



日本銀行ワーキングペーパーシリーズ

日本におけるインフレ予想のアンカー： ラーニング・アプローチ

法眼吉彦*

yoshihiko.hougen@boj.or.jp

大熊亮一*

ryouichi.ookuma@boj.or.jp

No.18-J-1
2018年4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。

日本におけるインフレ予想のアンカー： ラーニング・アプローチ

法眼吉彦[†] 大熊亮一[‡]

2018年4月

【要旨】

本稿では、ラーニングによって長期インフレの予想形成を行う経済理論モデルを用いて、過去半世紀の日本の長期インフレ予想を推計するとともに、同予想の2%へのアンカー度合いを計測する。推定されたモデルによれば、日本の長期インフレ予想は、1980年代後半に2%程度まで低下し、1990年代半ばまで2%にアンカーされていた。ところが、1990年代後半に2%を下回って低下し、2010年代の初め頃までアンカー度合いは低い状況が続いた。2013年前半における2%の「物価安定の目標」や量的・質的金融緩和の導入を契機に、長期インフレ予想は2015年前半まで上昇したが、同目標へのアンカーは途半ばにある。さらに、ベクトル自己回帰分析によれば、国内の財・サービス市場におけるマークアップ要因が、1990年代後半以降の長期インフレ予想のアンカーを阻害してきた重要な原因のひとつであることが分かった。

キーワード：インフレ予想、アンカー、ラーニング

JEL 分類番号：D83、D84、E31、E58

本稿の作成に当たり、青木浩介氏、一上響氏、黒住卓司氏、白塚重典氏、新谷元嗣氏、須藤直氏、敦賀智裕氏、長野哲平氏、永幡崇氏、西崎健司氏、武藤一郎氏、吉羽要直氏、および日本銀行のセミナー出席者から有益なコメントを頂いた。また、山岡理恵氏からは本稿の作成過程において様々なご助力を頂いた。記して感謝の意を表したい。本稿のあり得べき誤りは筆者ら個人に帰する。なお、本稿の内容や意見は、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 (yoshihiko.hougen@boj.or.jp)

[‡] 日本銀行企画局 (ryouichi.ookuma@boj.or.jp)

1. はじめに

各国の中央銀行は、インフレ目標政策やインフレ率に関する参照値の採用、そしてその普及とともに、「民間経済主体のインフレ予想を目標値あるいは参照値にアンカーさせることは、物価の安定にとって不可欠である」という考えを広く共有するようになった¹。インフレ予想はインフレ動学において重要な役割を果たしており、インフレ予想がアンカーされていれば、経済に加わった様々なショックのインフレ予想に与える影響が限定されることから、インフレ率への影響も軽減される。それゆえに、黒田 (2016) が指摘するように、インフレ予想をアンカーすることは、金融政策の強靱な枠組みのための前提条件といえる。

こうしたインフレ予想のアンカーの重要性にも関わらず、先行研究によれば、過去 20 年間に於いて物価の弱い動きを経験してきた日本では、インフレ予想がアンカーされたという証左は得られていない。Gaspar *et al.* (2010) は、サーベイ・データを用いて、日本の長期インフレ予想だけが他の先進国と比べて 2% から大きくかい離していることを指摘している。また、Castelnuovo *et al.* (2003) は、日本では長期インフレ予想は短期インフレ予想の動きに振られやすく、アンカーされていないと述べている。さらに、より近年の研究である Ehrmann (2015) は、インフレ率を目標よりも低い水準から引き上げることに伴う様々な困難を挙げたほか、日本ではインフレ予想のアンカーが弱いことから、インフレ動学がバックワードルッキングになっていると報告している。これらの結果は、いずれも日本銀行 (2016) による「総括的検証」においても確認されている。

しかしながら、日本の長期インフレ予想のアンカー度合いが、どう変遷してきたかについてはほとんど知られていない。そこで、本稿では、Carvalho *et al.* (2017) に倣って、ラーニング (learning) により長期インフレの予想形成を行う経済理論モデルを用いて、過去半世紀の日本の長期インフレ予想を推計するとともに、同予想の 2% へのアンカー度合いを計測する。さらに、ベクトル自己回帰 (VAR) 分析により、2% へのアンカーを阻害する要因を検証する。2% 程度のインフレ目標は、1990 年代以降、主要国の中央銀行によって採用され、様々な国でのこれまでの長い経験に基づいてグローバルに共有された考え方になっている。そこで本稿では、アンカー水準を 2% と仮定したときに、長期インフレ

¹ 例えば、Bernanke (2007)、Trichet (2009)、Yellen (2015)、黒田 (2016)。

予想およびそのアンカー度合いがどのように推移してきたか、という視点で考察する。

インフレ予想のアンカーは、一般に、「経済に加わったショックに対して、インフレ予想がほとんど反応しない」こととして定義される。Bernanke (2007) に代表されるこうした考え方は、インフレ予想のアンカーに関する理論・実証分析の根幹をなしている²。これまでの実証研究では、単回帰アプローチ（例えば、Levin *et al.* (2004)、Beechey *et al.* (2011)、Gürkaynak *et al.* (2010)）や、VAR アプローチ（例えば、Leduc *et al.* (2007)、Davis and Presno (2014)）が採られてきた。こうした研究では、中長期のインフレ予想の指標が、実績インフレ率や短期のインフレ予想の指標にどの程度感応的かが計測され、「感応度が低ければ、インフレ予想がアンカーされている」としている。近年では、Carvalho *et al.* (2017) が、経済理論モデルを用いて感応度を計測するラーニング・アプローチを開発している。より具体的には、完全情報下の合理的期待という仮想的な枠組みから離れ、インフレ目標に関する民間経済主体の不完全情報をモデルに導入している。民間経済主体はインフレの短期予測誤差からのラーニングによって、長期インフレ予想を形成する。このとき、インフレの短期予測誤差からの長期インフレに関するラーニングの度合い——ラーニング・ゲイン (learning gains) と呼称される——は、Marcet and Nicolini (2003) に倣って、「減衰型ゲイン (decreasing gains)」と「コンスタント・ゲイン (constant gains)」という2つのレジームの間で切り替わることができるようになっている³。このラーニング・ゲインは、短期予測誤差に対する長期インフレ予想の感応度を捉えており、減衰型ゲイン・レジームにいる期間が長ければ長いほど低くなることから、長期インフレ予想

² Bernanke (2007) は、インフレ予想のアンカーについて、以下のように言及している。

"Long-run inflation expectations do vary over time. That is, they are not perfectly anchored in real economies; moreover, the extent to which they are anchored can change, depending on economic developments and (most important) the current and past conduct of monetary policy. In this context, I use the term "anchored" to mean relatively insensitive to incoming data. So, for example, if the public experiences a spell of inflation higher than their long-run expectation, but their long-run expectation of inflation changes little as a result, then inflation expectations are well anchored. If, on the other hand, the public reacts to a short period of higher-than-expected inflation by marking up their long-run expectation considerably, then expectations are poorly anchored."

³ ラーニングに関する解説的文献としては、例えば、武藤 (2008) を参照。

のアンカー度合いとして解釈可能である。このモデルを用いることの長所は、ラーニング・ゲインが時間を通じて変化することであり、そのため、インフレ予想のアンカー度合いがどう変遷してきたかを検証することができる。Carvalho *et al.* は、米国の実績インフレ率と短期インフレ予測のデータだけを用いてモデルを推定し、サーベイ・データと統合的な長期インフレ予想の推計値を得ている⁴。

本稿は、日本について、Carvalho *et al.* (2017) と同様なベイズ的手法によりモデル推定を行うが、いくつかの点で彼らの分析とは異なる。まず、モデルから導出されるインフレ動学には、実質限界費用ではなく需給ギャップが登場する。次に、モデル推定においては、日本の実績インフレ率と短期インフレ予測のデータに加えて需給ギャップのデータを使用し、推定期間は過去半世紀にも及んでいる。また、需給ギャップを観察変数とすることで、データの数が増えることからモデルの推定精度が改善される（例えば、パラメーターの事後分布のばらつきが小さくなる）可能性があるほか、需給ギャップを用いた一般的なフィリップス曲線の推計結果と本稿の推計結果とが比較可能となる。

本稿の結果は以下のとおりである。第一に、日本の長期インフレ予想の推計値は、米国と同様に、サーベイ・データと概ね整合的であった。さらに、日本銀行 (2016) の「総括的検証」で用いられている「合成予想物価上昇率」とも近い動きを示しており、2013年4月の量的・質的金融緩和（QQE）導入以降におけるインフレ予想の動きの特徴である3つのフェーズ——2013年4月から2014年夏までの「上昇フェーズ」、2014年夏から2015年夏までの「横ばいフェーズ」、2015年夏以降の「弱含みフェーズ」——が再確認された⁵。

第二に、本稿で推計された長期インフレ予想は、1980年代後半に逆オイル・ショックや円高の影響から2%近傍まで低下し、それから1990年代半ばまで2%へのアンカー度合いは高まった。ところが、1990年代後半から、名目金利のゼロ金利制約や自然利子率の低下を要因に実質金利ギャップが金融引き締め方向

⁴ Carvalho *et al.* (2017) は、日本を含む米国以外の国についても推計結果を示しているが、米国のパラメーターの推計値から然程かい離しないように他国のパラメーターを推計している。なお、日本についてのモデル推定期間は1991年以降と、本稿の推定期間（1966年以降）よりも短い。

⁵ 「合成予想物価上昇率」の詳細については、西野他 (2016) を参照。

に作用したのみならず、国内の財・サービス市場におけるマークアップ要因によって、長期インフレ予想は 2%を下回って低下し、その結果、2010 年代の初め頃まで、アンカー度合いは低い状況が続いた。

第三に、2013 年 1 月に導入された 2%の「物価安定の目標」や同年 4 月に開始された QQE を契機に、長期インフレ予想の推計値は 2015 年前半まで上昇したが、同目標へのアンカーは途半ばにある。こうした結果は日本銀行 (2016) の「総括的検証」と整合的である。QQE はインフレ予想の押し上げに寄与している一方、2014 年夏から 2016 年夏にかけての原油価格の下落や海外経済の景気減速が下押しに作用している。さらに、国内の財・サービス市場におけるマークアップ要因は、1990 年代後半以降、インフレ予想を継続的に下押ししている。こうしたことから、これまでのところ、「物価安定の目標」へのアンカーが阻害されている。

本稿は、日本のトレンド・インフレについての実証研究とも関連している。開発・中島 (2015) は、ニューケインジアン・フィリップス曲線を推定する際に、トレンド・インフレなどのパラメーターの変化をレジーム・スイッチングによって定式化し、2010 年の初め頃までトレンド・インフレが低下してきたことを実証的に示している。同様な結果は、インフレ動学においてトレンド・インフレの役割を強調する一般化ニューケインジアン・フィリップス曲線を推定した Gemma *et al.* (2017) によっても得られている。また、齋藤他 (2012) は、中規模のニューケインジアン・モデルを推定し、トレンド・インフレが 1990 年代後半から 2000 年代にかけて緩やかに低下したことや、こうしたトレンド・インフレの低下にマークアップ・ショックが寄与していたことを指摘している。Nishizaki *et al.* (2014) は、日本で慢性的なデフレを生じさせた要因として、名目金利のゼロ金利制約や、物価に対する世間の態度 (public attitudes toward the price level)、自然利子率の低下などを挙げている。Hattori and Yetman (2017) は、日本のサーベイ・データの個票を用いて、調査対象である専門家のインフレ予想が収束する長期的なアンカー・ポイントを推計し、アンカー・ポイントが 1990 年代後半以降低下していたが、近年は上昇に転じていることを示している。こうした結果は本稿の実証結果と近い。

本稿の以下の構成は次のとおりである。第 2 節では、まず、長期インフレに関するラーニングを導入した経済理論モデルを説明する。第 3 節では、日米についてモデルを推定し、2%へのアンカー度合いについて実証分析を行う。第 4

節では、VAR を用いて、2%へのアンカーを阻害する要因について検証する。第5節は結語である。

2. モデル

本節では、Carvalho *et al.* (2017) に倣い、長期インフレのラーニングを導入した経済理論モデルを説明する。このモデルでは、長期インフレ予想のアンカーに関する考察を行うにあたり、Bernanke (2007) の「アンカーされた予想 (anchored expectations)」という考え方に依拠している。

2.1. 総供給曲線

本稿のモデルでは、企業は、インフレ目標 π^* についての情報が不完全であるため、長期インフレについての予想 π_t^{*e} を形成する。こうした下で、Preston (2005) や Carvalho *et al.* (2017) に倣い、次の総供給曲線を導出することができる⁶。

$$\pi_t - \pi_t^p = \hat{E}_t \sum_{T=t}^{\infty} (\delta\lambda)^{T-t} [\tilde{\kappa}y_T + \delta(1-\lambda)(\pi_{T+1} - \pi_{T+1}^p)] + \mu_t \quad (1)$$

ここで、 π_t はインフレ率、 π_t^p は企業が自社製品の価格設定をする際の参照インフレ率、 y_t は需給ギャップ、 $\mu_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma_\mu^2)$ はコストプッシュ・ショック、 \hat{E}_t は企業の主観的予想 (subjective beliefs) を表している⁷。また、 $\delta \in (0,1)$ は主観的割引因子、 $\lambda \in (0,1)$ は Calvo (1983) に倣った価格最適化を行わない確率、 $\tilde{\kappa} > 0$ はある合成パラメーター (composite parameter) である。企業の参照インフレ率は次の式で与えられる。

$$\pi_t^p = \gamma\pi_{t-1} + (1-\gamma)\iota\pi_t^{*e} \quad (2)$$

ここで、 $\gamma \in [0,1]$ は過去のインフレ率 π_{t-1} に係る相対的なウェイトであり、 $\iota \in [0,1]$ は企業の長期インフレ予想 π_t^{*e} への参照度合いを表す。

完全情報下の合理的期待 E_t という特殊ケースでは、すべての企業にとってイ

⁶ 総供給曲線(1)を導出するにあたり、インフレ動学に関する多くの研究と同様に、企業の実質限界費用と需給ギャップの間の線形関係を用いている。

⁷ 本節では、インフレ目標 π^* を0%に基準化しており、インフレ率 π_t と長期インフレ予想 π_t^{*e} はいずれも π^* からの乖離としても表されている。

インフレ目標 π^* は既知であり、つまり、 $\pi_t^{*e} = \pi^*$ が成立する。したがって、総供給曲線(1)は、次のようなインフレ動学の研究において一般的な定式化に書き換えられる。

$$\pi_t = \frac{\gamma}{1+\gamma\delta}\pi_{t-1} + \frac{\delta}{1+\gamma\delta}E_t\pi_{t+1} + \frac{\tilde{\kappa}}{1+\gamma\delta}y_t + \frac{1}{1+\gamma\delta}\mu_t \quad (3)$$

分析の簡単化のため、需給ギャップは1次の自己回帰過程に従うとする。

$$y_t = \tilde{\alpha}y_{t-1} + \tilde{\varepsilon}_t \quad (4)$$

ここで、 $\tilde{\alpha} \in (0,1)$ であり、 $\tilde{\varepsilon}_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma_{\tilde{\varepsilon}}^2)$ は需給ギャップ・ショックを表す。

2.2. インフレ率の実際の変動法則

モデルにおけるインフレ率の実際の変動法則 (actual law of motion of inflation) を求めるため、まず、合理的期待均衡におけるインフレ過程を導出する。完全情報下の合理的期待という特殊ケースでは、総供給曲線(3)と需給ギャップ式(4)から、インフレ率は次の均衡過程に従う。

$$\pi_t = (1-\gamma)\pi^* + \gamma\pi_{t-1} + \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t + \mu_t \quad (5)$$

ただし、 $\varepsilon_t \equiv \kappa\tilde{\varepsilon}_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma_{\varepsilon}^2)$ 、 $\alpha \equiv \kappa\tilde{\alpha}$ 、 $\kappa > 0$ はある合成パラメーターである。

インフレ目標に関する情報が不完全であるならば、企業の認識するインフレ率の変動法則 (firms' perceived law of motion of inflation) は、合理的期待均衡におけるインフレ過程(5)を参考に次の式で与えられるとする。

$$\pi_t = (1-\gamma)\pi_t^{*e} + \gamma\pi_{t-1} + \alpha y_{t-1} + e_t \quad (6)$$

なお、 e_t は $\hat{E}_t[e_{t+j}] = 0, j > 0$ を満たすとする。ここで、Kreps (1998) や Cogley and Sbordone (2008) と同様に、企業の長期インフレ予想 π_t^{*e} は、 $\hat{E}_t\pi_{t+j}^{*e} = \pi_t^{*e}, j > 0$ という性質を満たすとする。このとき、参照インフレ率(2)や、需給ギャップ式(4)、企業の認識するインフレ率の変動法則(6)を用いて、総供給曲線(1)から次のインフレ率の実際の変動法則が得られる。

$$\pi_t = (1-\gamma)\Gamma\pi_t^{*e} + \gamma\pi_{t-1} + \alpha y_{t-1} + \eta_t \quad (7)$$

