが国の企業は、コストプッシュ・ショックが発生しても価格にあまり転嫁しないため、コストプッシュ・ショック要因による実績インフレ率への寄与が小さくなっている。

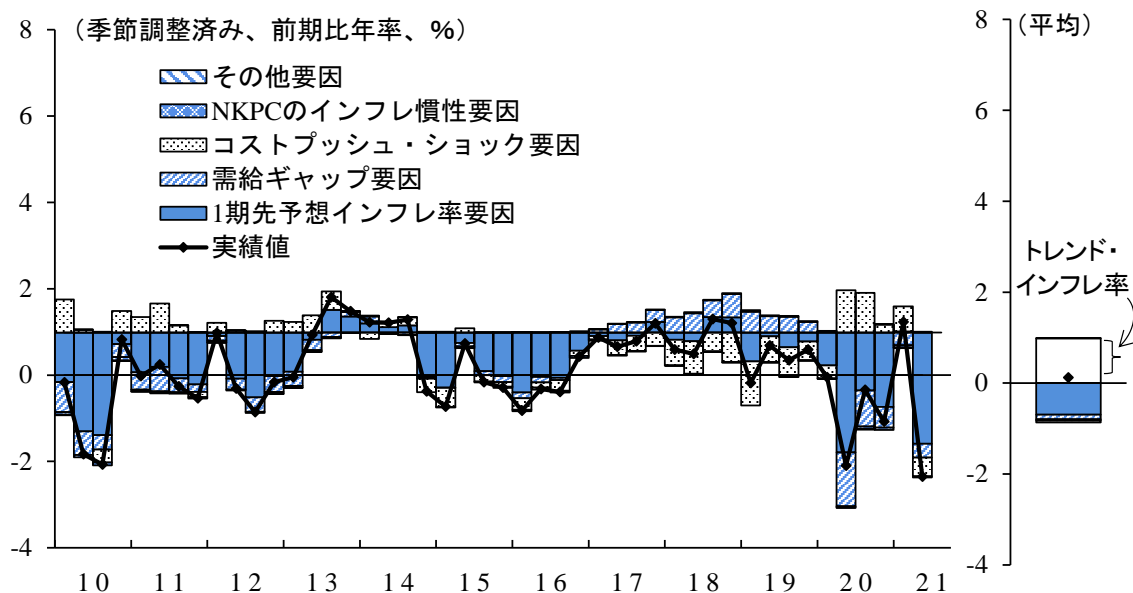
以上で得られた結果を総合すると、これまでのわが国における弱めのインフレ動向は、値上げに敏感な消費者の購買姿勢を映じた企業の慎重な価格設定行動のもと、インフレ率が低位にとどまり、持続性の高いインフレ予想形成を通じて低い予想インフレ率、ひいては低いトレンド・インフレ率を生じ、それらが翻って NKPC を通じてインフレ率に下押し圧力をかけたためと考えられる。

パネル (2) は、米国の PCE インフレ率のヒストリカル分解を表している。このパネルにおいても、2つの主な結果がみられる。第一に、インフレ動向は需給ギャップ要因によって下押しの影響を受けている。大不況や新型コロナウイルス感染症の世界的な流行に端を発する弱めの需給ギャップは、インフレ率に下押し圧力をかけ、粘着情報から生じる相対的に高い NKPC のインフレ慣性によって、インフレ率への下押しの影響がしばらくの間持続している。

