



日本銀行ワーキングペーパーシリーズ

企業のインフレ予想の形成メカニズムに 関する考察 —短観データによる実証分析—

稲次春彦*

haruhiko.inatsugu@boj.or.jp

北村富行*

tomiyuki.kitamura@boj.or.jp

松田太一*

taichi.matsuda@boj.or.jp

No.19-J-9
2019年11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.pr8@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。

企業のインフレ予想の形成メカニズムに関する考察

—短観データによる実証分析—*

稲次 春彦[†]、北村 富行[‡]、松田 太一[§]

2019年11月

【要旨】

本稿では、日本銀行が実施している「全国企業短期経済観測調査」（短観）のデータを用いて、日本の企業のインフレ予想形成における、完全情報下の合理的期待（Full-Information Rational Expectations: FIRE）、ノイズ情報仮説、粘着情報仮説の妥当性を検証した。主な分析結果は以下のとおりである。(1) 集計データを用いたパネルVARの分析結果によると、企業のインフレ予想は、FIREと整合的なフォワードルッキングな面を有すると同時に、インフレ率の実績値の変化が徐々に織り込まれていく傾向があるという、FIREでは説明できない面も有する。(2) 集計データでみたインフレ予想の予測誤差は、過去の予想改定幅と相関を持っており、全ての企業のインフレ予想形成にFIREが妥当するとは言えない。(3) 個票データを用いた動学的パネル回帰分析の結果によると、企業のインフレ予想は、ノイズ情報仮説や粘着情報仮説が示唆するとおり、過去の自身のインフレ予想に強く依存しているほか、中小企業の短期のインフレ予想は、ノイズ情報仮説、なかでも合理的無関心仮説が示唆するとおり、自社の経営環境に関する実感の影響を受けている。以上の結果は、企業のインフレ予想には単一の理論では説明できない複雑なメカニズムが働いていることを示唆している。

JEL 分類番号 : D84、E31、E52

キーワード : 企業のインフレ予想、サーベイ・データ、FIRE、ノイズ情報、粘着情報

* 本稿の作成に当たり、西崎健司氏、中島上智氏、奥田達志氏、稲村晃希氏、田中雅樹氏をはじめとする日本銀行スタッフから有益なコメントを頂戴した。記して感謝の意を表したい。もちろん、本稿のあり得べき誤りは、全て筆者たち個人に属する。なお、本稿に示される内容や意見は、筆者たち個人に属するものであり、日本銀行およ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 (haruhiko.inatsugu@boj.or.jp)

[‡] 日本銀行企画局 (tomiya.yuki.kitamura@boj.or.jp)

[§] 日本銀行企画局 (taichi.matsuda@boj.or.jp)

1. はじめに

現代のマクロ経済学によると、企業のインフレ予想はインフレ率の主な決定要因の一つである。例えば、ニューケインジアン・モデルが想定するように、企業が自らの市場において何らかの独占力を持ち、価格に硬直性が存在する場合、価格設定主体である企業のインフレ予想は、インフレ率の決定に大きな影響を与える。

現在の教科書的なマクロ経済モデルでは、企業のインフレ予想形成メカニズムについて、「完全情報下の合理的期待 (Full-Information Rational Expectations: FIRE)」が仮定されることが多い。しかしこの仮説を巡っては、懐疑的な見方も決して少なくなく、近年のミクロ・データを用いた実証研究も、その説明力の限界を指摘している (Coibion et al. 2018a)。

こうした中、FIRE を代替する期待形成仮説として、近年、情報の不完全性に着目した 2 つの仮説が注目を集めている¹。一つは、経済主体は自身を巡る経済環境に関する実感を含む様々な情報からノイズを取り除きながら徐々に予想を更新するという「ノイズ情報仮説 (noisy information hypothesis)」 (Phelps 1970、Lucas 1972) である²。もう一つは、情報の取得などに費用が発生するため経済主体は予想を必ずしも每期更新しないという「粘着情報仮説 (sticky information hypothesis)」 (Mankiw and Reis 2002、Reis 2006) である。

もっとも、これらの仮説の妥当性について、家計や専門家のインフレ予想のデータを用いて検証した研究は相応に存在するものの、企業のインフレ予想のデータを用いて直接検証した研究は、十分に蓄積されているとは言い難い。これは、幅広い企業を対象としたインフレ予想のサーベイの実施例が近年まで限られていたことが一因であると考えられる。

¹ インフレ予想形成メカニズムに関する理論仮説としては、このほかにも、「限定合理性 (bounded rationality) 仮説」 (Sargent 1993、Gabaix 2014) や「適応的学習 (adaptive learning) 仮説」 (Evans and Honkapohja 1999、2001) がある。これらの仮説のもとでは、経済主体はマクロ経済変数に関しては全ての情報を把握しているものの、経済構造に関しては全ての情報を把握しているわけではないことから、インフレ予想が FIRE にもとづく予想から乖離する。これらを含む、インフレ予想形成メカニズムに関する各種の仮説については、Coibion et al. (2018a) のサーベイを参照されたい。

² ノイズ情報仮説には、合理的無関心仮説 (Sims 2003、Maćkowiak and Wiederholt 2009) や高次信念仮説 (Woodford 2003) など、様々なバリエーションや拡張が存在する。詳しくは、奥田(2018) のサーベイを参照されたい。

本稿では、日本の企業約1万社を対象に日本銀行が実施している「全国企業短期経済観測調査」（短観）で2014年から開始されたインフレ予想の調査の集計データと個票データの双方を用いて、日本の企業のインフレ予想の性質を分析し、上記3つの予想形成仮説——FIRE、ノイズ情報仮説、粘着情報仮説——の妥当性を実証的に検証する。

分析で得られた主な結果は、以下のとおりである。第1に、集計データを用いたパネルVARによると、企業のインフレ予想形成は、長期予想へのショックが短期予想に波及する点で、FIREと整合的である一方、インフレ率の実績値の変化が徐々に織り込まれていく傾向があるという点で、FIREと整合的ではない。第2に、集計データでみたインフレ予想の予測誤差は過去の予想改定幅と相関を持っており、全ての企業がFIREに従うとの帰無仮説は棄却される。第3に、個票データを用いた動学的パネル回帰分析の結果によると、企業のインフレ予想は、ノイズ情報仮説や粘着情報仮説が示唆するとおり、過去の自身のインフレ予想に強く依存しているほか、中小企業の短期のインフレ予想は、ノイズ情報仮説、なかでも合理的無関心仮説が示唆するとおり、自社の経営環境に関する実感の影響を受けている。以上の結果は、企業のインフレ予想には単一の理論では説明できない複雑なメカニズムが働いていることを示唆している。