ここで、 $\eta_t = \varepsilon_t + \mu_t$ であり、 Γ はある合成パラメーターである。

2.3. 長期インフレに関するラーニング

企業の長期インフレ予想 π_t^{*e} は、ラーニングによって内生的に形成される。具体的には、長期インフレ予想は、ラーニング過程 $k_t^{-1} \times f_{t-1}$ をドリフト項とする次のランダム・ウォーク過程に従うとする。

$$\pi_t^{*e} = \pi_{t-1}^{*e} + k_t^{-1} \times f_{t-1} \quad (8)$$

ここで、 $f_t \equiv \pi_t - \hat{E}_{t-1}\pi_t$ は企業の短期インフレの予測誤差を表し、 k_t^{-1} はこの予測誤差からの長期インフレに関するラーニングの度合い、つまりラーニング・ゲインを表す。このラーニング・ゲインは時間とともに変化する。インフレの短期予測誤差は、企業の認識するインフレ率の変動法則(6)より得られる短期インフレ予測 $\hat{E}_{t-1}\pi_t$ と、実際の変動法則(7)より得られるインフレ率 π_t から、次で与えられる。

$$f_t = (1 - \gamma)(\Gamma - 1)\pi_t^{*e} + \eta_t \quad (9)$$

すなわち、インフレの短期予測誤差は、長期インフレ予想 π_t^{*e} から生じるシステマティックな乖離と、経済に発生するショックをまとめた合成ショック $\eta_t (= \varepsilon_t + \mu_t)$ から成る。

ラーニング・ゲイン k_t^{-1} は、前期のインフレの短期予測誤差 f_{t-1} が長期インフレ予想 π_t^{*e} にどれだけ入り込むか、つまり、短期予測誤差に対する長期インフレ予想の感応度を捉えている。このラーニング・ゲイン k_t^{-1} は、長期インフレ予想のアンカー度合いを表し、ここでは Carvalho *et al.* (2017) に倣い、Marcet and Nicolini (2003) 型のレジーム・スイッチング過程に従うとする。

$$k_t = \begin{cases} k_{t-1} + 1 & \text{if } |\hat{E}_{t-1}f_t| \leq \nu \times \sigma_\eta, \\ \bar{g}^{-1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

ここで、 $\nu > 0$ は許容度を示すパラメーター、 $\sigma_\eta (= \sqrt{\sigma_\varepsilon^2 + \sigma_\mu^2})$ は合成ショック $\eta_t (= \varepsilon_t + \mu_t)$ の標準偏差、 $\bar{g} > 0$ は定数である。このレジーム・スイッチング過程(10)では、ラーニング・ゲイン k_t^{-1} が、右辺上段の「減衰型ゲイン」と下段の「コンスタント・ゲイン」の2つのレジームの間で切り替わることができる。前者の減衰型ゲイン・レジームでは、インフレの短期予測誤差に対する長期インフレ予想の感応度は徐々に減衰する。すなわち、今期の感応度 k_t^{-1} は、予測誤差の期待値の大きさ $|\hat{E}_{t-1}f_t|$ が閾値 $\nu \times \sigma_\eta$ 以下であれば、前期の感応度 k_{t-1}^{-1} よりも小さくなる。一方、期待値の大きさがこの閾値を超えた場合、感応度は後

者の「コンスタント・ゲイン」のレジームに切り替わる⁸。このレジームでは、長期インフレ予想は、前期におけるインフレの短期予測誤差 f_{t-1} 、ひいては合成ショック η_{t-1} に対して、減衰型ゲイン・レジームよりも感応的になる。

ここで、減衰型ゲイン・レジームでは、 $|\hat{E}_{t-1}f_t| \leq v \times \sigma_\eta$ で表される範囲が定義されていることに留意を要する。インフレの短期予測誤差の期待値がこの範囲内にあれば、範囲外にあるときと比べて、合成ショック η_t に対する長期インフレ予想 π_t^{*e} の感応度は低くなる。この領域は、インフレの短期予測誤差(9)を用いると、次のように書き換えられる⁹。

$$\pi^* - \frac{v \times \sigma_\eta}{(1-\gamma)(\Gamma-1)} \leq \pi^* + \pi_t^{*e} \leq \pi^* + \frac{v \times \sigma_\eta}{(1-\gamma)(\Gamma-1)} \quad (11)$$

この式が意味することは、長期インフレ予想が(11)の範囲に留まり続ける限り、合成ショックに対する長期インフレ予想の感応度はますます低くなっていくことである。これは、Bernanke (2007) が提唱する「アンカーされた予想」の考え方と整合的である¹⁰。そこで、(11)で示される範囲を、本稿では「アンカー・ゾーン」と呼称する。長期インフレ予想が(11)の範囲に留まり続けられれば、インフレ目標に強固にアンカーされている蓋然性が高いと考えられる。

以上をまとめると、本稿のモデルは、需給ギャップ式(4)、インフレ率の実際の変動法則(7)、長期インフレのラーニング過程(8)、インフレの短期予測誤差(9)、ラーニング・ゲイン(10)、経済への合成ショック $\eta_t = \varepsilon_t + \mu_t$ によって構成される。

3. モデル推定

本節では、前節で示したモデルを、日本と米国の各々について推定する。推定されたモデルを用いて、過去半世紀における長期インフレ予想の動向や2%へのアンカー度合いについて検証する。

⁸ インフレの短期予測誤差(9)の期待値をとる際には、上で仮定した長期インフレ予想の性質 $\hat{E}_{t-1}\pi_t^{*e} = \pi_t^{*e}$ を使用している。

⁹ (11)を導出するにあたり、インフレ率の基準化 ($\pi^* = 0$) を用いている。

¹⁰ 脚注2の Bernanke (2007) からの引用を参照。

3.1. 推定方法とデータ

Carvalho *et al.* (2017) と同様にベイズ的手法によってモデル推定を行うが、いくつかの点で彼らの推定とは異なる。まず、日本については、需給ギャップのデータをモデル推定に使用する¹¹。需給ギャップを観察変数とすることで、データの数が增多ることからモデルの推定精度が改善される可能性があるほか、需給ギャップを用いた一般的なフィリップス曲線の推計結果と本稿の推計結果とが比較可能となる¹²。また、短期インフレ予測の指標については、推定の簡潔化のため、複数あるデータを、推定の際の観察方程式において独立に扱うのではなく、接続して1つの系列として扱い、モデル推定に用いる。さらに、モデル・パラメーターの分散共分散行列をヘシアン行列から推計することで、モデル推定の計算負荷が軽減される。

日本のモデル推定においては、インフレ率 π_t 、短期インフレ予測 $\hat{E}_{t-1}\pi_t$ 、需給ギャップ y_t を観察可能とする。このとき、観察方程式は次で与えられる。

$$\begin{bmatrix} \pi_t^{data} \\ \hat{E}_{t-1}^{data} \pi_t \\ y_t^{data} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \pi^* \\ \pi^* \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \pi_t \\ \pi_t - f_t \\ y_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} O_t^1 \\ O_t^2 \\ O_t^3 \end{bmatrix}$$

ここでは、 $\hat{E}_{t-1}\pi_t = \pi_t - f_t$ という関係を用いている。また、 O_t^i は各変数の観察誤差を表す。この推定の特徴は、長期インフレのラーニング過程(8)において重要な役割を果たすインフレの短期予測誤差 f_t を抽出する際に、短期インフレ予測のデータを使用していることである。推定期間は、過去半世紀を超える1966:2Q~2017:2Qである。インフレ目標 π^* は推定期間のすべてにおいて2%に設定している。第1節で述べたとおり、2%程度のインフレ目標は、様々な国でのこれまでの長い経験に基づいてグローバルに共有された考え方になっている。そこで本稿では、アンカー水準を2%と仮定したときに、長期インフレ予想およ

¹¹ 需給ギャップを潜在変数としてモデルを推定した場合でも、長期インフレ予想およびラーニング・ゲインの推計値は定性的に変わらなかった。

¹² モデルの推定精度については、需給ギャップを観察可能にした場合、そうしない場合と比べて、推計した9つのパラメーターのうち6つについて事後分布のばらつきが小さくなった。

びアンカー度合いがどのように推移してきたか、という視点で考察する¹³。

日本について、インフレ率のデータ π_t^{data} は消費者物価（総合除く生鮮食品）の四半期前期比である。短期インフレ予測のデータ $\hat{E}_{t-1}^{data}\pi_t$ は、1966:2Q～1989:3Qの期間の日本経済研究センターのデータと、1989:4Q～2017:2Qの期間のコンセンサス・フォーキャストのデータを接続して作成した^{14,15}。インフレ率と短期インフレ予測のデータの動向は図表1(1)に示されている。需給ギャップのデータ y_t^{data} は、1966:2Q～1982:4Qの期間の実質GDPのデータとそれにHPフィルターをかけたものから算出される系列と、1983:1Q～2017:2Qの期間の日本銀行調査統計局による推計値を接続して作成した¹⁶。

米国のモデル推定は、日本とほぼ同様であるが、需給ギャップは潜在変数として扱っている。インフレ率 π_t^{data} は、消費者物価（総合）の四半期前期比である。短期インフレ予測 $\hat{E}_{t-1}^{data}\pi_t$ は、1966:2Q～1981:2Qの期間のLivingston Surveyのデータと、1981:3Q～2017:2Qの期間のSurvey of Professional Forecasters (SPF)のデータを接続して作成した¹⁷。これらのデータは図表1(2)にプロットされている。

本稿では、ベイズ的手法によってモデル・パラメーター θ を推定しているが、ラーニング・ゲイン(10)はモデルに非線形性をもたらすため、尤度の計算においては Schön *et al.* (2005) が提供しているパーティクル・フィルターのアルゴリズムを使用している。また、パーティクル・フィルターにおける区分は、 $N = 2,500$ に設定した。モデル・パラメーター θ の事前分布は、Carvalho *et al.*

¹³ なお、こうしたインフレ目標 π^* の設定は、モデルのショックの識別に影響を与え、ひいては、長期インフレ予想や同目標へのアンカー度合いの計測にも影響を及ぼす。

¹⁴ 日本経済研究センターのデータは、短期経済予測の年度調査であり、専門家から当年度に関する予測を聴取している。本稿では、年度の消費者物価上昇率の予測の平均値を、年度内の四半期前期比が等速となるように四半期化している。

¹⁵ コンセンサス・フォーキャストの当年予測では、暦年の前年比の予測を集計している。本稿では、当年中の短期予測をより正確に捉えるため、予測時点で判明している実績インフレ率を加味しながら、残りの各四半期の前期比は等速として、短期予測を抽出している。

¹⁶ 日本銀行調査統計局による需給ギャップの推計値については、川本他 (2017) を参照。

¹⁷ Livingston Survey は、6 か月先の物価水準について調査をしている。これを用いて、2 四半期におけるインフレ予想は等速とみなして、短期予測を抽出している。

(2017) を基に設定しており、米国については図表 2 (1) に、日本については図表 3 (1) に各々示している¹⁸。モデル・パラメーター θ の分散共分散行列 Σ_{θ} については、まずパラメーターのヘシアン行列 \hat{H} を推計したうえで、その逆行列をとることで推計している ($\hat{\Sigma}_{\theta} = \hat{H}^{-1}$)¹⁹。これらのパーティクル・フィルターや事前分布、分散共分散行列 $\hat{\Sigma}_{\theta}$ をもとに、Metropolis-Hastings (MH) アルゴリズムでパラメーター θ の事後分布を作成する。なお、MH アルゴリズムにおける乱数発生回数は 20 万回とした²⁰。

3. 2. 推計結果

(パラメーターの推計結果)

図表 2、3 は、米国と日本のモデル・パラメーターの事後分布を各々示している。米国の事後分布は、Carvalho *et al.* (2017) の推計結果と近いものになっている。とくに、過去のインフレ率への相対ウェイト γ はゼロに近く、Cogley and Sbordone (2008) の推計結果とも整合的である。彼らは、ランダム・ウォーク過程に従うトレンド・インフレをニューケインジアン・フィリップス曲線に導入して米国のデータで推計した結果、インフレ動学における慣性がほとんど存在しないことを示している。

日本の事後分布では、過去のインフレ率への相対ウェイト γ が 0.4 程度であり、これはインフレ動学において慣性が存在する証左といえる。こうした結果は、日本のインフレ率の慣性が他国よりも高いことを報告している Levin and Piger (2003) や Benati (2008) と整合的である。

アンカー・ゾーンに関連するパラメーターをみると、各ショックの標準偏差

¹⁸ 日本の事前分布については、日本のインフレ予想のアンカー度合いが米国対比で低いという先行研究の結果を踏まえて、ショックの許容度 ν の平均値は米国よりも小さく、コンスタント・ゲイン \bar{g} の平均値は米国よりも大きく設定している。

¹⁹ Carvalho *et al.* (2017) では、モデル・パラメーターのヘシアン行列が不安定になることから、シミュレーションによって $\hat{\Sigma}_{\theta}$ を推計している。本稿では、Higham (1988) の近似手法を用いて対称正定値ヘシアン行列を算出し、その逆行列をとって分散共分散行列 $\hat{\Sigma}_{\theta}$ を推計する。

²⁰ 本推定では、Carvalho *et al.* (2017) と同様に、サンプリングが尤度の計算に与える影響を極力回避する観点から、MH アルゴリズムにおいて、初期値の乱数、1 期先予測を計算する際の乱数、再サンプルにおける乱数を固定している。

$\sigma_\varepsilon, \sigma_\mu$ は日米ともにほぼ同程度であり、許容度のパラメーター ν は米国の方が大きい。このため、アンカー・ゾーンは米国の方が広いことが示唆される。

(長期インフレ予想とアンカー度合いの推計結果)

図表4(1)では、米国における長期インフレ予想の推計値(黒実線)とSPFの10年間の長期インフレ予想(赤丸)を示している。本稿の推計値は、SPFなどの長期インフレ予想に関するサーベイ・データを使用していないにもかかわらず、SPFと同様な動きを示している。また、Carvalho *et al.* (2017)の推計値とも整合的である。2%のインフレ基準を緑点線で示しているが、それを囲む青い領域は、(11)で与えられたアンカー・ゾーンである。推計された長期インフレ予想をみると、1990年代後半に低下してアンカー・ゾーンに入り、それ以降、同ゾーン内に留まっている。この結果は、長期インフレ予想が1990年代半ば以来アンカーされ、2008年の金融危機の間も、そしてそれ以降も安定しているというYellen (2015)の指摘とも整合的である。前述のとおり、長期インフレ予想がアンカー・ゾーン内にある場合、ラーニング・ゲインは減衰型ゲイン・レジームにあり、2%のインフレ基準へのアンカー度合いは、長期インフレ予想がこのゾーン内にいる期間が長ければ長いほど高くなる。

図表4(2)はラーニング・ゲイン(k_t^{-1})の推計値を示している。同ゲインは、長期インフレ予想の動きを反映して、1990年代後半に減衰型ゲイン・レジームに入り、それ以降、2%のインフレ基準へのアンカー度合いは高まり続けている。ラーニング・ゲインの確率バンドをみると、2008年の金融危機時にはインフレ予想のアンカーが外れるリスクが一時的に高まったが、こうしたリスクは近年低減している。

日本の推計結果は図表5に表されている。まず、図表5(1)では、長期インフレ予想の推計値(黒実線)、コンセンサス・フォーキャストの6~10年のインフレ予想(赤丸)、2%のインフレ基準(緑点線)、とアンカー・ゾーン(青シャドウ)が示されている。日本の長期インフレ予想に関する本稿の推計値は、米国と同様に、サーベイ・データ(コンセンサス・フォーキャスト)と概ね整合的である。推計された長期インフレ予想は、1980年代後半に低下してアンカー・ゾーンに入り、1990年代半ばまでは同ゾーン内に留まっていた。ところが、1990年代後半になると、アンカー・ゾーンを下回って低下し、2010年代の初め頃ころまで同ゾーンを下回る低水準で推移した。2013年1月に2%の「物価安定の目

標」が、2013年4月にQQEが各々導入されてからは、長期インフレ予想は2014年に再びアンカー・ゾーンに入ったものの、再度低下し、アンカー・ゾーンを幾分下回っている。

図表5(2)はラーニング・ゲイン(k_t^{-1})の推計値を示している。同ゲインは、長期インフレ予想の動きを反映して、1980年代後半に減衰型ゲイン・レジームに入り、2%のインフレ基準へのアンカー度合いは1990年代半ばまで高まった。その後、1990年代後半にコンスタント・ゲイン・レジームへと切り替わり、2010年代初め頃まで同レジーム内に留まっていた。2013年前半の「物価安定の目標」やQQEの導入後、ラーニング・ゲインは変動し、減衰型ゲイン・レジームとコンスタント・ゲイン・レジームの間での往来を続けている。