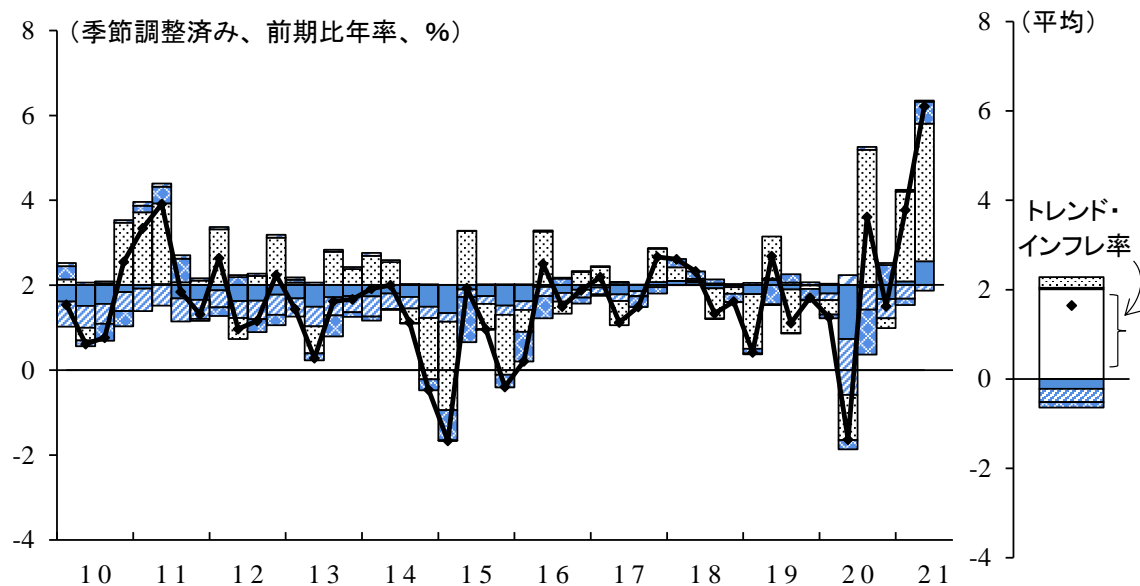
第二に、コストプッシュ・ショック要因は、インフレ率の、2%のトレンド・インフレ率周りでの変動要因となっている。

図 4: わが国と米国の選択された定式化に基づく世界金融危機以降の実績インフレ率の分解

(1) 日本



(2) 米国



注：パネル (1) は、わが国の消費者物価指数（除く生鮮食品）の上昇率についての VED-NKPC に基づくヒストリカル分解を、パネル (2) は、米国の PCE インフレ率についての SI-NKPC に基づくヒストリカル分解を表示している。これらのヒストリカル分解は、選択された定式化における NKPC のパラメータと VAR の係数の疑似事後平均を用いて計算されている。

世界金融危機以降の米国のインフレ動向についてまとめると、大不況に端を発する弱めの需給ギャップがインフレ率に継続的な下押し圧力をかけ、そうしたインフレ率への負の影響が、粘着情報によって生じる相対的に高い NKPC のインフレ慣性からしばらくの間残存した。もっとも、インフレ予想形成において持続性が低いことから、予想インフレ率への波及は限定的であったため、トレンド・インフレ率は 2 % 近くに保たれ、インフレ率や予想インフレ率は 2 % の周りで推移したと考えられる。

5 結語

本稿では、ベイジアン VAR-GMM によって NKPC の複数の定式化を推定し、世界金融危機以降におけるわが国と米国のインフレ動学を比較した。この推定手法を用いることで、NKPC に現れる予想変数は VAR から導出され、インフレ予想が長期的にトレンド・インフレ率に収束するなどインフレ予想の形成について明示的に分析することができる。本稿では、QML を用いて、わが国は可変な需要の弾力性の定式化が、米国については粘着情報の定式化が選択された。これら選択された定式化から、わが国のインフレ予想について適合的予想形成の度合いが強いという先行研究の結果と一致して、インフレ予想形成における持続性はわが国のほうが高いことが示された。また、わが国のトレンド・インフレ率は 2 % 程度の米国より低いことが示された。これらの結果を踏まえると、世界金融危機以降のわが国における弱めのインフレ動向は、値上げに敏感な消費者の購買姿勢を映じた企業の慎重な価格設定行動のもと、インフレ率が低位にとどまり、持続性の高いインフレ予想形成を通じて低い予想インフレ率、ひいては低いトレンド・インフレ率を生じ、それらが翻って NKPC を通じてインフレ率に下押し圧力をかけたためと考えられる。

なお、本稿では、これまでのわが国におけるインフレ動向が米国と比べて弱めとなっている背景要因として、インフレ予想形成の持続性とトレンド・インフレ率の水準に着目したが、これらに加えて、労働市場や輸入物価のパススルーなども挙げられる。そこで、本稿の NKPC において、労働市場の精緻化や開放経済への拡張を行うことが、今後の研究課題として考えられる。

補論

補論 A NKPC の詳細

本補論では、インフレ慣性を取り入れた 3 つの NKPC の定式化について、残りの詳細を示す。(3) 式の ROT-NKPC における残りの係数 $\kappa_{\phi,r}$ と $\tilde{\omega}_r$ は以下となる。

$$\kappa_{\phi,r} \equiv \frac{(\pi^{1+\theta} - 1)(1 - \alpha\pi^{\theta-1})(1 - \omega_r)}{(\alpha\pi^{\theta-1} + \tilde{\omega}_r)(1 + \theta)}, \quad \tilde{\omega}_r \equiv \omega_r[1 - \alpha\pi^{\theta-1}(1 - \beta\pi^{1+\theta})]$$