本稿の分析結果は、近年徐々に増えつつある、サーベイ・データを用いた企業のインフレ予想形成メカニズムに関する実証研究で報告されている結果と整合的である。例えば、海外では、この分野の研究を牽引している Coibion and Gorodnichenko (2015) が、米国の様々な経済主体のインフレ予想の集計データを用いて、予測誤差と予想改定幅の間の相関関係を分析し、FIREの妥当性は棄却される一方でノイズ情報仮説や粘着情報仮説の妥当性は支持される、との結果を報告している。また、英国の企業を対象にした Boneva et al. (2016) や、カナダの企業を対象にした Richards and Verstraete (2016) も、Coibion and Gorodnichenko (2015) と同様の分析を行い、企業のインフレ予想形成にはFIREが妥当しないことを報告している。このほか、ノイズ情報仮説が示唆するとおり、インフレ予想は自社の経営環境を巡る情報に影響されるとの分析結果を報告する実証研究もみられている。Coibion et al. (2018b) および Kumar et al. (2015) は、ニュージーランドの企業に対して独自にサーベイを実施した結果を個票レベルで分析し、インフレ予想がインフレ率の実績値や業界内の価格動向、競争環境の影響を受けていることを指摘している。また、先述の Richards and Verstraete (2016) は、イン

フレ予想が、原油価格などのマクロ要因のほか、賃金予想、仕入価格予想、人員不足感といった個社レベルの要因にも左右されていると指摘している。

日本でも、近年、企業のインフレ予想に関する実証分析が増えている。特に、短観で 2014 年にインフレ予想の調査が開始されて以降は、約 1 万社に上る企業のインフレ予想に関する大規模なパネルデータを用いた分析が行われている。Uno et al. (2018) は、インフレ予想の改定頻度を分析し、企業のインフレ予想形成が粘着情報仮説と整合的であると指摘している。また、Inamura et al. (2017) や日本銀行調査統計局経済分析グループ (2017) は、機械学習の手法を用いて、インフレ予想が原油価格などのマクロ情報だけでなく、仕入価格など自社固有のミクロ情報にも影響を受ける傾向があることを指摘している。このほか、短観以外のデータを用いた分析としては、開発・白木 (2016) が、「企業行動に関するアンケート調査」の個票データを用いて上場企業のインフレ予想 (GDP デフレータの予想) の決定要因を分析し、予想の年限が短いほど、仕入価格や為替予想の影響を強く受けるとの結果を報告している。

これらの先行研究に比した本稿の特徴は、集計データと個票データの両方を用いて、企業のインフレ予想形成を多面的に分析している点にある。また、妥当性を検証する期待形成仮説として、FIRE や粘着情報仮説だけでなく、ノイズ情報仮説も取り上げたうえで、個票データを用いたパネル分析によってノイズ情報仮説と粘着情報仮説の妥当性を支持する結果を得ている点も、本稿の貢献である。

本稿の構成は以下のとおりである。第 2 節では本稿で用いる短観のデータを説明する。第 3 節では、FIRE の妥当性について、集計データを用いた分析により検証する。第 4 節では、ノイズ情報仮説および粘着情報仮説の妥当性について、個票データを用いた動学的パネル回帰分析により検証する。第 5 節は結語である。

2. データ

本稿の分析では、短観の調査項目のうち、インフレ予想 (「物価全般の見通し」と判断項目のデータ) を使用する。本節ではこれらのデータについて解説する。

短観は、日本の民間企業を対象に、日本銀行が四半期ごと (毎年 3、6、9、12 月) に実施している調査である。母集団企業は全国の資本金 2,000 万円以上の民間企業 (金

融機関を除く)であり、調査対象企業は、規模別・業種別の区分毎に、総務省・経済産業省の「経済センサス」で捕捉されている企業の中から選定されている³。2019年3月時点での調査対象企業数は、9,830社(大企業1,922社、中堅企業2,751社、中小企業5,157社)である⁴。

短観では、2014年3月から、「物価全般の見通し」の調査を実施している。この調査項目の設問と選択肢は、図1に示したとおりである。設問では、消費者物価指数(CPI)を念頭に、前年からの伸び率について、1年後、3年後、5年後の見通しを尋ねている。回答方法は、-3%から+6%の間の整数値10個の中から1つを選択する方式である⁵。本稿では、この調査項目に対する回答データを「インフレ予想」として用いて、その形成メカニズムを分析する⁶。

ただし、本稿では、「物価全般の見通し」の調査の開始当初1年間のデータを分析対象から除外する。これは、同調査の回答を個票レベルで精査すると、調査開始当初の企業の回答パターンには、以下のとおり不安定な面がみられるためである。すなわち、図2の(1)に示した、インフレ予想を前回調査から大幅に(2%ポイント以上)改定した企業の割合の推移を見ると、調査開始からしばらくの間は、大幅な予想改定を行った企業の割合が高かったことがわかる。また、図2の(2)に示した、前回調査と今回調査の間でインフレ予想を逆方向に改定した企業の割合の推移を見ると、調査開始からしばらくの間は、こうした「ジグザグ型」の不規則な改定パターンを示す企業の割合も多かったことがわかる。このような不安定な回答が分析結果に与える影響をできる限り排除するために、本稿では、調査開始当初の1年間のデータを除外し、2015年第1四半期から2019年第1四半期をサンプル期間として分析する⁷。

³ 金融機関のほか、学術・開発研究、医療・福祉など、営利性があまり強くなく、景気動向との連関が弱いとみられる業種も、調査対象から除外している。

⁴ 規模別の区分は、①大企業は資本金10億円以上、②中堅企業は同1億円以上10億円未満、③中小企業は同2千万円以上1億円未満、と定義されている。

⁵ ただし、数値の選択肢以外にも、インフレ予想の「イメージを持っていない」との選択肢も用意されている。2019年3月調査において数値で回答した企業の割合は、1年先予想については大企業で76%、中堅企業で87%、中小企業で89%、5年先予想については大企業で44%、中堅企業で59%、中小企業で64%である。