3.3. 総括的検証との比較

本節では、本稿の推計結果と日本銀行(2016)による「総括的検証」の比較を行う。

(長期インフレ予想の動向)

日本におけるインフレ予想の動向を評価するため、「総括的検証」では「合成予想物価上昇率」が紹介されている。この指標は、企業・家計・専門家の3つのインフレ予想指標から抽出された第一主成分をもとに作成されている。図表6(1)に示している「合成予想物価上昇率」の動きからは、2013年4月のQQE導入以降のインフレ予想の動向が3つのフェーズに分けられることがみてとれる。インフレ予想は、2013年4月から2014年夏までの第1フェーズにおいて上昇し、2014年夏から2015年夏までの第2フェーズでは横ばい、2015年夏以降の第3フェーズでは弱含みとなっている。

本稿の長期インフレ予想の推計値と「合成予想物価上昇率」の比較を図表6(1)に示している。本稿の推計値は「合成予想物価上昇率」と近い動きを示しており、「総括的検証」で指摘された3つのフェーズが改めて確認される。推計値を子細にみると、前述のとおり、QQEの導入以降、長期インフレ予想は、第1フェーズにおいて上昇しアンカー・ゾーンに入ったものの、その後は低下し、最近ではアンカー・ゾーンを幾分下回っている。

(長期インフレ予想における適合的な期待形成)

「総括的検証」におけるもう一つの主要な結果は、日本の長期インフレ予想

は、米欧英に比べて、適合的に形成されているということである。この結果は、実績インフレ率をコンセンサス・フォーキャストの 6~10 年先のインフレ予想に回帰することで示されている。同結果は図表 7 (1)に紹介されているが、日本については、推計された実績インフレ率の係数は 0.38 で 1%の有意水準を満たしている。これは、米国の係数が 0.05 程度で統計学的に有意でないことと比べると、かなり大きな値である。

「総括的検証」におけるこの結果は、図表 7 (2)で示されている本稿のラーニング・ゲインの推計値と比較することができる。同ゲインは、経済に加わったショックに対する長期インフレ予想の感応度を計測したものであり、「総括的検証」の回帰分析と同じ期間における推計された感応度の平均は、日本では 0.29 である一方、米国では 0.02 であった。

3.4. 長期インフレ予想における構造ショックの寄与

モデルには、需給ギャップ・ショックとコストプッシュ・ショックの 2 つの構造ショックが存在する。そこで、推計された長期インフレ予想と実績インフレ率において、これら 2 つのショックの累積的な寄与を計算することができる。

図表 8 (1)は、推計された長期インフレ予想における需給ギャップ・ショックとコストプッシュ・ショックの寄与を示している。これをみると、コストプッシュ・ショックの方が需給ギャップ・ショックよりも大きく寄与していることがわかる。図表 8 (2)では、実績インフレ率における 2 つのショックの寄与を示している。実績インフレ率については、需給ギャップ・ショックの寄与はコストプッシュ・ショックと同程度である。

このように、モデルの 2 つの構造ショックによって長期インフレ予想を分解することができるが、需給ギャップ・ショックやコストプッシュ・ショックの各々が具体的に日本経済におけるどのような動きを捉えたものなのかが明らかでない。そこで次節では、そうした点について VAR を用いて分析を行う。

4. VAR による分析

本節では、前節で示した日本の長期インフレ予想について、2%へのアンカーを阻む要因を考察するため、VAR を用いた分析を行う。

4.1. 推定方法とデータ

(推定方法)

前節では、推計された長期インフレ予想における需給ギャップ・ショックとコストプッシュ・ショックの寄与を示した。本節では、これら 2 つのショックと密接な関係にあり、日本の経済変動を特徴付ける変数を用いて、長期インフレ予想をさらに分解するための VAR を構築する。

VAR は 7 つの変数で構成され、前節で得られた長期インフレ予想の推計値における需給ギャップ・ショックとコストプッシュ・ショックの各々の寄与に加えて、需給ギャップに関連する 2 つの変数である実質金利ギャップと世界鉱工業生産、コストプッシュ・ショックに関連する 3 つの変数であるマークアップ率や原油価格、為替レートが含まれる。実質金利ギャップとは実質金利の自然利子率からの乖離として定義されるもので、Galí (2015) などの教科書にみられる代表的なニューケインジアン・モデルの動学的 IS 曲線が示唆するように、実質金利ギャップは需給ギャップの主要の変動要因であることから選択している。世界鉱工業生産は、世界の景況感を表しており、輸出入の変動を通じて需給ギャップに影響を与える。マークアップ率、原油価格、為替レートは、いずれも日本の企業の価格設定に直接的な影響を与えるため、当然、コストプッシュ・ショックと密接な関係を持つことが考えられる。

VAR のラグ回数については、Kilian (2009) と Kilian and Lutkepohl (2017) に倣って、原油価格変動からの 2 次効果を捉える観点から、8 四半期としている。また、前節で長期インフレ予想における需給ギャップ・ショックとコストプッシュ・ショックの寄与を算出した際に、これら 2 つのショックは互いに独立であると仮定していた。そこで、VAR においては、需給ギャップ・ショックに関連する変数とコストプッシュ・ショックに関連する変数が各々ブロックを形成するとし、うえて、ブロック別に推計を行い、コレスキー分解を用いてショックを直交化している（詳細については補論を参照）。

(データ)

上記の VAR で新たに加える 5 つの変数のデータを図表 9 にプロットしている。世界鉱工業生産のデータは、1966:2Q~1990:4Q における OECD の Composite Leading Indicators と、1991:1Q~2017:2Q におけるオランダ経済政策分析局の世界鉱工業生産（建設除く）からなる。原油価格のデータは、WTI を米国の消費

者物価（総合）で除して実質化している。為替レートのデータについては、国際決済銀行（BIS）が公表している名目実効為替レート（ナローベース）を用いている。

実質金利ギャップのデータについては、名目金利、期待インフレ率、自然利子率の 3 変数のデータから算出している。名目金利のデータは、1966:2Q～1994:4Q における日本銀行の公定歩合と、1995:1Q～1998:4Q における無担保コールレート（O/N 物）、そして 1999:1Q～2017:2Q における Krippner (2013) のシャドー・レートを接続して作成した²¹。シャドー・レートについては、日本が 1999 年以来、長らく名目金利のゼロ金利制約に服しており、また先行研究においても、ゼロ金利制約周りでの金融政策の効果を計測する際の実証面の困難さを克服するよう、シャドー・レートを用いる研究が近年みられていることから、本稿でも同様に採用している²²。期待インフレ率のデータについては、前節のモデル推定で使用した短期インフレ予測を用いる。自然利子率のデータについては、Laubach and Williams (2003) の手法を使って作成した²³。

マークアップ率のデータは、Rotemberg and Woodford (1995) などの先行研究に倣って、労働分配率の逆数として作成し、財務省の「法人企業統計季報（四半期）」に基づくものである²⁴。とりわけ、小売・サービス業のマークアップ率を用いており、それは、これらの企業の価格設定が消費者物価に対して直接的な影響を及ぼすことを考慮したためである。

²¹ 本稿の推計結果は、Ueno (2017) のシャドー・レートを用いてもほとんど影響はなかった。

²² 例えば、Wu and Xia (2016) は factor-augmented VAR において、Iwasaki and Sudo (2017) は local projection においてシャドー・レートを使用している。また、Francis *et al.* (2014) は、ゼロ金利制約による金融政策効果の計測上の問題を回避するため、政策金利とシャドー・レートを繋いだうえで、十分に長いサンプル期間で計測することを提案している。

²³ Laubach and Williams (2003) の手法による日本の自然利子率の推計値は、岩崎他 (2016) に基づく。

²⁴ 労働分配率は、人件費を付加価値（人件費、経常利益、減価償却費、支払利息等の和）で除して算出した。なお、マークアップ率について ADF 検定 (Augmented Dicky Fuller Test) を行った（定数有、ラグ数は AIC で選択）結果、単位根の存在は 10%の有意水準で棄却された。

4.2. 推定された VAR におけるショックとインパルス応答

VAR に基づく長期インフレ予想の分解を示す前に、本節では、推定された VAR におけるショックとインパルス応答を検証する。

推定された VAR によって識別されたショックは図表 10 に示している。識別されたショックは、日本経済に関する代表的なイベントをよく捉えている。例えば、図表 10(2)は実質原油価格へのショックを表しているが、1973 年の石油危機における急上昇や、1985 年の逆オイル・ショックによる下落、2014 年夏後の低下が示されている。図表 10(3)は、1985 年のプラザ合意後の円高を反映した為替レートへの正のショックや、2012 年後半や 2014 年後半における円安を捉えた負のショックを表している。図表 10(4)では、1990 年代後半以降、小売・サービス業のマークアップへの負のショックが散見されており、こうしたショックは、後述するように、グローバル化やEコマースの台頭に端を発している。図表 10(5)では、1990 年代後半から 2010 年代の初め頃にかけて、名目金利のゼロ金利制約の厳しさや自然利子率の低下を表した実質金利ギャップへの正のショックが複数回発生しており、また 2013 年前半の QQE 開始後の金融緩和を捉えた負のショックも発生している。

インパルス応答については、図表 11 において、前節で得られた長期インフレ予想における需給ギャップ・ショックとコストプッシュ・ショックの各々の寄与が、推計された VAR の各ショックに対してどう反応するかを示している。それぞれの反応は、理論が示唆する方向と整合的である。例えば、図表 11(1)をみると、需給ギャップ・ショックの長期インフレ予想への寄与は、世界の景況感を改善させるショックに対しては上昇する方向に反応し (①)、金融引き締めを表す実質金利ギャップへのショックに対しては低下する方向に反応している (⑤)。図表 11(2)では、コストプッシュ・ショックの長期インフレ予想への寄与は、実質原油価格やマークアップ率を上昇させるショックに対しては上昇方向に反応し (②、④)、円高や金融引き締めを表すショックに対しては低下方向に反応している (③、⑤)。

4.3. VAR に基づく長期インフレ予想のヒストリカル分解

図表 12 では、日本の長期インフレ予想のヒストリカル分解（historical decomposition）を示しており、いくつかの特徴的な点が挙げられる²⁵。第一に、1980 年代半ばに発生した逆オイル・ショックやプラザ合意以降の円高の影響から、長期インフレ予想は 1980 年代後半にアンカー・ゾーンに入り、1990 年代半ばまでは同ゾーン内に留まっていた。第二に、1990 年代後半から 2010 年代の初め頃まで、名目金利のゼロ金利制約や自然利子率の低下から実質金利ギャップが金融引き締め方向に作用したのみならず、国内の財・サービス市場におけるマークアップ要因によって、長期インフレ予想はアンカー・ゾーンよりも下に押し下げられた。第三に、マークアップ要因による下方圧力が継続する中、2013 年前半における 2%の「物価安定の目標」の導入や QQE の開始による実質金利ギャップからの押し上げ効果や、それに関連した円安からの押し上げ効果も相まって、長期インフレ予想は 2014 年にアンカー・ゾーン内へと上昇した。その後、2014 年夏から 2016 年夏にかけての原油価格の下落や世界経済の景況感の弱さを映じて、長期インフレ予想は再び弱含み、アンカー・ゾーンを幾分下回っている。

国内の財・サービス市場のマークアップ要因は、価格競争の度合いに影響を及ぼし、時とともに変わる様々な要因を捉えていると考えられる。1990 年代前半は、国際分業体制が整備され始め、アジアからの比較的安価な製品が日本の市場に入ってきた時期であった。この時期に大規模小売店舗法（大店法）の規制緩和が重なり、大規模路面店やディスカウント・ショップが大幅に増加した²⁶。1990 年代半ばになると、国際分業体制は確立され、新規に出店した大規模店はアジアからの安価な製品の販売によってシェアを大きく拡大した。こうした変

²⁵ この VAR 分析の結果の頑健性を確認するため、自然利子率の指標として日本銀行調査統計局推計の潜在成長率（川本他（2017）を参照）を用いた場合も行った。この場合の結果は図表 13 に示されているが、図表 12 の結果とほとんど差がなかった。

²⁶ 1990 年代前半から大規模小売店舗法（大店法）の規制緩和が段階的に行われた。例えば、1994 年には、大規模店舗におけるテナントの入れ替えが原則自由化されたほか、中規模店舗（店舗面積 1,000m² 未満）の新規出店については、通商産業省（現経済産業省）への申請が原則不要とされた。また、大規模店舗の出店数は、1980 年代は 1 年当たり平均 560 店舗のペースで新規出店がみられたが、1990 年代前半は同 1,616 店舗と 3 倍程度に増加し、1990 年代後半には同 1,922 店舗にまで達した。

革は、日本の小売・サービス部門における競争の度合いに影響を及ぼした。例えば、日本銀行調査統計局 (2000) が行った調査によると、東証一部上場企業の約 9 割が、規制緩和の影響などから 1990 年代半ば以降、競争度合いが厳しくなったと回答している。このように厳しくなった競争度合いの下では、マークアップ価格設定は困難となり、一部の企業は市場シェアを維持するためにマークアップの縮小を余儀なくされたと考えられる。また、2000 年代からみられる E コマースの台頭も厳しい競争環境に拍車をかけたと考えられる。経済産業省 (2017) の調査によると、日本におけるオンライン購入の割合は、2000 年には 0.2% であったが、2016 年には 6% にまで上昇している。Choi and Yi (2005) や Lorenzi and Verga (2014) の実証研究では、オンライン購入の割合が上昇すると、価格競争激化からの物価押し下げ効果があると指摘されている。こうした E コマースの拡大傾向にあって、企業は、自社製品の値上げに対する顧客の反応に敏感になっている可能性がある。

5. おわりに

本稿では、Carvalho *et al.* (2017) によって構築された長期インフレに関するラーニングのモデルを活用し、過去半世紀の日本における長期インフレ予想とその 2% へのアンカー度合いを同時推計した。さらに、VAR による分析を実施して、日本経済に影響を及ぼしてきたいくつかの要因による長期インフレ予想のヒストリカル分解を行い、2% へのアンカーを阻む要因を検証した。

本稿で推計された長期インフレ予想は、サーベイ・データと概ね整合的であっただけでなく、日本銀行 (2016) の「総括的検証」で示された「合成予想物価上昇率」とも近い動きを示していた。また、2% へのアンカー度合いの推計値は、1980 年代半ばの逆オイル・ショックや円高の後、1980 年代後半から 1990 年代半ばまで高まった。ところが、1990 年代後半に、名目金利のゼロ金利制約や自然利子率の低下、国内の財・サービス市場におけるマークアップ要因から、長期インフレ予想は低下し、2010 年代の初め頃までアンカー度合いは低い状況にあった。こうしたマークアップ要因からの下押し圧力がある中、2013 年前半における 2% の「物価安定の目標」の導入や QQE の開始を契機に、2015 年前半にかけてアンカー度合いは高まった。その後、2014 年夏から 2016 年夏にかけての原油価格の下落や世界の景況感の弱さから、長期インフレ予想は下押しされ、アンカー・ゾーンを幾分下回っている。

先行きについては、国内の財・サービス市場におけるマークアップ要因からの下方圧力が残存するとみられるものの、QQE の継続や原油価格の持ち直し、世界景気の回復などからの押し上げ効果を前提とすると、長期インフレ予想の「物価安定の目標」へのアンカー度合いが再び高まっていく蓋然性が相応に高いものとみられる。

参考文献

- 岩崎 雄斗・須藤 直・西崎 健司・藤原 茂章・武藤 一郎 (2016) 『『総括的検証』補足ペーパーシリーズ (2) : わが国における自然利子率の動向』、日銀レビュー・シリーズ、No. 16-J-18
- 開発 壮平・中島 上智 (2015) 「トレンドインフレ率は変化したか?—レジームスイッチング・モデルを用いた実証分析—」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、No. 15-J-3
- 川本 卓司・尾崎 達哉・加藤 直也・前橋 昂平 (2017) 「需給ギャップと潜在成長率の見直しについて」、日本銀行調査論文
- 黒田 東彦 (2016) 『『マイナス金利付き量的・質的金融緩和』による予想物価上昇率のリアンカリング』、カンザスシティ連邦準備銀行主催シンポジウムにおける講演
- 経済産業省 (2017) 「我が国におけるデータ駆動型社会にかかる基盤整備 (電子商取引に関する市場調査)」
- 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」、日銀ワーキングペーパーシリーズ、No. 12-J-2
- 武藤 一郎 (2008) 「適応的学習と金融政策」、『金融研究』、第 27 巻第 4 号、125–172 頁
- 西野 孝佑・山本 弘樹・北原 潤・永幡 崇 (2016) 『『総括的検証』補足ペーパーシリーズ (1) : 『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、No. 16-J-17
- 日本銀行調査統計局 (2000) 「日本企業の価格設定行動—『企業の価格設定行動に関するアンケート調査』結果と若干の分析—」、日本銀行調査月報 2000 年 8 月号、173–204 頁
- 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括的な検証』
- Beechey, M. J., B. K. Johansson, and A. T. Levin (2011) "Are Long-run Inflation Expectations Anchored More Firmly in the Euro Area than in the United States?" *American Economic Journal: Macroeconomics*, 3(2), 104–129.
- Benati, L. (2008) "Investigating Inflation Persistence Across Monetary Regimes." *Quarterly Journal of Economics*, 123(3), 1005–1060.
- Bernanke, B. S. (2007) "Inflation Expectations and Inflation Forecasting." Speech at the Monetary Economics Workshop of the National Bureau of Economic Research

Summer Institute, Cambridge, MA, July 10, 2007.