(4) 式の SI-NKPC における残りの係数 $\kappa_{\phi,s}$ 、 κ_ω 、 $\tilde{\omega}_s$ 、および ω_{s1} は以下となる。

$$\begin{aligned} \kappa_{\phi,s} &\equiv \frac{\{\pi^{1+\theta}[1 + \omega_s(1 - \alpha\beta\pi^{\theta-1})] - 1\}(1 - \alpha\pi^{\theta-1})(1 - \omega_s)}{(\alpha\pi^{\theta-1} + \tilde{\omega}_s)(1 + \theta)}, \\ \kappa_\omega &\equiv \frac{2\omega_s(1 - \omega_s)(1 - \alpha\pi^{\theta-1})(1 - \alpha\beta\pi^{2\theta})}{(\alpha\pi^{\theta-1} + \tilde{\omega}_s)(1 + \theta)}, \quad \tilde{\omega}_s \equiv \omega_s[1 - \alpha\pi^{\theta-1}(1 - \alpha\beta\pi^{2\theta})], \quad \omega_{s1} \equiv \omega_s\alpha\beta\pi^{2\theta} \end{aligned}$$

(6) 式の VED-NKPC における残りの係数 $\kappa_{\phi,v}$ 、 $\kappa_{\epsilon\zeta}$ 、 $\kappa_{\epsilon\psi}$ 、 $\kappa_{\epsilon d}$ 、 ρ_d 、 ω_o 、 ϵ_1 、 ϵ_2 、および ϵ_3 は以下となる。

$$\begin{aligned} \kappa_{\phi,v} &\equiv \frac{(\pi^{1+\gamma} - 1)(1 - \alpha\pi^{\gamma-1})(1 + \epsilon_3)}{\alpha\pi^{\gamma-1}\{(1 + \epsilon_3)[1 - \epsilon_2(1 + \gamma)/(\gamma - 1)] + \gamma[1 - \epsilon_2/(\gamma - 1)]\}}, \\ \kappa_{\epsilon\zeta} &\equiv -\frac{\epsilon_3(\pi^\gamma - 1)(1 - \alpha\pi^{\gamma-1})}{\alpha\pi^{\gamma-1}\{(1 + \epsilon_3)[1 - \epsilon_2\gamma/(\gamma - 1 - \epsilon_2)] + \gamma\}}, \\ \kappa_{\epsilon\psi} &\equiv \frac{\epsilon_2(\pi^{1+2\gamma} - 1)(1 - \alpha\pi^{\gamma-1})(1 + \epsilon_3)}{\alpha\pi^{\gamma-1}\{(1 + \epsilon_3)[\gamma - 1 - \epsilon_2(1 + \gamma)] + \gamma(\gamma - 1 - \epsilon_2)\}}, \\ \kappa_{\epsilon d} &\equiv -\frac{\epsilon_1\alpha\pi^{-1}(\pi^\gamma - 1)}{(1 + \epsilon_1)(1 - \alpha\pi^{-1})}, \quad \rho_d \equiv \frac{\alpha\pi^{-1}(1 + \epsilon_1\pi^\gamma)}{1 + \epsilon_1}, \\ \omega_o &\equiv \kappa_d + \rho_d\beta\pi^{1+\gamma} + \gamma\rho_d\alpha\beta\pi^{\gamma-1} \left[\frac{\kappa_{\phi,v}(1 - \alpha\beta\pi^{\gamma-1})}{1 - \rho_d\alpha\beta\pi^{\gamma-1}} + \frac{\kappa_{\epsilon\zeta}\pi(1 - \alpha\beta\pi^\gamma)}{1 - \rho_d\alpha\beta\pi^\gamma} \right], \\ \epsilon_1 &\equiv \epsilon \left(\frac{1 - \alpha\pi^{\gamma-1}}{1 - \alpha} \right)^{\frac{\gamma}{1-\gamma}}, \quad \epsilon_2 \equiv \epsilon_1 \frac{1 - \alpha\beta\pi^{\gamma-1}}{1 - \alpha\beta\pi^{-1}}, \quad \epsilon_3 \equiv \epsilon_1 \frac{1 - \alpha\beta\pi^{2\gamma}}{1 - \alpha\beta\pi^\gamma} \end{aligned}$$