⁶ なお、短観では「自社の販売価格見通し」についても同様の調査を実施しているが、本稿はマクロ・レベルのインフレ率に関する予想に焦点を絞るため、自社の販売価格見通しは分析対象外とする。

⁷ ただし、「物価全般の見通し」の調査開始当初1年間を含めたサンプルを用いて分析を行っても、本稿の主要な分析結果は大きく変わらないことを確認している。

このほか、第4節で個票データを用いた動学的パネル回帰分析を行う際には、上記のインフレ予想のデータと併せて、判断項目のデータも使用する。判断項目は、自社の業況などについて、「最近の実感」と「先行き3か月の見通し」の定性的な評価を尋ねる調査項目である⁸。例えば「仕入価格判断」の「最近の実感」は、自社の仕入価格の3か月前からの変化を「上昇」、「もちあい」、「下落」の3択で回答する形式となっている。第4節の動学的パネル回帰分析では、「仕入価格」、「販売価格」、「自業界の国内需給」、「雇用人員」などの判断項目の「最近の実感」の回答データを説明変数に用いて、企業の自社の経営環境に対する実感とインフレ予想の関係を分析する。

3. FIREの妥当性についての検証

本節では、FIREの妥当性について、企業のインフレ予想の集計データを用いた分析により検証する。まず、パネルVARを用いて、企業の長期インフレ予想やインフレ率の実績値へのショックに対するインフレ予想のインパルス応答を計測し、その結果のFIREとの整合性について議論した後、インフレ予想の予測誤差に対する統計的検証により、企業のインフレ予想がFIREのみで説明可能か検討する。

3-1. パネルVARを用いた検証

企業のインフレ予想形成がFIREに従っている場合、企業は、経済における全ての利用可能な情報を活用して、インフレ率を予想する。この場合、特に、企業はインフレ率の長期的な見通しも踏まえつつ、インフレ予想をフォワードルッキングに形成すると考えられる。したがって、インフレ率の長期的な見通しが変化して長い年限のインフレ予想が上昇した場合、その影響は短い年限のインフレ予想にも波及することが想定される。

また、FIREのもとでは、企業は将来のインフレ率の推移を、平均的には正しく予測すると考えられるため、インフレ率の実績値が予期せぬ形で変動した場合には、インフレ予想は、その後のインフレ率の推移を正しく織り込むように、直ちに改定されることが想定される。

⁸ ただし、「先行き3か月の見通し」は、一部の判断項目については回答を求めている。

以上の点がインフレ予想のデータで観察されるかを確認するために、規模別・業種別の集計データを用いて、1年先予想と5年先予想を内生変数、インフレ率の実績値を外生変数とするパネルVARを推計し、そのインパルス応答を計測する⁹。具体的な定式化は以下のとおりである。

$$\begin{bmatrix} \pi_{t+4|t}^{e,k} \\ \pi_{t+20|t}^{e,k} \end{bmatrix} = \sum_{j=1}^p A_{k,j} \begin{bmatrix} \pi_{t-j+4|t-j}^{e,k} \\ \pi_{t-j+20|t-j}^{e,k} \end{bmatrix} + \sum_{j=1}^p B_{k,j} \tilde{\pi}_{t-j} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{k,t}^{1Y} \\ \varepsilon_{k,t}^{5Y} \end{bmatrix} \quad (1)$$

ここで、 $\pi_{t+4|t}^{e,k}$ および $\pi_{t+20|t}^{e,k}$ はそれぞれ、 t 期時点における1年先（4四半期先）および5年先（20四半期先）インフレ予想の企業グループ k 内の平均値（各選択肢の社数構成比でウェイト付けした加重平均値）であり、 $\tilde{\pi}_t$ はインフレ率（CPI除く生鮮、季節調整済、前期比年率）の実績値である^{10, 11}。 $A_{k,j}$ および $B_{k,j}$ は係数行列である。

推計では、大企業・中堅企業・中小企業の3区分と短観の業種31区分を掛け合わせた、合計93区分の企業グループのインフレ予想のパネルデータを用いる。VARにおけるコレスキー分解の順序は、5年先、1年先とした¹²。また、ラグ次数 p は、Andrews and Lu (2001) の情報量基準により2を選択した。サンプル期間は2015年第1四半期から2019年第1四半期である。

⁹ インフレ率を外生変数として定式化しているのは、規模別・業種別に細分化した企業グループのインフレ予想は、マクロ・レベルのインフレ率に対して大きな影響を与えないと考えられるためである。

¹⁰ 企業グループ内の平均値は、1年先・5年先の両方を数値で回答した企業のみを対象に算出した。

¹¹ ここでの分析は、インフレ率の（一時的な変動成分ではなく）基調的な変動成分へのショックに対するインフレ予想の反応を検証することを主眼としているため、インフレ率の実績値にはCPI除く生鮮を用いている。ただし、インフレ率の実績値にCPI総合を用いてもインパルス応答の計測結果が大きく変わらないことを確認している。

¹² コレスキー分解の順序を逆にしても、あるいはVAR orderingに依存しない一般化インパルス応答（generalized impulse responses）の計測も行っても、インパルス応答の結果は定性的には変わらないことを確認している。

図3は、推計されたパネルVARにおける、5年先予想の+1%ポイント上昇ショックに対するインパルス応答である。また、図4は、インフレ率の実績値の+1%ポイント上昇ショックに対するインパルス応答である¹³。

図3の結果は、5年先予想の上昇に伴って1年先予想も有意に上昇することを示している。このことから、企業がインフレ率の長期的な見通しを踏まえつつ短期のインフレ予想を形成するという意味で、企業のインフレ予想形成がフォワードルッキングな面を有していることが示唆される。この点は、FIREと整合的である。