- Calvo, G. A. (1983) "Staggered Prices in a Utility-Maximizing Framework." *Journal of Monetary Economics*, 12(3), 383–398.
- Carvalho, C., S. Eusepi, E. Moench, and B. Preston (2017) "Anchored Inflation Expectations." Working paper.
- Castelnuovo, E., S. Nicoletti-Altimari, and D. Rodriguez-Palenzuela (2003) "Definition of Price Stability, Range and Point Inflation Targets: The Anchoring of Long-term Inflation Expectations." In: Issing, O.(Ed.), *Background Studies for the ECB's Evaluation of its Monetary Policy Strategy*, European Central Bank, 43–90.
- Choi, C., and M. H. Yi (2005) "The Effect of the Internet on Inflation: Panel Data Evidence." *Journal of Policy Modeling*, 27, 885–889.
- 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.
- Davis, S., and I. Presno (2014) "Inflation Targeting and the Anchoring of Inflation Expectations: Cross-country Evidence from Consensus Forecasts." Globalization and Monetary Policy Institute Working Paper 174, Federal Reserve Bank of Dallas.
- Ehrmann, M. (2015) "Targeting Inflation from Below: How Do Inflation Expectations Behave." *International Journal of Central Banking*, 11(S1), 213–249.
- Francis, N., L. E. Jackson, and M. Owyang (2014) "How Has Empirical Monetary Policy Analysis Changed after the Financial Crisis?" Federal Reserve Bank of St. Louis Working Paper No. 2014-019A.
- Galí, J. (2015) *Monetary Policy, Inflation, and the Business Cycle: An Introduction to the New Keynesian Framework and its Applications, Second Edition*, Princeton University Press, Princeton, NJ.
- Gasper, V., F. Smets, and D. Vestin (2010) "Inflation Expectations, Adaptive Learning and Optimal Monetary Policy." In: B. F. Friedman and M. Woodford (eds.), *Handbook of Monetary Economics*, Vol. 3, Elsevier, 1055–1095.
- Gemma, Y., T. Kurozumi, and M. Shintani (2017) "Trend Inflation and Evolving Inflation Dynamics: A Bayesian GMM Analysis of the Generalized New Keynesian Phillips Curve." IMES Discussion Paper Series 17-E-10, Institute for Monetary and Economic Studies, Bank of Japan.
- Gürkaynak R.S., Levin A.T., Swanson E.T., 2010, "Does Inflation Targeting Anchor Long-run Inflation Expectations? Evidence from Long-Term Bond Yields in the U.S., U.K., and Sweden." *Journal of European Economic Association*, 8 (6), 1208–

1242.

- Hattori, M., and J. Yetman (2017) "The Evolution of Inflation Expectations in Japan." *Journal of the Japanese and International Economies*, 46, 53–68.
- Higham, N. J. (1988) "Computing a Nearest Symmetric Positive Definite Matrix." *Linear Algebra and its Applications*, 103, 103–118.
- Iwasaki, Y., and N. Sudo (2017) "Myths and Observations on Unconventional Monetary Policy—Takeaways from Post-Bubble Japan—." Bank of Japan Working Paper Series No. 17-E-11.
- Kilian, L. (2009) "Not Oil Price Shocks are Alike: Disentangling Demand and Supply Shocks in the Crude Oil Market." *American Economic Review*, 99(3), 1053–1069.
- Kilian, L., and H. Lütkepohl (2017) *Structural Vector Autoregressive Analysis*, Cambridge University Press, Cambridge, MA.
- Kreps, D. M. (1998) "Anticipated Utility and Dynamic Choice." In: D. P. Jacobs, E. Kalai, and M. I. Kamien (eds.), *Frontiers of Research in Economic Theory: The Nancy L. Schwartz Memorial Lectures, 1983–1997*, Cambridge University Press, Cambridge, MA, 242–274.
- Krippner, L. (2013) "Measuring the Stance of Monetary Policy in Zero Lower Bound Environments." *Economics Letters*, 118(1), 135–138.
- Laubach, T., and J. C. Williams (2003) "Measuring the Natural Rate of Interest." *Review of Economics and Statistics*, 85(4), 1063–1070.
- Leduc, S. K. Still, T. Stark (2007) "Self-fulfilling Expectations and the Inflation of the 1970s: Evidence from the Livingston Survey." *Journal of Monetary Economics*, 54, 433–459.
- Levin, A. T., F. M. Natalucci, and J. M. Piger (2004) "The Macroeconomic Effects of Inflation Targeting." *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 86(4), 51–80.
- Levin, A. T., and J. Piger (2003) "Is Inflation Persistence Intrinsic in Industrial Economies?" Federal Reserve Bank of St. Louis, Working Paper 2002-23E, 2003.
- Lorenzani, D., and J. Varga (2014) "The Economic Impact of Digital Structural Reforms." European Commission Economic Papers 529.
- Marcet, A., and J. P. Nicolini (2003) "Recurrent Hyperinflations and Learning." *American Economic Review*, 93(5), 1476–1498.
- Nishizaki, K., T. Sekine, and Y. Ueno (2014) "Chronic Deflation in Japan." *Asian Economic Policy Review*, 9(1), 20–39.
- Preston, B. (2005) "Learning about Monetary Policy Rules when Long-horizon

- Expectations Matter." *International Journal of Central Banking*, 1(2), 81–126.
- Rotemberg, J. J., and M. Woodford (1995) "The Cyclical Behavior of Prices and Costs." In: J. B. Taylor and M. Woodford (eds.), *Handbook of Macroeconomics*, Vol. 1B, Amsterdam: North-Holland, pp. 1051–1135.
- Schön, T., F. Gustafsson, and P.-J. Nordlund (2005) "Marginalized Particle Filters for Mixed Linear/Nonlinear State-Space Models." *IEEE Transactions on Signal Processing*, 53(7), 2279–2289.
- Trichet, J. C. (2009) "The ECB's Enhanced Credit Support." Keynote Address at University of Munich.
- Ueno, Y. (2017) "Term Structure Models with Negative Interest Rates." IMES Discussion Paper Series 17-E-1, Institute for Monetary and Economic Studies, Bank of Japan.
- Wu, J. C., and F. D. Xia (2016) "Measuring the Macroeconomic Impact of Monetary Policy at the Zero Lower Bound." *Journal of Money, Credit and Banking*, 48(2–3), 253–291.
- Yellen, J. L. (2015) "Inflation Dynamics and Monetary Policy." Speech at the Philip Gamble Memorial Lecture, University of Massachusetts, Amherst, Amherst, MA, September 24.

補論 VAR における係数制約について

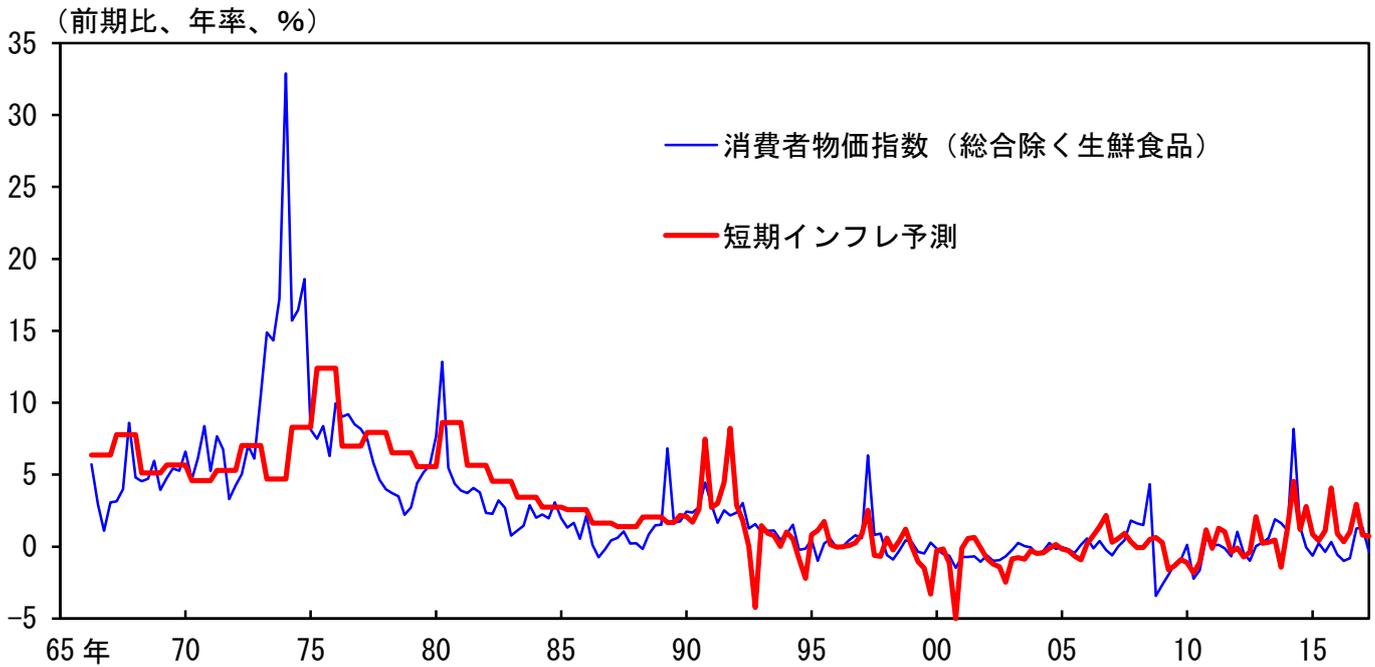
本補論では、第4節で長期インフレ予想の分解に用いた VAR の詳細について説明する。まず、VAR を構成する7つの変数 Y_t のうち、需給ギャップに関連する2つの変数（実質金利ギャップ、世界鉱工業生産）と3.4節で得られた長期インフレ予想の推計値における需給ギャップ・ショックの寄与をブロックA、コストプッシュ・ショックに関連する3つの変数（マークアップ率、原油価格、為替レート）と3.4節における長期インフレ予想へのコストプッシュ・ショックの寄与をブロックBとする。第3節では、長期インフレ予想における需給ギャップ・ショックとコストプッシュ・ショックの寄与を算出した際、これら2つのショックは互いに独立であると仮定していた。そこで、本稿では、この2つのブロック間の波及を幾らか制限するために、VAR の誘導型推計において係数制約を課すこととした。すなわち、VAR

$$Y_t = v + A_1 Y_{t-1} + \dots + A_p Y_{t-p} + U_t$$

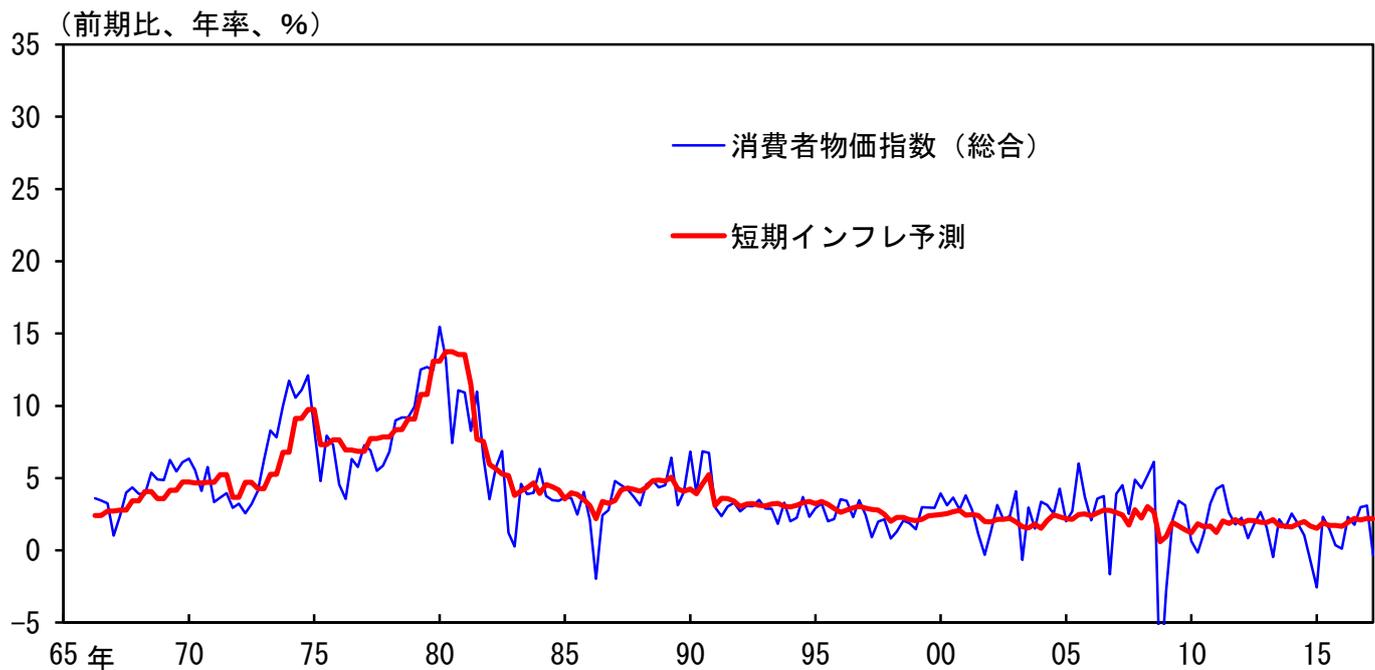
において、ラグ $k = 1, \dots, p$ の係数行列 A_k の要素それぞれについて、 i 行と j 列に対応する変数が、いずれも同じブロックに属していれば $A_k(i, j) = a_{k,i,j}$ 、それ以外については $A_k(i, j) = 0$ とする係数制約を課している。これは、ブロックごとに VAR を推計していることと同値である。また、ショックの識別については、 Y_t の各変数を、(1)世界鉱工業生産、(2)原油価格、(3)為替レート、(4)マークアップ率、(5)実質金利ギャップ、(6)需給ギャップ・ショックの長期インフレ予想への寄与、(7)コストプッシュ・ショックの同寄与の順で並べて、コレスキー分解を用いている。

図表 1. インフレ率と短期インフレ予測のデータ

(1) 日本



(2) 米国



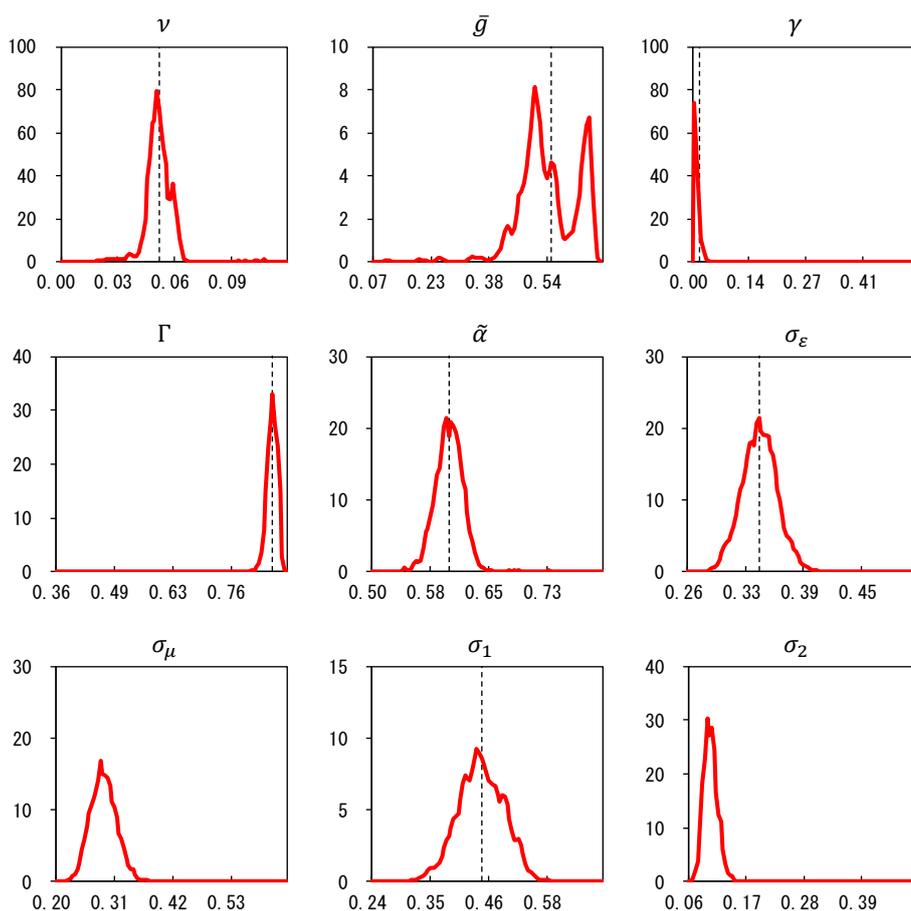
(出所) Bureau of Labor Statistics、Federal Reserve Bank of Philadelphia、Consensus Economics、内閣府、総務省、日本経済研究センター、日本銀行等