ただし、

$$\begin{aligned} \kappa_d &\equiv \gamma \left[\frac{\kappa_{x,v}}{2} \left(1 + \frac{1}{1 + \epsilon_1} \right) - \tilde{\kappa} \right] - \alpha\beta\pi^{2\gamma} - \frac{1}{\alpha\pi^{\gamma-1}}, \\ \tilde{\kappa} &\equiv \frac{(1 - \alpha\pi^{\gamma-1})(1 - \alpha\beta\pi^{\gamma-1})(1 + \epsilon_3)}{\alpha\pi^{\gamma-1}\{(1 + \epsilon_3)[1 - \epsilon_2(1 + \gamma)/(\gamma - 1)] + \gamma[1 - \epsilon_2/(\gamma - 1)]\}} \end{aligned}$$

補論 B NKPC のベイジアン VAR-GMM 推定の詳細

本補論では、NKPC のベイジアン VAR-GMM 推定についての詳細を説明する。

B.1 NKPC の各定式化の推定式

まず、残りの NKPC の定式化について、その推定式を提示する。(3) 式の ROT-NKPC は次のように書き換えられる。

$$\hat{\pi}_t = \rho_{\pi,r} \hat{\pi}_{t-1} + \frac{\alpha\beta\pi^{2\theta}}{\alpha\pi^{\theta-1} + \tilde{\omega}_r} e'_\pi A_r Y_t + \kappa_{x,r} \hat{x}_t + \kappa_{\phi,r} (\theta - 1) e'_\pi A_{r1} (I - A_{r1})^{-1} Y_t$$

ただし、 A_r は ROT-NKPC における VAR の係数行列であり、 $A_{r1} = \alpha\beta\pi^{\theta-1} A_r$ である。

(4) 式の SI-NKPC は次のように書き換えられる。

$$\begin{aligned} \hat{\pi}_t = & \rho_{\pi,s} \hat{\pi}_{t-1} + \frac{\alpha\beta\pi^{2\theta}}{\alpha\pi^{\theta-1} + \tilde{\omega}_s} e'_\pi A_s Y_t + \kappa_{x,s} \hat{x}_t + \kappa_{\phi,s} (\theta - 1) e'_\pi A_{s1} (I - A_{s1})^{-1} Y_t \\ & - \kappa_\omega \left[\theta e'_\pi + (1 - \alpha\beta\pi^{2\theta}) e'_x \right] A_{s2} (I - A_{s2})^{-1} Y_t \\ & + \kappa_\omega \left\{ e'_x (A_{s3} - I) - \left[\theta e'_\pi + (1 - \alpha\beta\pi^{2\theta}) e'_x \right] A_s (A_{s3} - I) (I - A_{s2})^{-1} \right. \\ & \left. + \frac{(\theta - 1)(1 - \alpha\beta\pi^{\theta-1})}{2(1 - \alpha\beta\pi^{2\theta})} e'_\pi A_s (A_{s3} - I) (I - A_{s1})^{-1} \right\} \sum_{j=1}^{\infty} (\omega_s A_s)^{j-1} Y_{t-j} \quad (\text{A1}) \end{aligned}$$

ただし、 A_s は SI-NKPC における VAR の係数行列であり、 $A_{s1} \equiv \alpha\beta\pi^{\theta-1} A_s$ 、 $A_{s2} \equiv \alpha\beta\pi^{2\theta} A_s$ 、 $A_{s3} \equiv \omega_{s1} A_s$ である。また、 e_x は Y_t から需給ギャップの要素を取り出すベクトルである。