他方で、企業のインフレ予想には、FIREとは整合的ではない面も存在する。すなわち、図4のインフレ率の実績値上昇ショックに対する反応をみると、インフレ率の実績値は、ショックの発生後直ちに上昇した後は単調に減衰する一方で、1年先予想および5年先予想は、ショック発生後に徐々に上昇していき、ショック発生から1年以上も後にピークに達している。このように、企業のインフレ予想形成には、インフレ率の実績値の変化を徐々に織り込んでいく傾向が観察される¹⁴。仮に、企業のインフレ予想形成がFIREと完全に整合的であれば、企業はインフレ率の実績値を平均的には正しく予想するため、インフレ予想はインフレ率の実績値の推移と同様に、ショック発生後直ちに上昇した後単調に減衰するはずである。したがって、インフレ予想がインフレ率の実績値の変化を徐々に織り込んでいくという事実は、企業のインフレ予想の形成メカニズムには単純なFIREだけでは描写できない面があることを示唆している。

3-2. インフレ予想の予測誤差を用いた検証

前小節の結果は、日本の企業のインフレ予想にはフォワードルッキングな面があるものの、その形成メカニズムは単純なFIREのみでは描写できない可能性を示唆して

¹³ インフレ率の実績値の上昇ショックに対するインパルス応答の算出は、以下の手順で行った。まず、外生変数であるインフレ率の実績値の変動を、AR(2)モデルを別途推計してモデル化した（サンプル期間は1990年第1四半期～2019年第1四半期）。次に、このAR(2)モデルに+1%ポイントの上昇ショックを与えて、インフレ率の実績値のインパルス応答を計算した。そのうえで、これを式(1)のインフレ率の実績値の項に代入して、インフレ予想のインパルス応答を計算した。

¹⁴ 日本において経済主体のインフレ予想形成が、インフレ率の実績値の変化を徐々に織り込んでいく傾向を有することは、これまでいくつかの先行研究で取り上げられてきた。例えば、日本銀行(2018)は専門家のインフレ予想について、菅沼・丸山(2019)は各種サーベイ・データやマーケット・データを合成したインフレ予想指標について、こうした傾向が存在することを指摘している。そのうえで、これらの先行研究では、日本におけるインフレ予想形成は適合的な性格が強い、と論じている。

いる。そこで、本小節では、企業のインフレ予想が FIRE のみで説明可能であるか否かを、Coibion and Gorodnichenko (2015) が提案した方法を用いて統計的に検証する。

Coibion and Gorodnichenko (2015) の方法は、集計値ベースのインフレ予想の予測誤差とインフレ予想の改定幅との間の相関の有無を検定することによって、FIRE の妥当性を検証するものである。この相関の有無の検定によって FIRE の妥当性を検証できる理由は、以下のとおりである。もし全ての企業が、FIRE において想定されているとおり、観察可能な全ての情報を把握・活用して1年先（4四半期先）のインフレ率（前年比） π_{t+4} の予想を形成しているとする、全ての企業のインフレ予想は t 期までの情報を条件とした数学的期待値 $E_t\pi_{t+4}$ となり、経済全体の平均的なインフレ予想もこの値に一致する。このとき、経済全体のインフレ予想の予測誤差 $\pi_{t+4} - E_t\pi_{t+4}$ は、理論上、 t 期時点で観察可能な変数とは相関を持たない¹⁵。したがって、実際の予測誤差が t 期時点で観察可能なインフレ予想の改定幅と相関を持っていれば、FIRE が平均的には成立していないことになる。

本小節では、この Coibion and Gorodnichenko (2015) の方法に従い、次式を推計することにより、インフレ予想の予測誤差と改定幅の間の相関の有無を検証する。

$$\pi_{t+4} - \pi_{t+4|t}^e = c + \beta(\pi_{t+4|t}^e - \pi_{t+4|t-1}^e) + \varepsilon_{t+4} \quad (2)$$

ここで、 π_{t+4} は t 期から1年後の時点におけるインフレ率（CPI 総合、前年比）の実績値（ t 期から4四半期先にかけてのインフレ率の実績値）である¹⁶。また、 $\pi_{t+4|t}^e$ は t 期時点の1年先（4四半期先）インフレ予想の集計値である。したがって、左辺は1年先インフレ予想の予測誤差である。また、右辺の括弧内は、1年先インフレ予想の（前期から今期にかけての）改定幅である¹⁷。

¹⁵ 実際、 t 期までに観察可能な任意の変数 X_s ($s \leq t$) に対して、期待値演算繰返しの法則 (law of iterated expectations) により、 $E[(\pi_{t+4} - E_t\pi_{t+4})X_s] = E[E_t[(\pi_{t+4} - E_t\pi_{t+4})X_s]] = 0$ が成立する。

¹⁶ ここで用いるインフレ率の実績値には、短観では企業に、インフレ予想を生鮮食品など特定の品目を除いたベースで回答するように要請していないことを踏まえて、CPI 総合を用いている。

¹⁷ ただし、短観のインフレ予想のデータは、予想年限が1年（4四半期）、3年（12四半期）、5年（20四半期）に固定されており、式 (2) 右辺の $\pi_{t+4|t-1}^e$ （5四半期先のインフレ率に関する $t-1$ 時点での予想）に該当するデータは存在しない。このため、本稿では $\pi_{t+4|t-1}^e$ を、 $\pi_{t+3|t-1}^e$ に対応するデータ（4四半期先のインフレ率に関する $t-1$ 時点での予想）で代用している。

式 (2) における係数 β は、企業が平均的にみて FIRE に従っている場合に限り $\beta = 0$ (すなわち予測誤差と予想改定幅が無相関) になる。したがって、式 (2) を推計し、両者の間に相関があれば ($\beta = 0$ が棄却されれば)、「全ての企業が平均的には FIRE に従う」との帰無仮説が棄却されることになる。

なお、1年先だけでなく、3年先と5年先のインフレ予想についても、式 (2) に対応する推計式を想定することは可能ではあるが、短観のインフレ予想のデータの時系列は短いため、3年先や5年先インフレ予想については、左辺の予測誤差のサンプル数が極めて少ない。このため、ここでは分析対象を1年先予想に絞っている。

式 (2) を規模別・業種別のグループ (3×3、全部で9グループ) ごとに、1年先インフレ予想のグループ内平均値を用いて推計した結果は、表1の (1) のとおりである¹⁸。サンプル期間は2015年第1四半期から2019年第1四半期である。これをみると、いずれのグループについても β の推計値は統計的に有意であり、 $\beta = 0$ との帰無仮説は棄却される。この結果は、企業のインフレ予想形成には全体として、FIRE は妥当しないことを示唆している。