図表 2. パラメーターの推計結果：米国

(1) パラメーターの事前・事後分布の概要

	事前分布			事後分布		
	分布の種類	平均値	標準偏差	平均値	5%下限	95%上限
ν	ガンマ	0.050	0.040	0.054	0.043	0.064
\bar{g}	ガンマ	0.100	0.090	0.548	0.431	0.669
γ	ベータ	0.500	0.265	0.012	0.001	0.025
Γ	ベータ	0.500	0.265	0.854	0.834	0.874
$\tilde{\alpha}$	ベータ	0.500	0.265	0.601	0.568	0.631
σ_ε	逆ガンマ	0.500	0.500	0.339	0.306	0.372
σ_μ	逆ガンマ	0.500	0.500	0.290	0.248	0.334
$\sigma_{0,1}$	逆ガンマ	0.500	0.500	0.449	0.374	0.526
$\sigma_{0,2}$	逆ガンマ	0.500	0.500	0.100	0.079	0.124

(2) パラメーターの事後分布

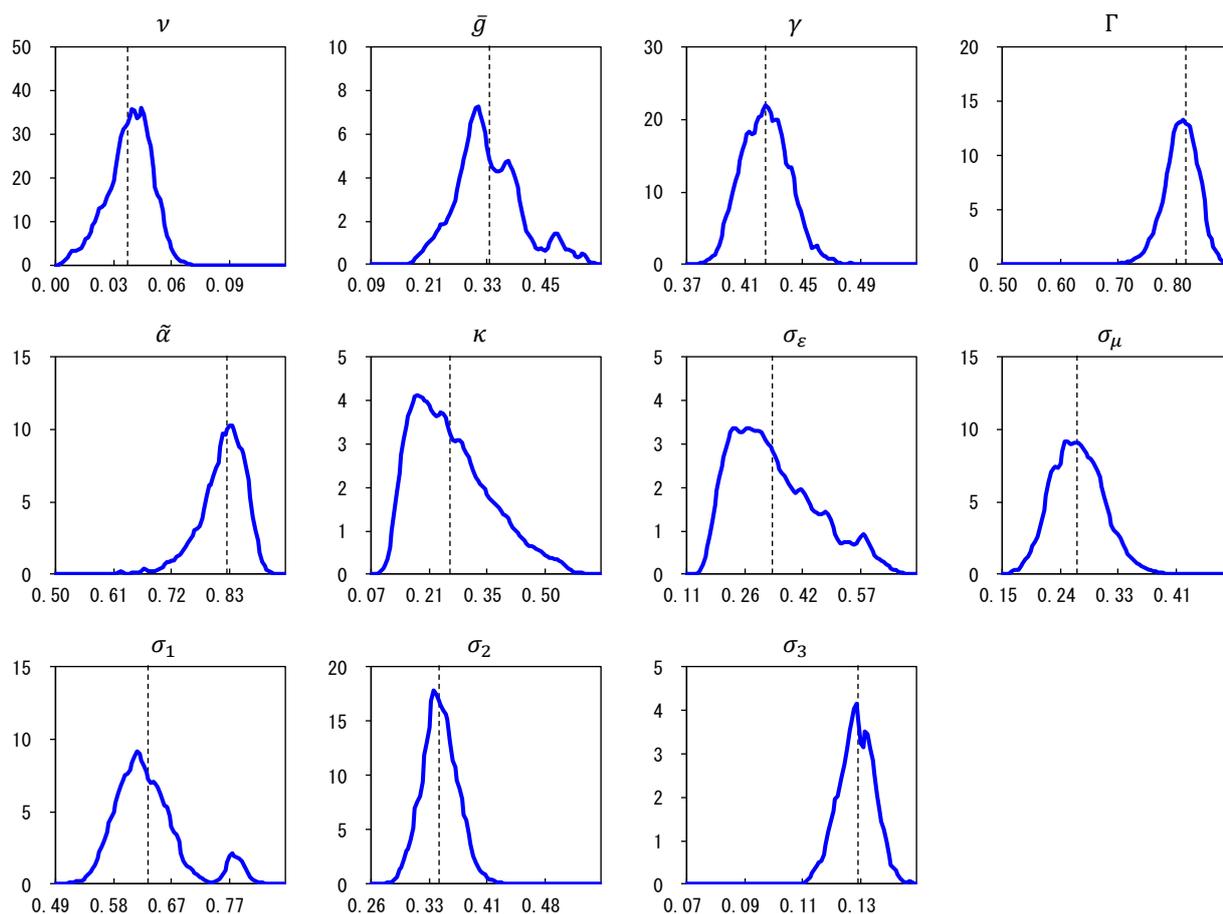


図表 3. パラメーターの推計結果：日本

(1) パラメーターの事前・事後分布の概要

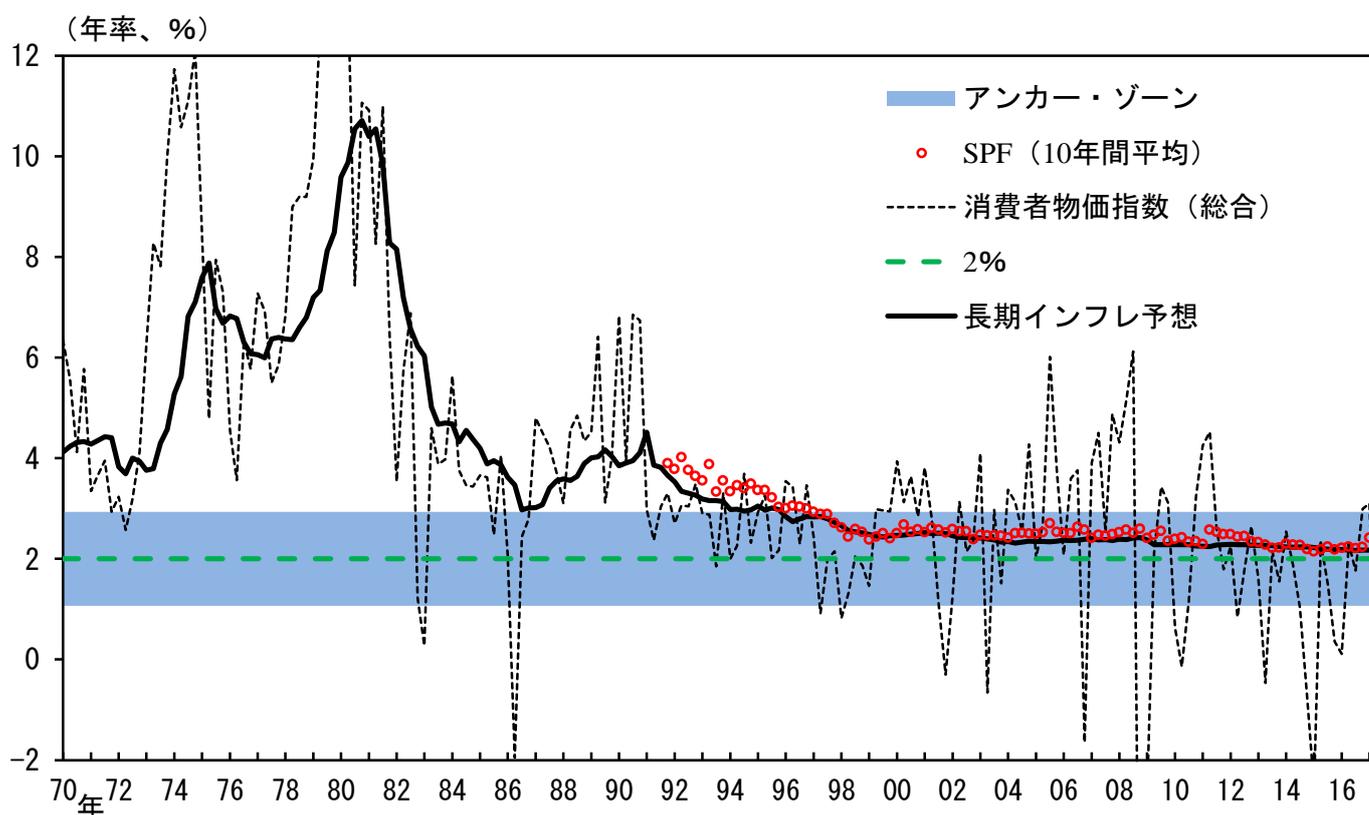
	事前分布			事後分布		
	分布の種類	平均値	標準偏差	平均値	5%下限	95%上限
ν	ガンマ	0.020	0.005	0.036	0.015	0.053
\bar{g}	ガンマ	0.125	0.100	0.335	0.224	0.483
γ	ベータ	0.500	0.250	0.424	0.396	0.453
Γ	ベータ	0.500	0.250	0.812	0.760	0.857
$\tilde{\alpha}$	ベータ	0.500	0.250	0.819	0.733	0.879
κ	ベータ	0.500	0.250	0.258	0.121	0.464
σ_{ε}	逆ガンマ	0.500	0.500	0.332	0.165	0.588
σ_{μ}	逆ガンマ	0.500	0.500	0.261	0.196	0.332
$\sigma_{0,1}$	逆ガンマ	0.500	0.500	0.635	0.558	0.780
$\sigma_{0,2}$	逆ガンマ	0.500	0.500	0.346	0.307	0.386
$\sigma_{0,3}$	逆ガンマ	1.000	0.500	0.130	0.026	0.455

(2) パラメーターの事後分布

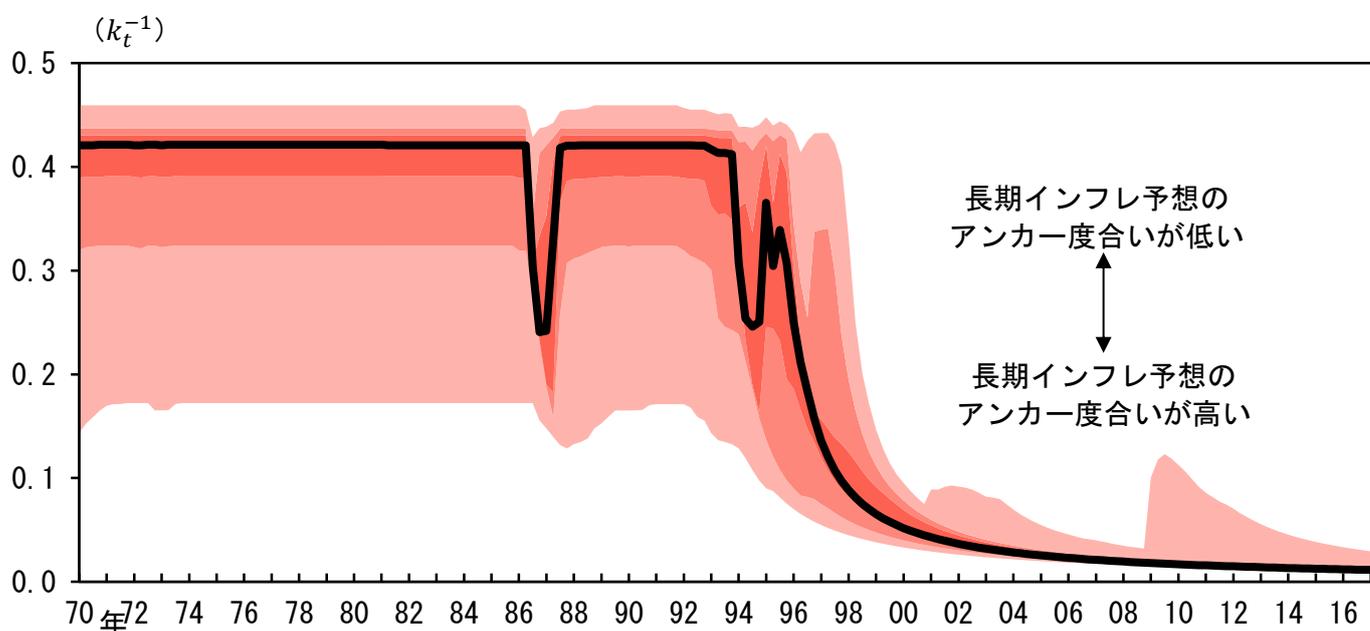


図表4. 推計結果：米国

(1) 長期インフレ予想とアンカー・ゾーン



(2) ラーニング・ゲイン (感応度)