(6) 式の VED-NKPC は次のように書き換えられる。

$$\begin{aligned} \hat{\pi}_t = & \rho_{\pi,v} \sum_{j=1}^{\infty} \rho_d^{j-1} \hat{\pi}_{t-j} + \frac{\beta\pi^{1+\gamma}(1 + \kappa_{\epsilon d})}{1 - \kappa_{\epsilon d}\omega_o} e'_\pi A_v Y_t + \frac{\kappa_{x,v}}{1 - \kappa_{\epsilon d}\omega_o} \hat{x}_t \\ & + \frac{\kappa_{\phi,v}}{1 - \kappa_{\epsilon d}\omega_o} \left\{ \gamma \left[1 + \frac{\kappa_{\epsilon d}(1 - \alpha\beta\pi^{\gamma-1})}{1 - \rho_d\alpha\beta\pi^{\gamma-1}} \right] - 1 \right\} e'_\pi A_{v1} (I - A_{v1})^{-1} Y_t \\ & + \frac{\kappa_{\epsilon\zeta}}{1 - \kappa_{\epsilon d}\omega_o} \left\{ \gamma \left[1 + \frac{\kappa_{\epsilon d}(1 - \alpha\beta\pi^\gamma)}{1 - \rho_d\alpha\beta\pi^\gamma} \right] e'_\pi + 2(1 - \alpha\beta\pi^\gamma) e'_x \right\} A_{v2} (I - A_{v2})^{-1} Y_t \\ & + \frac{\kappa_{\epsilon\psi}}{1 - \kappa_{\epsilon d}\omega_o} e'_\pi A_{v3} (I - A_{v3})^{-1} Y_t \quad (\text{A2}) \end{aligned}$$

ただし、 A_v は VED-NKPC における VAR の係数行列であり、 $A_{v1} = \alpha\beta\pi^{\gamma-1} A_v$ 、 $A_{v2} =$

$\alpha\beta\pi^\gamma A_v$ 、 $A_{v3} = \alpha\beta\pi^{-1}A_v$ である。

(A1) 式の SI-NKPC と (A2) 式の VED-NKPC はバックワードの無限和を含んでいる。本稿では、Gemma et al. (2017) に倣い、この無限和を過去 16 期で切断した和で近似している。過去 12 期や 20 期も実施したが、本稿の結果は質的に影響を受けなかった。

B.2 NKPC のベイジアン VAR-GMM 推定におけるブロック・メトロポリス・ヘイスティングス法

本補論では、NKPC のベイジアン VAR-GMM 推定におけるブロック・メトロポリス・ヘイスティングス法の計算手順を説明する。具体的には、同法を適用して、NKPC のパラメータ ϑ と VAR の係数 $vec(A)$ の疑似事後分布を得る。本稿のアルゴリズムは、VAR-GMM の基本的な性質を踏まえて明確なパラメータのブロックに区分けし、Herbst and Schorfheide (2015) にある標準的なブロック・メトロポリス・ヘイスティングス法を応用したものである。すなわち、一つ目のブロックを VAR の係数、二つ目のブロックを NKPC のパラメータとして区分し、2 つのブロックを設定する。本稿のアルゴリズムは以下の手順で計算される。

1. VAR を単独で推定し、疑似事後分布の平均 A_{-1} と分散 Σ_{-1} を得る。VAR の係数の初期値 $vec(A_0)$ を $vec(A_{-1})$ で与える。
2. NKPC のパラメータの初期値 ϑ_0 を、 $vec(A)$ を $vec(A_{-1})$ で固定した際の疑似事後モード $\hat{\vartheta}$ で与える。なお、疑似事後モードは、対数疑似事後確率密度を数値的に最大化して求める。
3. ブロック・メトロポリス・ヘイスティングス法を適用する。まず、VAR の係数の候補 $vec(\tilde{A})$ を、平均が $vec(A_{j-1})$ で分散が $c_1^2 \Sigma_{-1}$ の正規分布を提案分布として発生させる。ただし、 $vec(A_{j-1})$ は 1 回前の $vec(A)$ のサンプルであり、 c_1 は採択確率が 25 % 程度となるように設定する調整パラメータである。 A_j を次のように設定する。

$$A_j = \begin{cases} \tilde{A} & \alpha_{1,j} \text{の確率} \\ A_{j-1} & 1 - \alpha_{1,j} \text{の確率} \end{cases}$$

ただし、採択確率 $\alpha_{1,j}$ は以下のように計算される。

$$\alpha_{1,j} = \min \left\{ 1, \frac{p(\vartheta_{j-1}, vec(\tilde{A})|Y)}{p(\vartheta_{j-1}, vec(A_{j-1})|Y)} \right\}$$