なお、こうした規模別・業種別のグループごとの推計では、データの観測数が13に止まってしまい、推計結果の信頼性は必ずしも高いとは言えない。この点を補うために、規模別・業種別の9グループをクロスセクション方向の次元にとって式 (2) のパネル推計を行った結果が表1の (2) である¹⁹。パネル推計の結果においても、 β の推計値は統計的に有意であり、 $\beta = 0$ との帰無仮説は棄却される。

以上の結果を踏まえると、企業のインフレ予想には全体として、FIRE は妥当しない。これはもちろん、一部の企業のインフレ予想の形成メカニズムが FIRE によって描写できる可能性を否定するものではないが、先のパネル VAR を用いた検証から得

¹⁸ 定数項 c の推計値は掲載を省略するが、全て有意でないことを確認している。

¹⁹ パネル推計における回帰式は以下のとおりである。

$$\pi_{t+4} - \pi_{t+4|t}^{e,i} = \gamma_i + \beta(\pi_{t+4|t}^{e,i} - \pi_{t+4|t-1}^{e,i}) + \varepsilon_{i,t+4}$$

ここで、 i は規模別・業種別のグループを表す添え字であり、 $\varepsilon_{i,t+4}$ は、予測誤差のうち予想の改定幅 ($\pi_{t+4|t}^{e,i} - \pi_{t+4|t-1}^{e,i}$) と固定効果 (γ_i) では説明できない部分を捉える誤差項である。ただし、この予測誤差はクロスセクション方向に相関を持つ可能性がある。そこで、このパネル推計では、General FGLS を用いて誤差項の間のクロスセクション方向の相関に対処した。General FGLS について詳しくは、Wooldridge (2010, Chapter 10) を参照されたい。

られた結果と同様に、企業のインフレ予想の形成メカニズムは、単純な FIRE だけでは描写できないことが強く示唆される。

それでは、FIRE 以外の期待形成仮説として、どのような仮説が企業のインフレ予想形成に妥当し得るだろうか。この点、Coibion and Gorodnichenko (2015) は、以下のとおり、ノイズ情報仮説と粘着情報仮説のいずれのもとでも、式 (2) の β がゼロではなく正の値になることを示している。まず、ノイズ情報仮説のもとでは、企業は、観察されるインフレ率のデータにノイズが含まれていることを考慮して、前期に形成したインフレ予想の G ($0 < G < 1$) の割合だけをインフレ率のデータに含まれる情報を用いて改定し、残りの $1 - G$ の割合は前期の予想のまま据え置く。この場合、経済全体の平均的なインフレ予想の予測誤差は以下のとおり表される。

$$\pi_{t+4} - \pi_{t+4|t}^e = \frac{1-G}{G} (\pi_{t+4|t}^e - \pi_{t+4|t-1}^e) + v_{t+4} \quad (3)$$

ただし v_{t+4} は誤差項である。また、粘着情報仮説のもとでは、 $1 - \lambda$ ($0 < \lambda < 1$) の割合の企業は全情報を活用してインフレ予想を更新する一方、残り λ の割合の企業は予想を前期のまま据え置く。この場合、経済全体の平均的なインフレ予想の予測誤差は以下のとおり表される。

$$\pi_{t+4} - \pi_{t+4|t}^e = \frac{\lambda}{1-\lambda} (\pi_{t+4|t}^e - \pi_{t+4|t-1}^e) + v_{t+4} \quad (4)$$

したがって、表 1 で示した、 β が正の値で有意であるとの推計結果は、企業のインフレ予想形成にノイズ情報仮説あるいは粘着情報仮説が妥当する可能性があることを示唆している。

それだけでなく、式 (2) の推計で得られた推計値 β を用いると、ノイズ情報や粘着情報の存在によって生じる情報の摩擦の大きさを定量化することもできる。すなわち、式 (2) と式 (3)、(4) を比較すると、ノイズ情報仮説のもとで企業が予想更新の際に前期の予想を重視する度合い $1 - G$ と、粘着情報仮説のもとで予想を改定しない企業の割合 λ は、いずれも $\beta/(1 + \beta)$ となる。したがって、いずれの仮説のもとでも、それによって生じる情報の摩擦の大きさは $\beta/(1 + \beta)$ によって評価することができる。

表 1 には、 β の各推計値に対応する $\beta/(1 + \beta)$ を、各表の最下行に掲載している。例えば、パネル推計で得られた上記の推計結果によると、この値は 0.73 となる。この

結果をノイズ情報仮説の観点から解釈すると、企業は、インフレ予想形成に有用な情報を入手しても、情報にノイズが含まれているために、そのうちのわずか27% (= 100% - 73%)しかインフレ予想に反映しないということになる。また、粘着情報仮説の観点から解釈すると、27%の企業しか予想を改定していないということになる。この点について、Uno et al. (2018) が行った、2017年9月までの短観個票データを用いたインフレ予想の改定頻度の計測を、本稿のサンプル期間で改めて行ってみると、図5のとおり、インフレ予想を改定した回数の平均値は1年先予想で16回中4回となっている。これは、上記の β の推計値にもとづく結果と整合的である²⁰。

以上の予測誤差を用いた分析の結果を踏まえると、企業のインフレ予想形成にはノイズ情報仮説と粘着情報仮説が妥当する可能性が高い、と言える。次節では、これら2つの仮説の妥当性について、個票データを用いて検証を行う。

4. ノイズ情報仮説と粘着情報仮説の妥当性の検証

本節では、ノイズ情報仮説と粘着情報仮説の妥当性について、個票データを用いた動学的パネル回帰分析により検証する。はじめに、両仮説のもとでは個票レベルのインフレ予想がどのような特徴を持つようになるかを考察したうえで、それらを捉えるための分析枠組みを提示する。その後、推計結果について述べる。