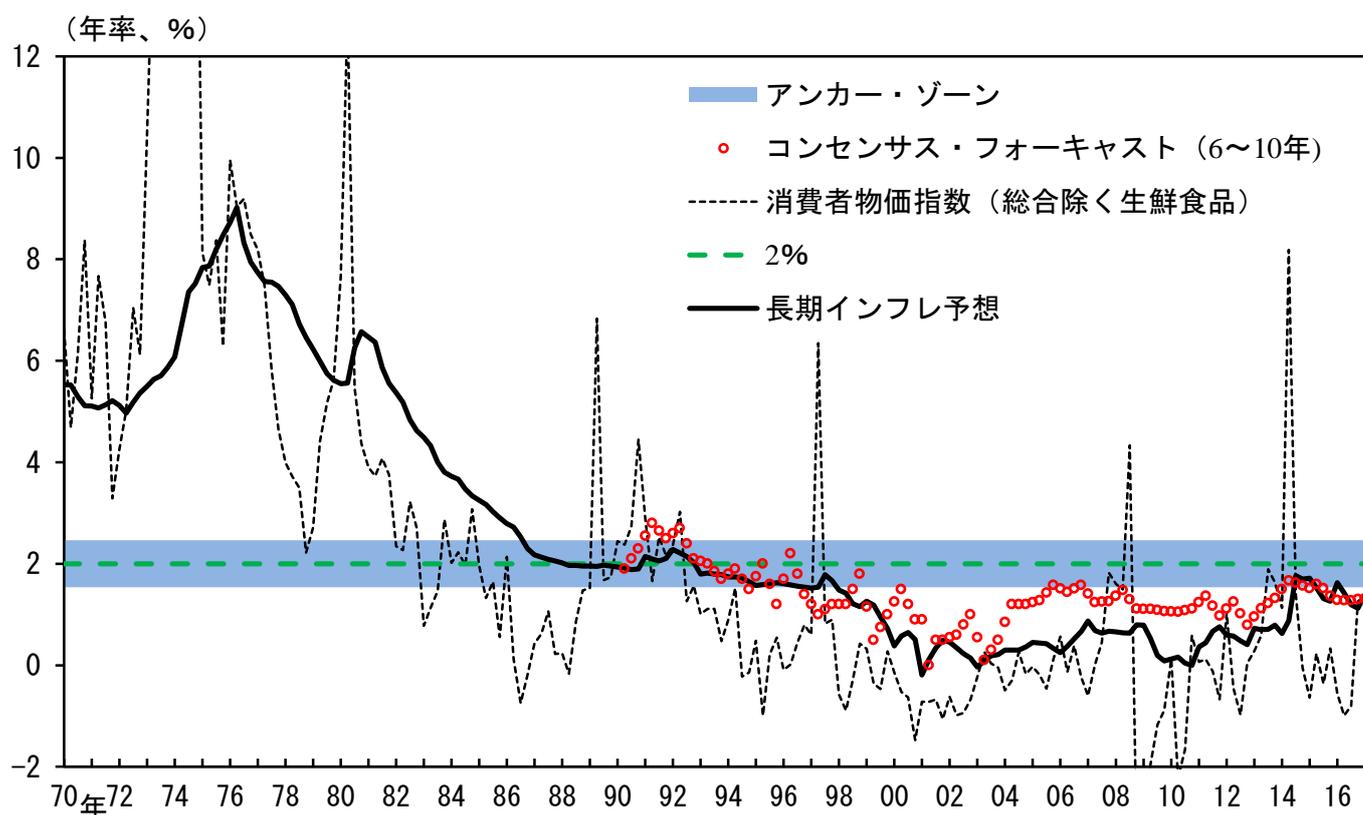


(注) (2)のシャドーは、ラーニング・ゲインの事後分布のうち、5~95%を示す。

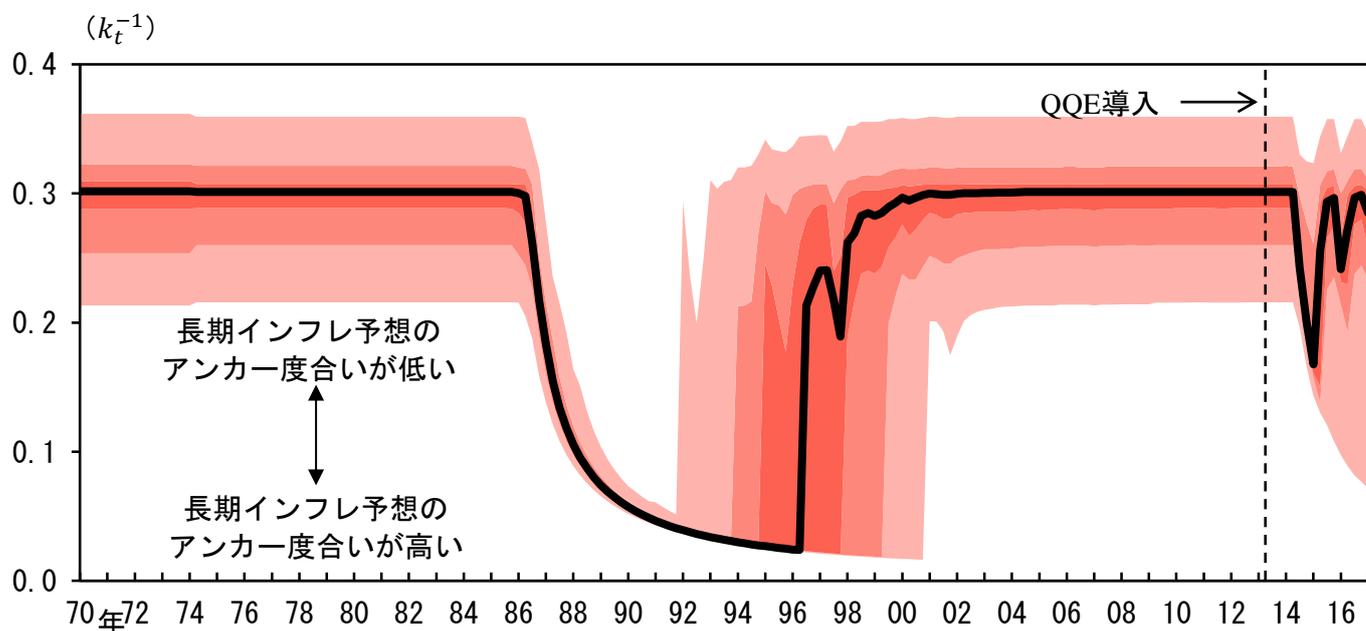
(出所) Bureau of Labor Statistics、Federal Reserve Bank of Philadelphia

図表5. 推計結果：日本

(1) 長期インフレ予想とアンカー・ゾーン



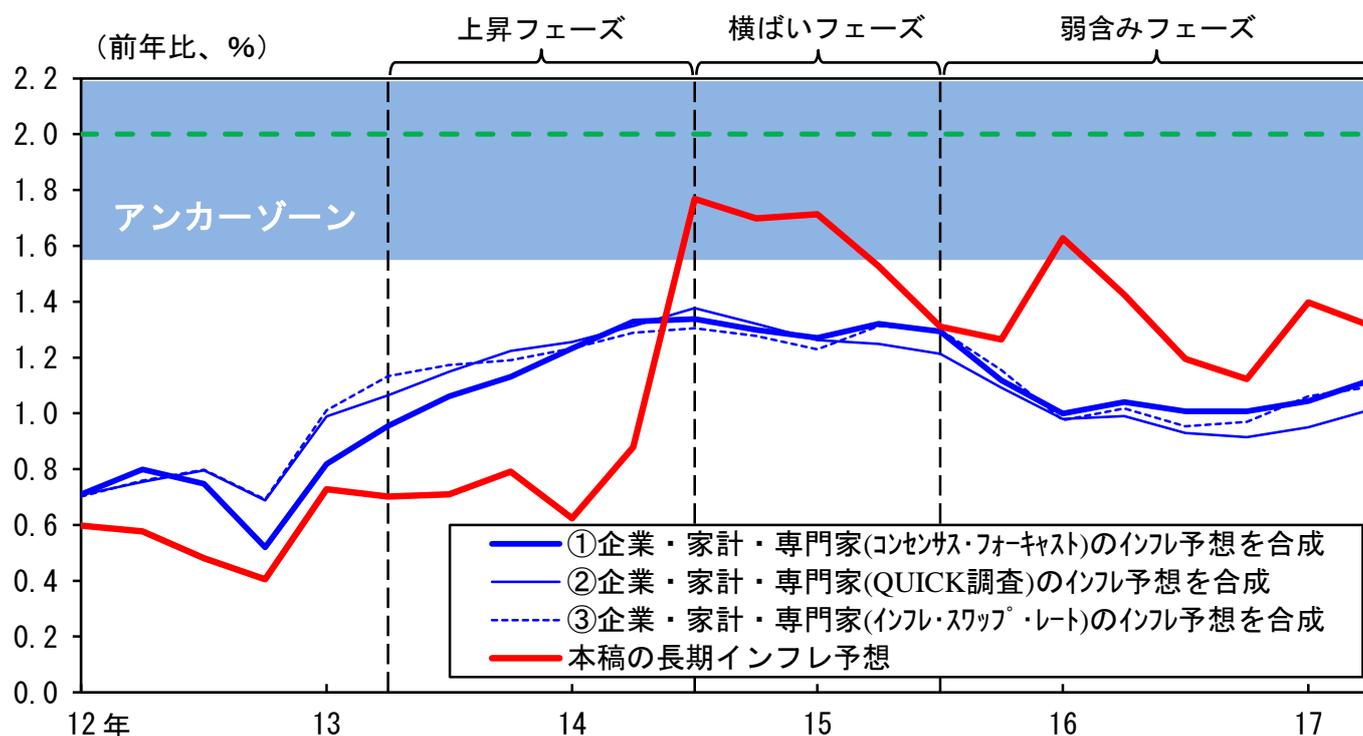
(2) ラーニング・ゲイン (感応度)



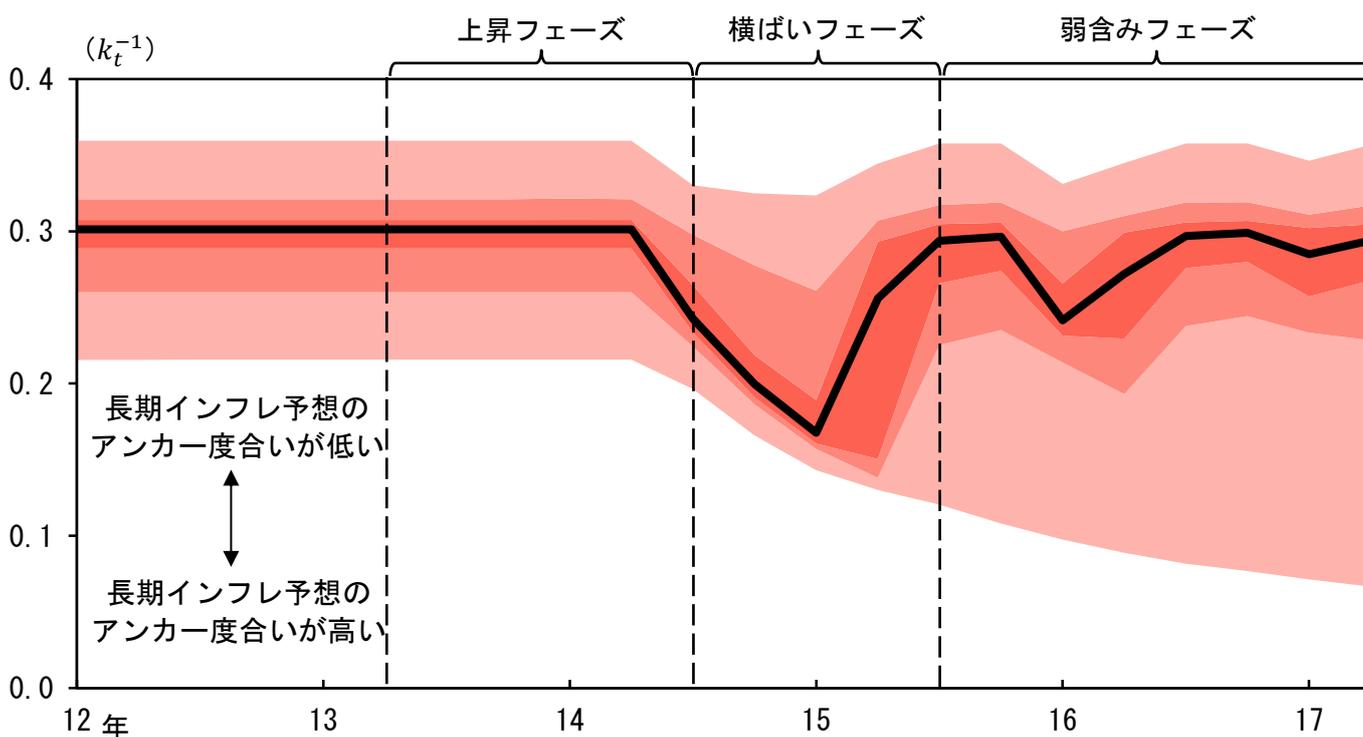
(注) (2)のシャドーは、ラーニング・ゲインの事後分布のうち、5~95%を示す。
 (出所) Consensus Economics、内閣府、総務省、日本経済研究センター、日本銀行

図表6. 「総括的検証」との比較(1)

(1) 合成予想物価上昇率(①~③)と本稿の長期インフレ予想



(2) ラーニング・ゲイン(感応度)



(注) 1. 合成予想物価上昇率は、企業・家計・専門家のインフレ予想指標から主成分分析により作成。詳細については、西野他(2016)を参照。
 2. (2)のシャドーは、ラーニング・ゲインの事後分布のうち、5~95%を示す。
 (出所) Consensus Economics、QUICK、Bloomberg、日本銀行等

図表 7. 「総括的検証」との比較 (2)

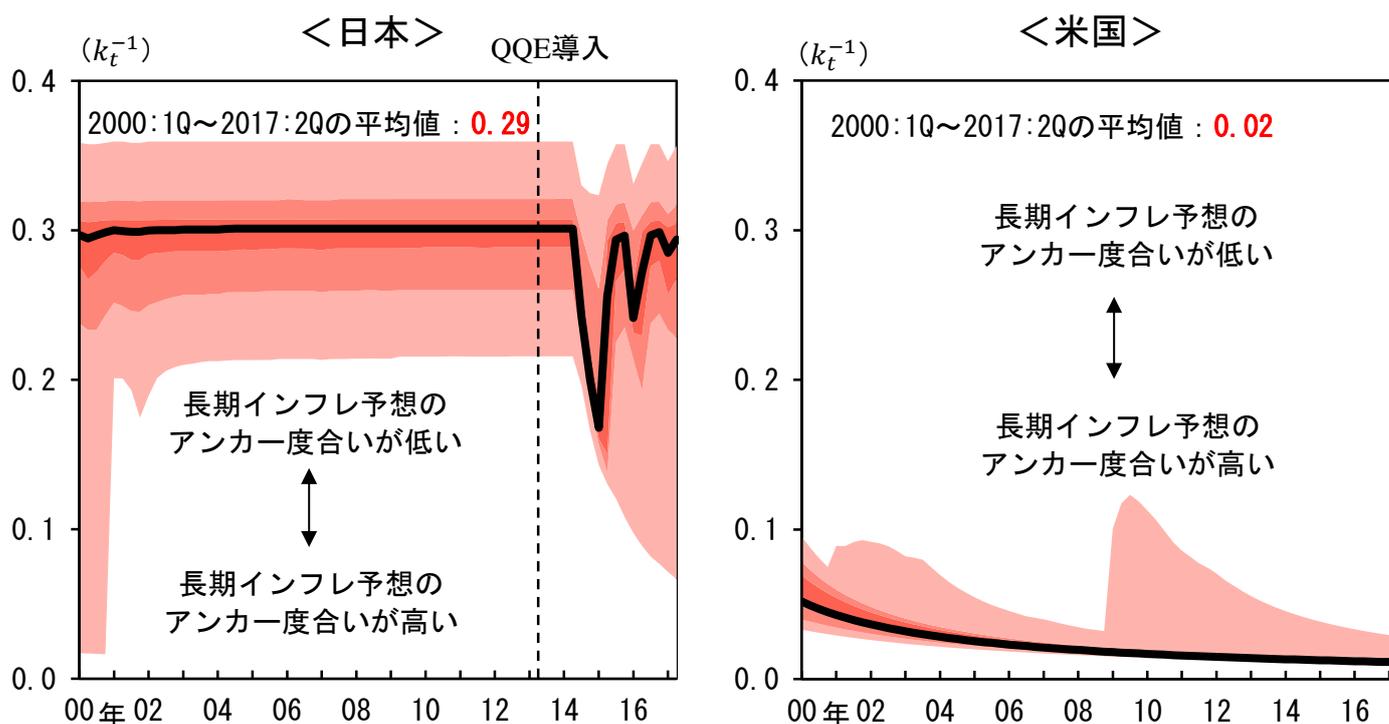
(1) 長期インフレ予想の形成メカニズムの国際比較 (「総括的検証」)

$$\pi_t^{*e} = \theta \pi_{t-1} + (1 - \theta) \pi^* + \varepsilon_t$$

長期 (6~10年先) インフレ予想 前期の 実績インフレ率 インフレ目標 (2%) 残差

推計結果 (θ)	日本	米国	ユーロ圏	英国
実績インフレ率に CPI総合を使用	0.38 ***	0.05	0.03 ***	0.18 ***
実績インフレ率に CPIコア指標を使用	0.38 ***	0.08	0.05 ***	0.24 ***
推計期間	2000:1Q ~2016:3Q	2000:1Q ~2016:3Q	2003:2Q ~2016:3Q	2005:1Q ~2016:3Q

(2) ラーニング・ゲイン (感応度)

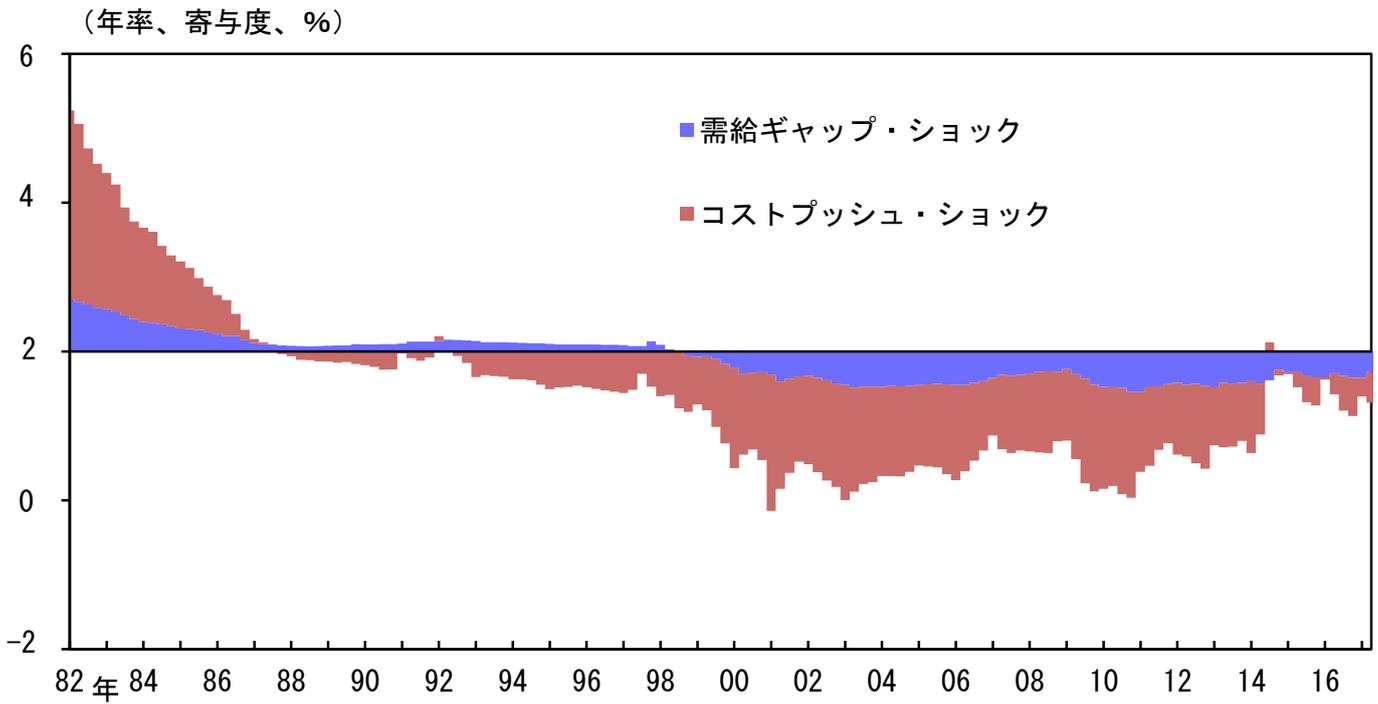


(注) 1. (1)の表中の***は、各係数が1%水準で統計学的に有意であることを示す。
 2. (2)のシャドウは、ラーニング・ゲインの事後分布のうち、5~95%を示す。