4. 次に、NKPC のパラメータの候補 $\tilde{\vartheta}$ を、平均が ϑ_{j-1} で分散が $c_2^2 \hat{\Sigma}$ の正規分布を提案分布として発生させる。ただし、 ϑ_{j-1} は 1 回前の ϑ のサンプルであり、 $\hat{\Sigma}$ は ϑ を疑似事後モード $\hat{\vartheta}$ で評価したときの対数疑似事後確率密度のヘシアン of 逆行列にマイナスをつけたもので、以下のように計算される。

$$\hat{\Sigma} = - \left(\frac{\partial^2 \log(p(\vartheta, \text{vec}(A_{-1})|Y))}{\partial \vartheta \partial \vartheta'} \Big|_{\vartheta = \hat{\vartheta}} \right)^{-1}$$

また、 c_2 は採択確率が 25 % 程度となるように設定する調整パラメータである。

ϑ_j を次のように設定する。

$$\vartheta_j = \begin{cases} \tilde{\vartheta} & \alpha_{2,j} \text{ の確率} \\ \vartheta_{j-1} & 1 - \alpha_{2,j} \text{ の確率} \end{cases}$$

ただし、採択確率 $\alpha_{2,j}$ は以下のように計算される。

$$\alpha_{2,j} = \min \left\{ 1, \frac{p(\tilde{\vartheta}, \text{vec}(A_j)|Y)}{p(\vartheta_{j-1}, \text{vec}(A_j)|Y)} \right\}$$

5. j を $j+1$ として、ステップ 3 へ戻る。
6. ステップ 3 からステップ 5 を繰り返し、最初の一定のサンプルをバーンインとして取り除き、残りのサンプルを用いて、NKPC のパラメータと VAR の係数の疑似事後分布を得る。

参考文献

- 菅沼健司・丸山聡崇 (2019) 「日本のインフレ予想カーブの推計」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ 19-J-2.
- 敦賀貴之・武藤一郎 (2008) 「ニューケインジアン・フィリップス曲線に関する実証研究の動向について」、『金融研究』、第 27 巻、第 2 号、65–100 頁.
- 内閣府 (2013) 「平成 25 年度年次経済財政報告」.
- 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 16-J-17.
- 日本銀行 (2016) 「『量的・質的金融緩和』導入以降の経済・物価動向と政策効果についての総合的な検証【背景説明】」.
- 日本銀行 (2021) 「より効果的で持続的な金融緩和を実施していくための点検【背景説明】」.
- 渡辺努 (2022) 『物価とは何か』、講談社.
- Ahn, Hie Joo and Chad Fulton (2020). “Index of common inflation expectations.” FEDS notes, Board of Governors of the Federal Reserve System.
- Andrews, Donald W. K. (1991). “Heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix estimation.” *Econometrica*, 59(3), pp. 817–858.
- Calvo, Guillermo A. (1983). “Staggered prices in a utility-maximizing framework.” *Journal of Monetary Economics*, 12(3), pp. 383–398.
- Canova, Fabio (2007). *Methods for Applied Macroeconomic Research*. Princeton University Press.
- Chernozhukov, Victor and Han Hong (2003). “An MCMC approach to classical estimation.” *Journal of Econometrics*, 115(2), pp. 293–346.
- Cogley, Timothy and Argia M. Sbordone (2008). “Trend inflation, indexation, and in-

- flation persistence in the New Keynesian Phillips curve.” *American Economic Review*, 98(5), pp. 2101–2126.
- Coibion, Olivier and Yuriy Gorodnichenko (2011). “Monetary policy, trend inflation, and the Great Moderation: An alternative interpretation.” *American Economic Review*, 101(1), pp. 341–370.
- Dupor, Bill, Tomiyuki Kitamura, and Takayuki Tsuruga (2010). “Integrating sticky prices and sticky information.” *Review of Economics and Statistics*, 92(3), pp. 657–669.
- Ehrmann, Michael (2015). “Targeting inflation from below: How do inflation expectations behave?” *International Journal of Central Banking*, 11(S1), pp. 213–249.
- Galí, Jordi and Mark Gertler (1999). “Inflation dynamics: A structural econometric analysis.” *Journal of Monetary Economics*, 44(2), pp. 195–222.
- Galí, Jordi, Mark Gertler, and J. David López-Salido (2005). “Robustness of the estimates of the hybrid New Keynesian Phillips curve.” *Journal of Monetary Economics*, 52(6), pp. 1107–1118.
- Gemma, Yasufumi, Takushi Kurozumi, and Mototsugu Shintani (2017). “Trend inflation and evolving inflation dynamics: A Bayesian GMM analysis of the generalized New Keynesian Phillips curve.” Discussion Paper 2017-J-10, Institute for Monetary and Economic Studies, Bank of Japan.
- Geweke, John (1992). “Evaluating the accuracy of sampling-based approaches to the calculation of posterior moments.” In Jose M. Bernardo, James O. Berger, Adrian Frederick Melhuish Smith, and Alexander Philip Dawid, editors, *Bayesian Statistics 4*, chapter 7, pp. 169–193. Oxford University Press.
- Geweke, John (1999). “Using simulation methods for Bayesian econometric models: Inference, development, and communication.” *Econometric Reviews*, 18(1), pp. 1–73.
- Guerrieri, Luca, Christopher Gust, and J. David López-Salido (2010). “International competition and inflation: A New Keynesian perspective.” *American Economic Journal:*