4-1. ノイズ情報仮説と粘着情報仮説の含意

ノイズ情報仮説や粘着情報仮説のもとで、企業のインフレ予想にミクロ・レベルでみてどのような特徴が表れるかを、ここでは以下のとおり、比較的単純な経済構造を仮定したモデルにもとづいて考察する。

$$\pi_t = AX_t^* + \eta_t^\pi \quad (5)$$

$$X_t^* = BX_{t-1}^* + \eta_t^X \quad (6)$$

²⁰ なお、ある企業が予想を改定しなかったことは、必ずしも、その企業が情報を更新しなかったことを意味しない。すなわち、企業が情報を更新しても、更新した情報が自身のこれまでのインフレ予想を追認するものであった場合には、その企業はインフレ予想を改定しないはずである。したがって、ここで示した「インフレ予想の改定頻度」は、「情報の更新頻度」の下限を示すものと解釈すべきである。

ここで、 π_t はインフレ率、 X_t^* はそのほかのマクロ経済変数、 η_t^π はインフレ率に固有のショック、 η_t^X はマクロ経済変数に対するショック、 A および B は係数行列である。

(1) ノイズ情報仮説

ノイズ情報仮説のもとでは、企業はノイズが含まれた情報からインフレ予想に有用な情報を抽出する際に、マクロ経済環境を表す情報だけでなく、自社製品に用いる原材料の仕入価格などの個社に固有な情報も用い得る。この点を、以下では、第3節でも紹介した Coibion and Gorodnichenko (2015) のセットアップを拡張した枠組みを用いて示す（議論の詳細は補論を参照）。

まず、企業は、マクロ経済変数 X_t^* を直接観察することはできず、ノイズ ε_t^X が含まれたマクロ経済指標 X_t しか観測できないと想定する²¹。

$$X_t = X_t^* + \varepsilon_t^X \quad (7)$$

また、企業 i が直面する仕入価格や需給環境など自社固有の変数 $Y_{i,t}$ は、以下のとおり、マクロ経済変数 X_t^* とミクロ・レベルのショック $\eta_{i,t}^Y$ の影響を受けて変動していると仮定する。

$$Y_{i,t} = CX_t^* + \eta_{i,t}^Y \quad (8)$$

ここで C は係数行列である。したがって、この企業の固有変数も、マクロ経済変数 X_t^* に関する情報を含んでいる。

上記の設定のもとでは、企業は、先行きのインフレ率を予測する際に、観察されたマクロ経済指標 X_t 、インフレ率の実績値 π_t 、企業 i の固有変数 $Y_{i,t}$ を用いて、直接

²¹ Lucas (1972) によるノイズ情報仮説の記念碑的な論文では、マクロ変数（名目貨幣量）の情報に含まれるノイズは翌期にデータが公表されるとともに消滅すると仮定されており、情報には常にノイズが含まれるというここでの設定とは異なるセットアップが想定されている。ここでの設定は、Lucas のモデルを拡張した Woodford (2003) のモデルにより近い。

観察できないマクロ経済変数 X_t^* を推計しなければならない²²。この推計を行うための最適な手法はカルマン・フィルターであることが知られている。カルマン・フィルターによる X_t^* の推計値は以下のとおり表される。

$$E_{i,t}X_t^* = G_{i,t}^X X_t + G_{i,t}^\pi \pi_t + G_{i,t}^Y Y_{i,t} + (I - G_{i,t}^X)E_{i,t-1}X_t^* - G_{i,t}^\pi E_{i,t-1}\pi_t - G_{i,t}^Y E_{i,t-1}Y_{i,t} \quad (9)$$

ここで、 $G_{i,t}^X$ 、 $G_{i,t}^\pi$ 、 $G_{i,t}^Y$ はそれぞれ、取得した情報 X_t 、 π_t 、 $Y_{i,t}$ を重視するウェイトを表す行列であり、 $E_{i,t}$ は企業 i が時点 t までに蓄積した情報にもとづいて期待値をとるオペレーターである。

式 (9) の右辺の第 5、6 項に式 (5)、(8) をそれぞれ代入し、両辺に AB^h を乗じて式 (5)、(6) を適用すると、次式のとおり、 h 期先インフレ予想の決定式が得られる。

$$E_{i,t}\pi_{t+h} = (I - G_{i,t}^X - G_{i,t}^\pi A - G_{i,t}^Y C)E_{i,t-1}\pi_{t+h} + AB^h(G_{i,t}^X X_t + G_{i,t}^\pi \pi_t + G_{i,t}^Y Y_{i,t}) \quad (10)$$

この h 期先インフレ予想の決定式からは、3 つの示唆が得られる。第 1 に、ノイズ情報仮説のもとでは、企業のインフレ予想 ($E_{i,t}\pi_{t+h}$) は前期の自身の予想 ($E_{i,t-1}\pi_{t+h}$) に依存する。第 2 に、ノイズ情報仮説のもとでは、企業のインフレ予想は足もとのマクロ・レベルの情報 (X_t と π_t) の影響を受ける²³。第 3 に、ノイズ情報仮説のもとでは、企業のインフレ予想は自社固有のマイクロ・レベルの情報 ($Y_{i,t}$) にも影響を受ける。特に、ノイズ情報仮説の一種である合理的無関心仮説のもとでは、情報処理能力が限られる経済主体は自身に有用な情報に優先的に注意を振り向けるため、企業はマクロ・レベルの情報 (X_t と π_t) よりも、自社の経営により直接影響を与えるマイクロ・レベルの情報 ($Y_{i,t}$) に注意を振り向けるようになり得る²⁴。

したがって、ノイズ情報仮説のもとで生じる予想形成の特徴をパネル回帰分析で捉えるためには、回帰式の説明変数に、インフレ予想の自己ラグ、マクロ経済変数、そして各企業固有のマイクロ・レベルの変数を含める必要がある。

²² 例えば、インフレ率 π_t と自社が直面する仕入価格 $Y_{i,t}$ はともに GDP ギャップ X_t^* の影響を受けるものの、GDP ギャップは直接には観察できず、観察されるデータ (X_t 、 π_t 、 $Y_{i,t}$) から推計しなければならない、という状況をイメージされたい。

²³ なお、過去のマクロ・レベルの情報は、今期のインフレ予想に、前期のインフレ予想 ($E_{i,t-1}\pi_{t+h}$) を通じて影響を与えることとなる。

²⁴ Maćkowiak and Wiederholt (2009) は、合理的無関心仮説を企業の価格設定問題に応用し、企業が自社の経営に直接的な影響を与えるマイクロ・レベルの情報により多くの注意を振り向ける結果、マクロ・レベルの名目需要ショックに物価が反応しにくくなることを理論的に示している。