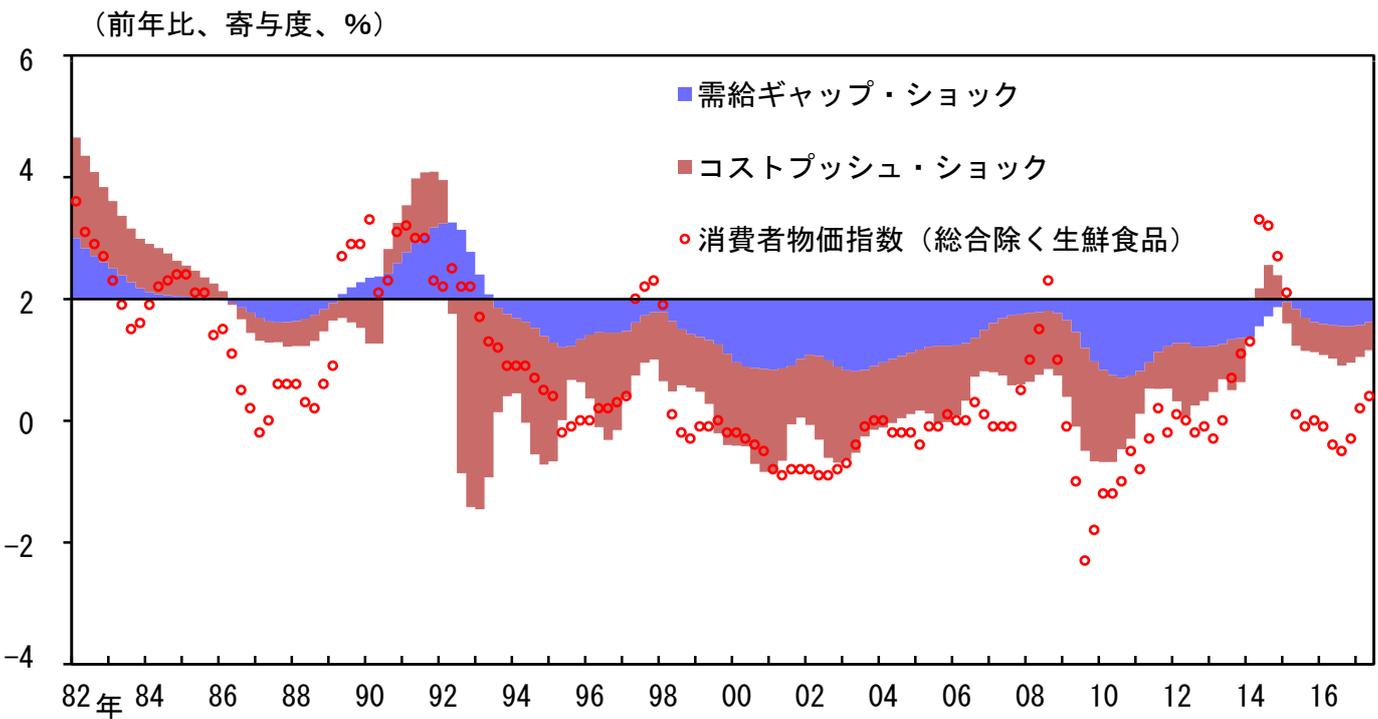
(出所) 日本銀行等

図表 8. 構造ショックの寄与

(1) 長期インフレ予想



(2) インフレ率



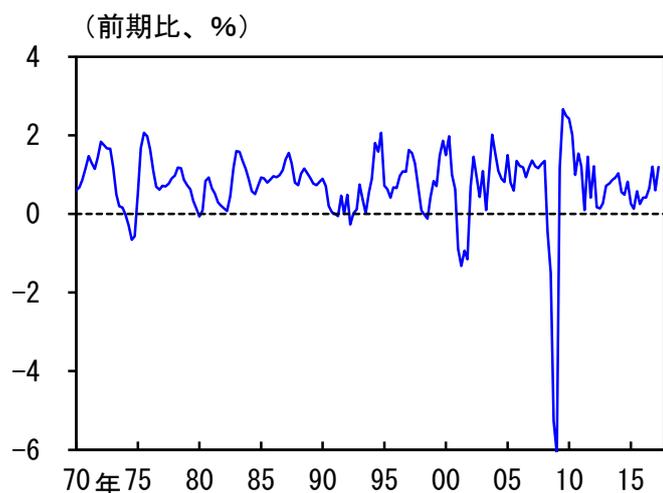
(注) 1. 上図のショックの寄与は、いずれも2%からの乖離幅で示している。

2. (2)における実績値とモデル推計値との乖離は観察誤差である。

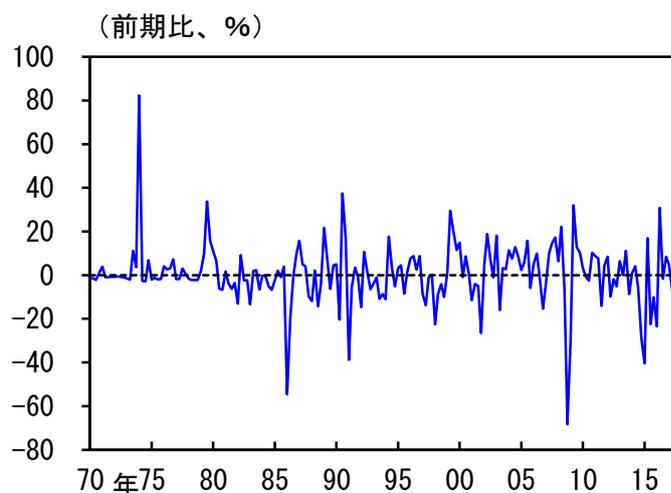
(出所) 総務省等

図表 9. VARに使用するデータ

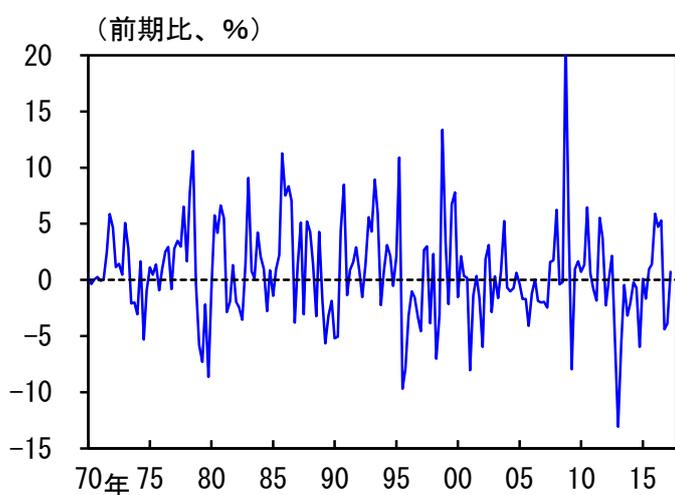
(1) 世界鉱工業生産



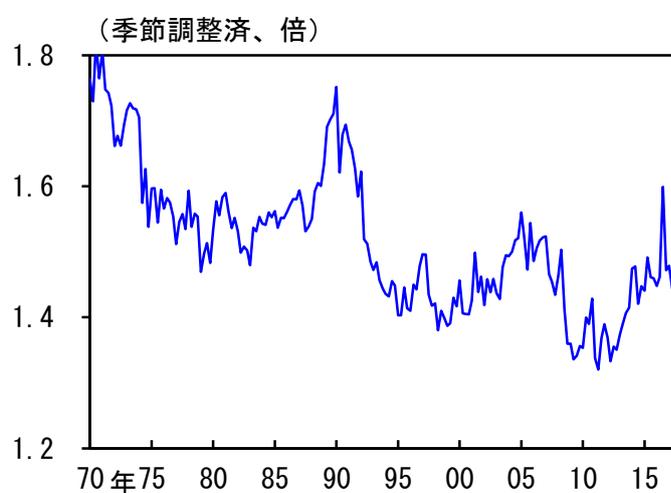
(2) 実質原油価格



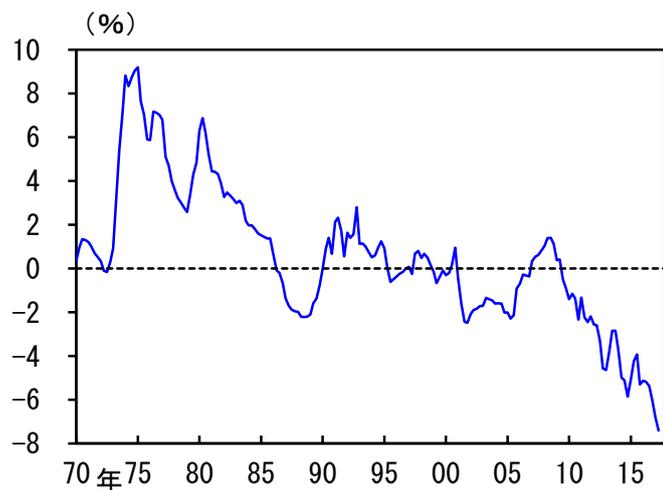
(3) 為替



(4) 小売・サービス業のマークアップ率



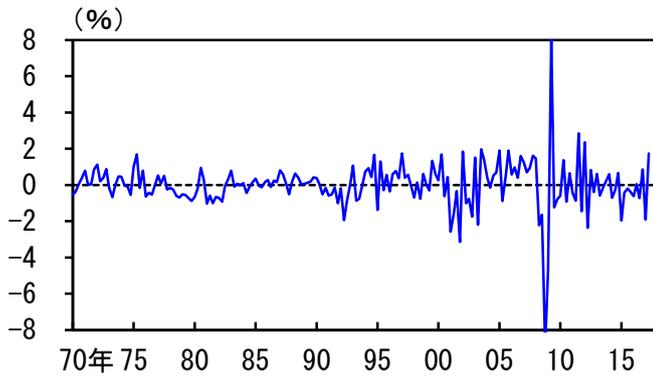
(5) 実質金利ギャップ



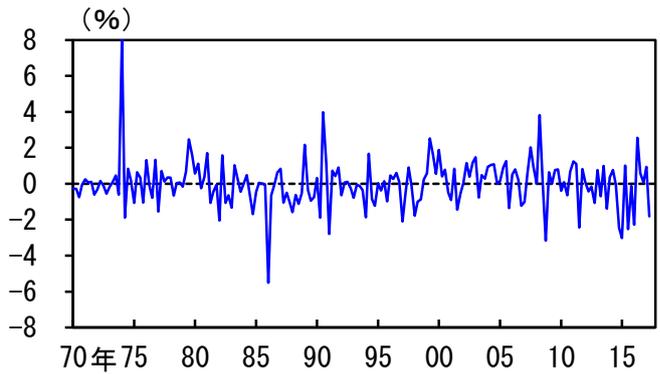
(出所) BIS、OECD、Federal Reserve Bank of St. Louis、Reserve Bank of New Zealand、Consensus Economics、オランダ経済政策分析局、財務省、日本経済研究センター、日本銀行等

図表 1 0. VARにより識別されたショック

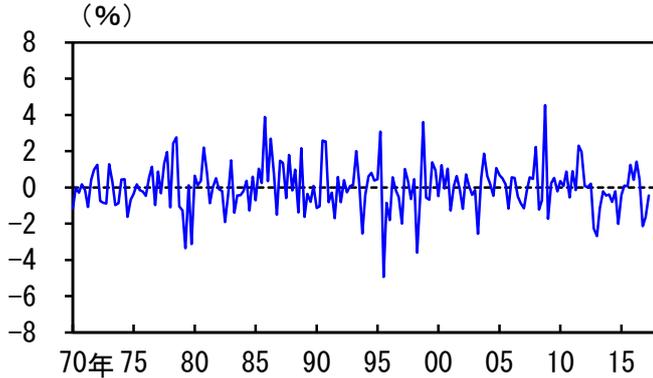
(1) 世界鉱工業生産



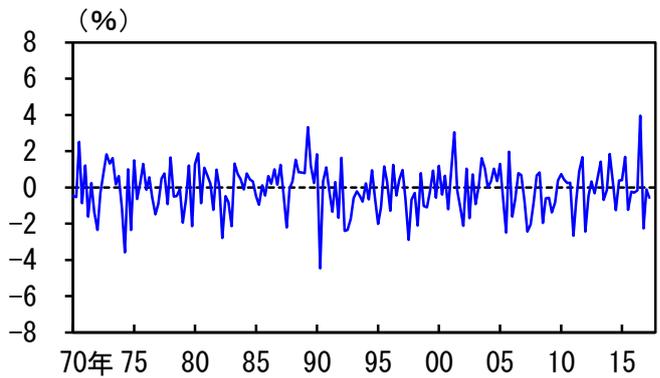
(2) 実質原油価格



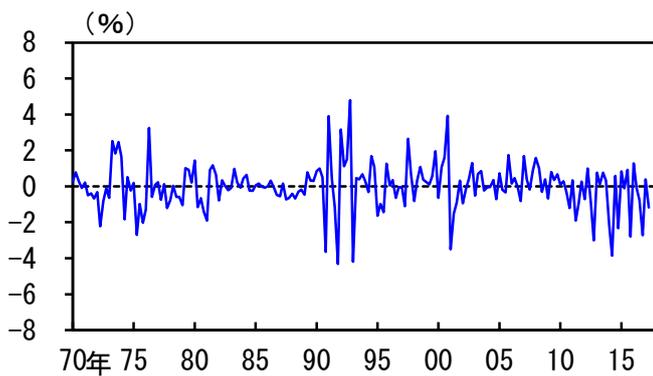
(3) 為替



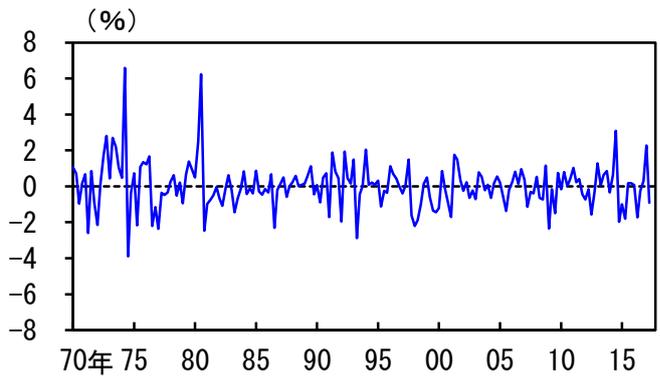
(4) 小売・サービス業のマークアップ率



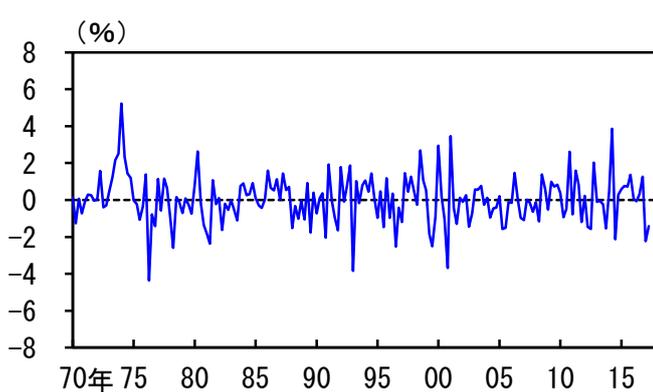
(5) 実質金利ギャップ



(6) 需給ギャップ・ショック (その他)