- Macroeconomics*, 2(4), pp. 247–280.
- Herbst, Edward P. and Frank Schorfheide (2015). *Bayesian Estimation of DSGE Models*. Princeton University Press.
- Hirose, Yasuo, Takushi Kurozumi, and Willem Van Zandweghe (2020). “Monetary policy and macroeconomic stability revisited.” *Review of Economic Dynamics*, 37, pp. 255–274.
- Hirose, Yasuo, Takushi Kurozumi, and Willem Van Zandweghe (2021). “Inflation gap persistence, indeterminacy, and monetary policy.” Working Paper 21-05, Federal Reserve Bank of Cleveland.
- Inoue, Atsushi and Mototsugu Shintani (2018). “Quasi-Bayesian model selection.” *Quantitative Economics*, 9(3), pp. 1265–1297.
- Kimball, Miles S. (1995). “The quantitative analytics of the basic neomonetarist model.” *Journal of Money, Credit and Banking*, 27(4), pp. 1241–1277.
- Kleibergen, Frank and Sophocles Mavroeidis (2014). “Identification issues in limited-information Bayesian analysis of structural macroeconomic models.” *Journal of Applied Econometrics*, 29, pp. 1183–1209.
- Koga, Maiko, Koichi Yoshino, and Tomoya Sakata (2019). “Strategic complementarity and asymmetric price setting among firms.” Working Paper 19-E-5, Bank of Japan.
- Kurozumi, Takushi and Willem Van Zandweghe (2019). “A theory of intrinsic inflation persistence.” Working Paper 19-16, Federal Reserve Bank of Cleveland.
- Mankiw, N. Gregory and Ricard Reis (2002). “Sticky information versus sticky prices: A proposal to replace the New Keynesian Phillips curve.” *Quarterly Journal of Economics*, 117(4), pp. 1295–1328.
- Mavroeidis, Sophocles, Mikkel Plagborg-Møller, and James H. Stock (2014). “Empirical evidence on inflation expectations in the New Keynesian Phillips curve.” *Journal of Economic Literature*, 52(1), pp. 124–188.

- Newey, Whitney K. and Kenneth D. West (1987). “A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix.” *Econometrica*, 55(3), pp. 703–708.
- Okun, Arthur M. (1981). *Prices and Quantities: A Macroeconomic Analysis*. Basil Blackwell.
- Rotemberg, Julio and Michael Woodford (1997). “An optimization-based econometric framework for the evaluation of monetary policy.” In Ben S. Bernanke and Julio Rotemberg, editors, *NBER Macroeconomics Annual 1997*, volume 12, pp. 297–361. MIT Press.
- Sbordone, Argia M. (2002). “Prices and unit labor costs: A new test of price stickiness.” *Journal of Monetary Economics*, 49(2), pp. 265–292.
- Sheedy, Kevin D. (2010). “Intrinsic inflation persistence.” *Journal of Monetary Economics*, 57(8), pp. 1049–1061.
- Sims, Christopher A., Daniel F. Waggoner, and Tao Zha (2008). “Methods for inference in large multiple-equation Markov-switching models.” *Journal of Econometrics*, 146(2), pp. 255–274.
- Villemot, Sébastien and Johannes Pfeifer (2017). “BVAR models ‘à la Sims’ in dynare.” *Mimeo*.
- Woodford, Michael (2003). *Interest and Prices: Foundations of a Theory of Monetary Policy*. Princeton University Press.
- Zbaracki, Mark J., Mark Ritson, Daniel Levy, Shantanu Dutta, and Mark Bergen (2004). “Managerial and customer costs of price adjustment: Direct evidence from industrial markets.” *Review of Economics and Statistics*, 86(2), pp. 514–533.