なお、式 (10) からは、マクロ経済変数 X_t^* が定常過程の場合、予想の年限が長く (h が大きく) なるにつれて、右辺の B^h がゼロ行列に近づいていくため、各企業固有のミクロ・レベルの変数を含む足もとの変数はインフレ予想に織り込まれなくなっていくことがわかる。したがって、ノイズ情報仮説が妥当するもとも、長期のインフレ予想を被説明変数に用いた場合には、足もとの変数の係数が有意にならない可能性がある。

(2) 粘着情報仮説

粘着情報仮説のもとでは、予想形成に必要な情報を取得する際にコストがかかるため、企業にとって、新しい情報を取得せずに予想を据え置くことが最適な行動になり得る。こうした企業の最適化行動は、Reis (2006) によってモデル化されている²⁵。Reis (2006) のモデルでは、情報取得コストに直面する企業は、将来にわたる利潤を最大化するように、情報を取得するタイミングを決定する。Reis (2006) はこの最適化問題を解いて、企業が情報を更新する間隔は、情報取得コストの大きさに依存することを理論的に示した。具体的には、企業 i の情報取得コストの当期の利益に占める割合が κ_i であるとすると、情報を更新しない期間の長さは $\sqrt{\kappa_i}$ に比例して大きくなる。

このように、粘着情報仮説は、個々の企業の情報取得コストの大きさによって企業の情報更新の間隔は異なり、情報取得コストが大きい企業は每期には新しい情報を取得しないことを示唆する。このため、この仮説のもとでは、企業のインフレ予想は、平均的にみると、過去の予想にも影響を受けるようになる。

もっとも、情報を更新できた企業は、式 (5)、(6) をもとに合理的に予想を形成する。これら企業のインフレ予想は、具体的には $E_t \pi_{t+h} = AB^h X_t^*$ となる (ノイズ情報仮説とは異なり、ここでは X_t^* は直接観察可能であることに注意されたい)。つまり、これら企業のインフレ予想は、マクロ経済変数の情報 (X_t^*) のみを用いて形成される。

²⁵ Mankiw and Reis (2002) の粘着情報仮説の記念碑的論文では、一定割合の企業が予想を据え置くことが仮定されているが、各企業が予想を据え置くようになるメカニズム自体はモデル化されていない。Reis (2006) は、情報取得コストの存在によって企業が予想を据え置くようになることを理論的に明らかにして、Mankiw and Reis (2002) の分析を補強している。

したがって、粘着情報仮説のもとで生じる予想形成の特徴をパネル回帰分析で捉えるためには、推計式の説明変数に、インフレ予想の自己ラグと、マクロ経済変数を含める必要がある。

4-2. 分析枠組み

前小節での議論を踏まえると、ノイズ情報仮説や粘着情報仮説のもとで生じ得るインフレ予想の特徴をパネル回帰分析によって捉えるためには、回帰式の説明変数に、自己ラグ、マクロ経済変数、ミクロ・レベルの情報を捉える変数を含めるべきだといことが分かる。したがって、以下では、次式を動学的パネル回帰分析により推計することによって、ノイズ情報仮説と粘着情報仮説の妥当性を検証する。

$$\pi_{i,t}^e = \alpha_1 \pi_{i,t-1}^e + \alpha_2 \pi_{i,t-2}^e + \beta' x_{i,t-1} + \alpha_i^{FE} + T_t + \varepsilon_{i,t} \quad (11)$$

ここで、 $\pi_{i,t}^e$ は企業 i の時点 t における1年先または5年先のインフレ予想であり、 $\pi_{i,t-1}^e$ と $\pi_{i,t-2}^e$ はそのラグ項である²⁶。 $x_{i,t}$ は短観の判断項目のベクトルであり、個別企業に固有の情報のうち、時間に伴い変化するものの影響を捉える。 α_i^{FE} はクロスセクション方向の固定効果であり、これによって、個別企業に固有の情報のうち、時間を通じて不変なものの影響を捉える。また、 T_t は時間方向の固定効果であり、これによりマクロ・レベルの情報を捉える。

説明変数の判断項目としては、ベースライン・ケースの推計では、Koga et al. (2019) を参考に、企業の価格設定行動において重要と考えられる「自業界の国内需給」、「仕入価格」、「販売価格」、「雇用人員」の4つを用いる（いずれも「最近の実感」）。ただし、推計の頑健性を確認するために、これ以外の判断項目を追加した場合の推計も行う。

いずれの判断項目も、定性的な選択肢を+1、0、-1の数値に変換する。選択肢と数値の対応は表2のとおりである。いずれの変数も、景気改善あるいは緩和的な金融環境を示唆する選択肢を+1としている。景気が改善している、ないし金融環境が緩

²⁶ ノイズ情報仮説と粘着情報仮説のもとで生じ得る、「企業がインフレ予想を据え置く」という特徴を捉えるためには、ラグ項は1期のみで十分である。しかし、企業のインフレ予想の改定パターンを個票レベルで確認すると、1期前だけでなく2期前の値にも依存する傾向がみられる。推計に当たっては、こうしたデータの特徴を考慮して、2期ラグも説明変数に加えている。

和的である状況のもとでは、インフレ予想は上昇すると考えられるため、判断項目の係数はいずれも正の値になると期待される。

推計に当たっては、内生性の問題に対処するために、判断項目は全て1期ラグをとり、推計手法には Blundell and Bond (1998) が提案したシステム GMM を採用する。操作変数の組み合わせについては、Andrews and Lu (2001) が提案した J 統計量にもとづく情報量基準が最小になるものを選んでいる²⁷。サンプル期間は 2015 年第 1 四半期から 2019 年第 1 四半期である。

4-3. 推計結果

判断項目に 4 つの変数を用いたベースライン・ケースの推計結果は表 3 のとおりである。1 年先予想、5 年先予想ともに自己ラグにかかる係数は有意であり、ノイズ情報仮説および粘着情報仮説と整合的な結果になっている。

他方、判断項目については、予想年限や企業規模によって結果が異なっている。この点について、年限別に整理すると以下のとおりである。

(1) 1 年先予想

中小企業の 1 年先予想については、仕入価格、販売価格、国内需給が有意となっている²⁸。この結果はノイズ情報仮説、なかでも合理的無関心仮説の妥当性を示唆する結果である。また、推定値は期待されたとおり正の値となった。