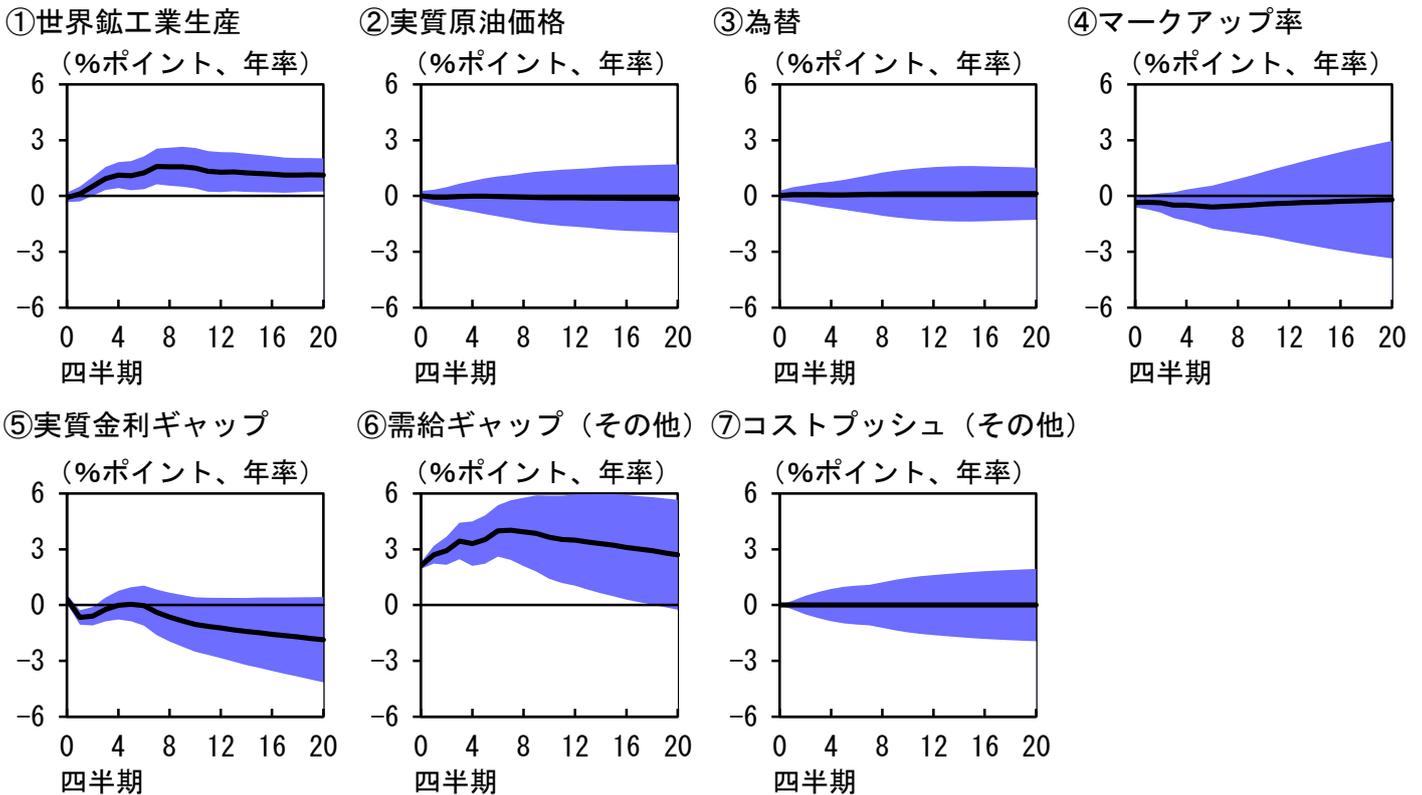


(7) コストプッシュ・ショック (その他)

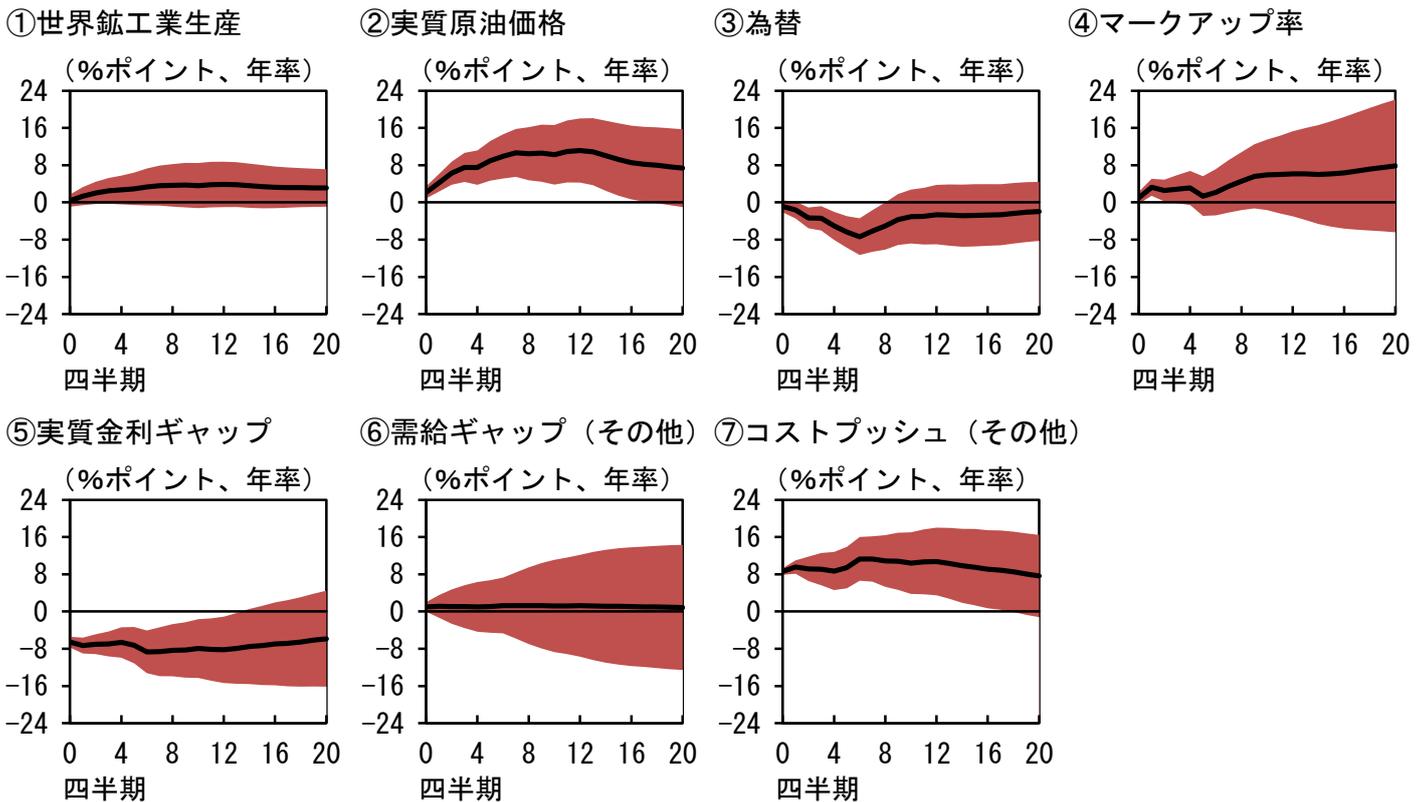


図表 1 1. インパルス応答

(1) 長期インフレ予想（需給ギャップ・ショック寄与）の反応



(2) 長期インフレ予想（コストプッシュ・ショック寄与）の反応

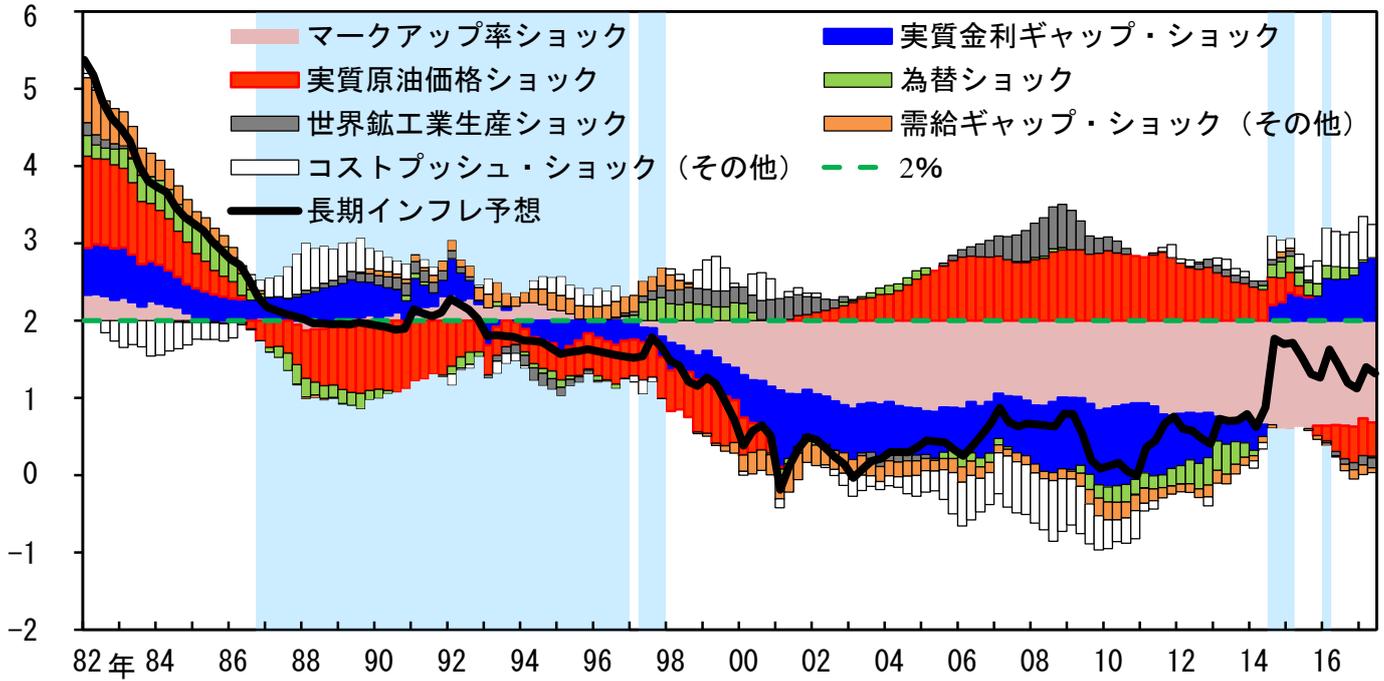


(注) 1. 上図は、需給ギャップ・ショックとコストプッシュ・ショックの各々の長期インフレ予想に対する寄与について、VARにおける正の1標準偏差の各ショックに対するインパルス応答を示す。
 2. シャドーは、90%信頼区間を示す。

図表 1 2. 長期インフレ予想のヒストリカル分解

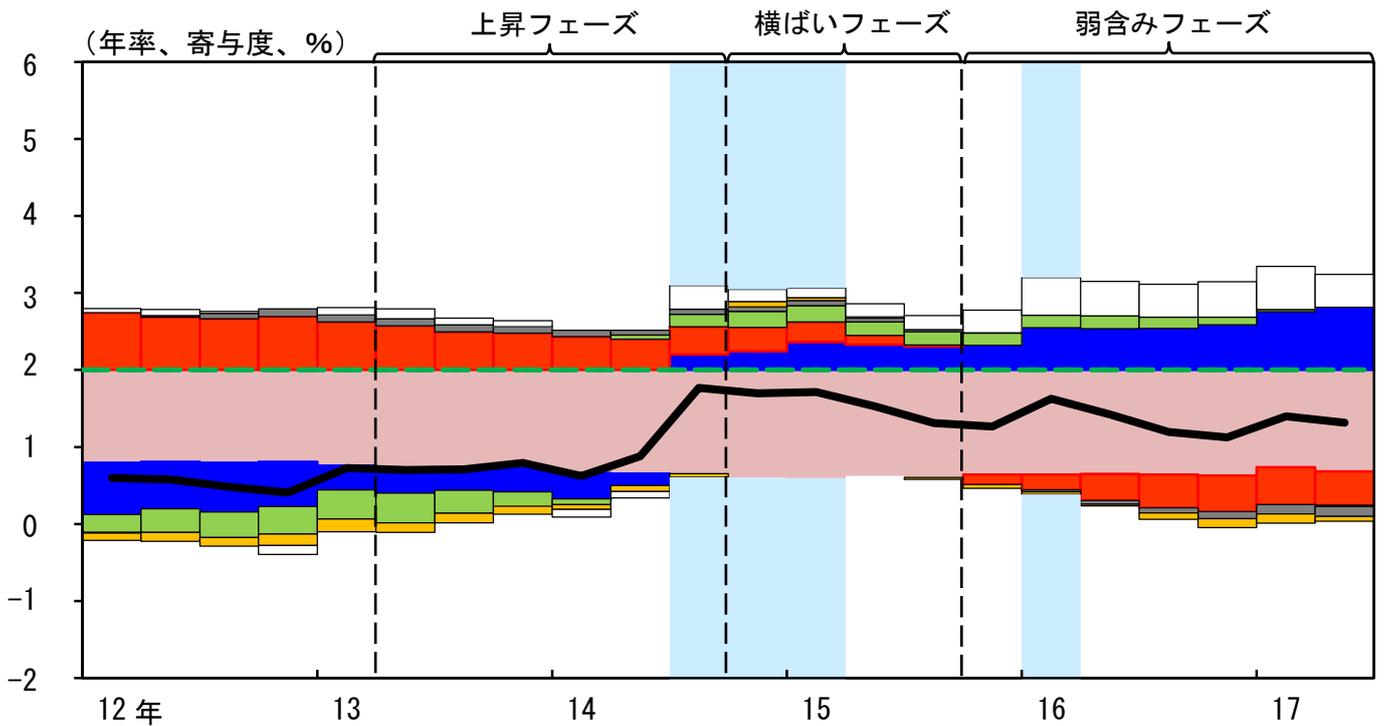
(1) 1980年代以降

(年率、寄与度、%)



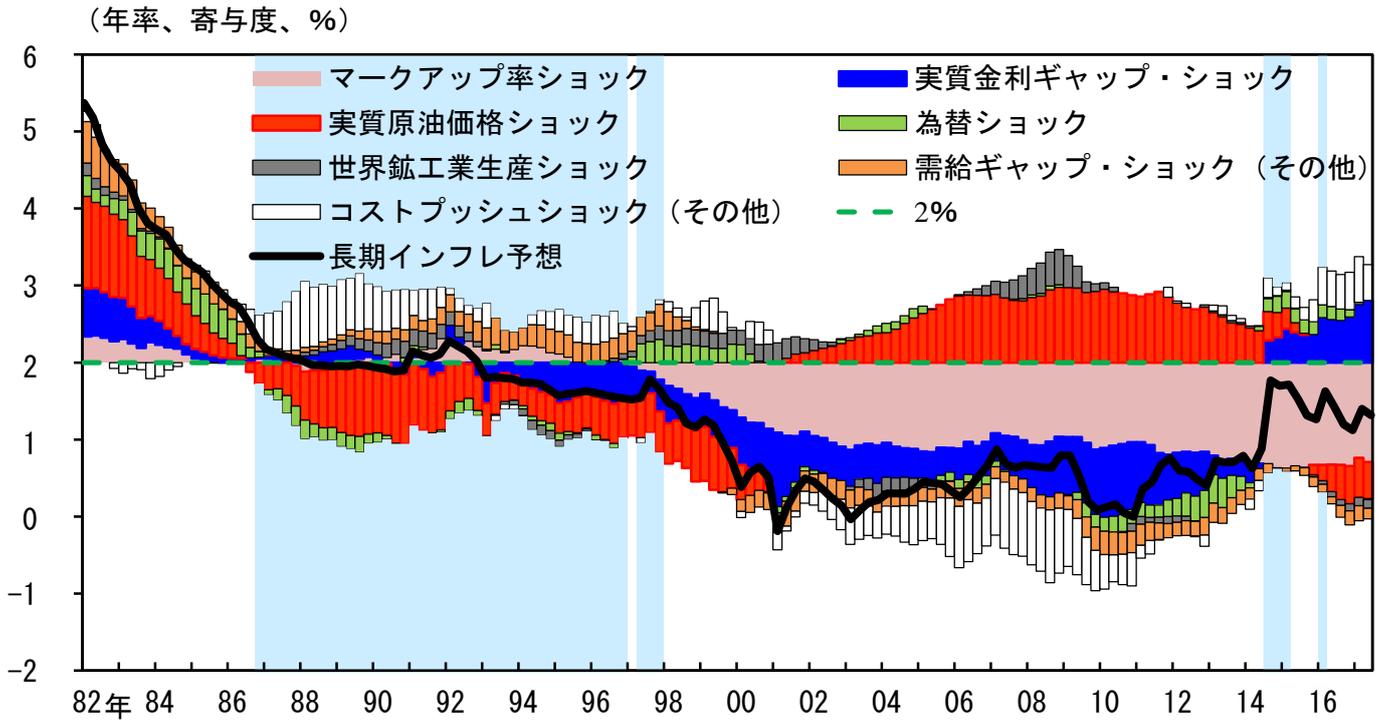
(2) 2012年以降

(年率、寄与度、%)



(注) 1. 上図の要因分解は、いずれも2%からの乖離幅を分解したものの。
 2. シャドーは、長期インフレ予想がアンカーゾーン内を推移していた時期を示す。

図表 1 3. ヒストリカル分解の頑健性



- (注) 1. 上図のヒストリカル分解は、自然利子率の指標として日本銀行調査統計局推計の潜在成長率等を使用したVARによるもの。
 2. 上図の要因分解は、いずれも2%からの乖離幅を分解したもの。
 3. シャドーは、長期インフレ予想がアンカーゾーン内を推移していた時期を示す。