まず、仕入価格が上昇している企業ではインフレ予想が高くなる点については、中小企業が仕入価格から自社を取り巻く物価動向を把握して、それをもとにマクロのインフレ率の先行きを予想していると解釈できる。次に、自社の販売価格が上昇している企業ではインフレ予想が高くなる点については、こうした企業は、自社が価格を引き上げられた（あるいは引き上げざるを得なかった）のだから、他社も同様に価格を

²⁷ Andrews and Lu (2001) は、クロスセクション方向のサンプル数が多い場合には、BIC が AIC よりも適切なモデルを選択する傾向があると指摘している。これを踏まえ、本稿の分析では、BIC にもとづいてモデルを選択している。

²⁸ 機械学習の手法を用いて企業のインフレ予想に影響を与える要因を分析した日本銀行調査統計局経済分析グループ (2017) も、1 年先予想には仕入価格判断、販売価格判断、資金繰り判断が影響しているとの結果を報告している。

引き上げて、マクロ・レベルでも物価が上がっていくだろうという連想を働かせていると解釈できる。さらに、国内需給が需要超過の状態にあると認識している企業でインフレ予想が高くなる点については、業界の需給がタイト化している状況においては、多くの企業が価格を引き上げるだろうと企業が予想していると解釈できる。

他方、大企業についてはいずれの判断項目も有意ではなく、中小企業と対照的な結果であることが見てとれる。この結果は、大企業が合理的無関心でないことを示唆すると解釈することもできるが、そのほかにも次の2通りの解釈があり得る。

第1の解釈は、合理的無関心仮説にもとづくものである。同仮説では、企業は情報処理能力に限界があるため、インフレ予想形成に際して、経営への影響が大きい情報に対して優先的に多くの注意を振り向ける。したがって、大企業にとってマクロ経済環境が経営に与えるインパクトが相対的に大きい場合、インフレ予想形成の際にマクロ経済環境に関する情報には大きな関心を払う一方、自社固有の情報にはさほど関心を払わない可能性がある。この解釈にもとづく、大企業については判断項目が有意にならないという結果は、合理的無関心仮説（あるいはそれを一形態として含むノイズ情報仮説）が成立していないということを必ずしも意味せず、むしろ同仮説と整合的であると言えることになる。

第2の解釈は、インフレ予想に関する組織内の意思決定コストの大きさが企業規模によって異なるというものである。Zbaracki et al. (2004) の研究から示唆されるように、大企業では、部署間の調整など組織的な意思決定にかかるコストが大きく、インフレ予想を組織として確定させるまでに時間がかかる可能性がある²⁹。そのため、短観の調査における企業の回答担当者は、組織としてのインフレ予想が確定するまでは、自社を取り巻く経営環境の変化にかかわらず、インフレ予想の回答値を据え置かざるを得ない可能性がある³⁰。他方、中小企業については、意思決定コストが大企業に比べて小さく、短期間で組織としてのインフレ予想を変更できるため、経営環境の変化を

²⁹ Zbaracki et al. (2004) は、米国のある大企業を対象に調査を行い、情報の取得や予想の改定にかかるコスト（情報収集、意思決定、内部コミュニケーションにかかるコストの合計）は純利益の4.6%に上る、との結果を報告している。

³⁰ 脚注5で述べたとおり、1年先予想の大企業の回答率は76%と、中堅企業の87%、中小企業の89%に比べて低い（2019年3月時点）。また、図5に示したとおり、予想の改定頻度も大企業の方が中小企業よりも低い。これらの点も、企業規模が大きくなるほど意思決定コストが大きくなることを反映している可能性がある。

踏まえつつ（判断項目と連動する形で）、インフレ予想の回答値を変更している可能性がある。

（２）５年先予想

５年先予想については、大企業・中小企業ともに、判断項目にかかる係数が有意ではない³¹。この結果は、予想年限が長期になると、先行きに関する不確実性が大きいいため、企業は予想を形成するうえで、足もとの自社の経営環境に関する情報を重要視しなくなることを反映している可能性がある。ただし、第４節で述べたとおり、長期の予想については、ノイズ情報仮説が成り立つもとでも、足もとの情報の影響が小さくなる場合が生じ得る。したがって、この結果は、企業のインフレ予想形成にノイズ情報仮説が妥当しないということを必ずしも意味しない。

４－４．頑健性チェック：説明変数に用いる判断項目を増やした場合

ベースライン・ケースでは、説明変数に用いる判断項目を、企業の価格設定行動において重要と考えられる４つの項目に絞った。もっとも、企業はこれ以外の判断項目に含まれる情報も用いてインフレ予想を形成しているかもしれない。

この点について、ベースライン・ケースの推計結果の頑健性をチェックするために、全規模・全産業を対象に、説明変数の判断項目を増やした定式化を用いて推計を行った。追加した判断項目は、「業況」、「生産設備」、「資金繰り」、「貸出態度」、「借入金利」である（いずれも「最近の実感」）³²。

説明変数に用いる判断項目を増やした場合の結果は表４のとおりである。結果を見ると、１年先予想、５年先予想のいずれについても、自己ラグにかかる係数や既に採用していた判断項目にかかる係数の推計値の大きさ、およびその有意性には、顕著な変化がみられない。また、追加した判断項目にかかる係数は、いずれも有意ではないことも確認された。

³¹ 機械学習を用いた日本銀行調査統計局経済分析グループ（2017）も、長期のインフレ予想に対しては判断項目の影響が小さいとの結果を報告している。

³² 海外製商品需給判断や在庫判断など、調査対象企業が限られる判断項目は用いない。

したがって、企業がインフレ予想を形成する際に用いている情報は、ベースライン・ケースで説明変数に採用した4つの判断項目によって、概ねカバーできていると考えられる。

5. おわりに

本稿では、短観のデータを用いて、企業のインフレ予想形成メカニズムに関する3つの仮説——FIRE、ノイズ情報仮説、粘着情報仮説——の妥当性を、集計データおよび個票データを用いて実証的に検証した。

分析で得られた主な結果は、以下のとおりである。第1に、集計データを用いたパネルVARによると、企業のインフレ予想形成は、長期予想へのショックが短期予想に波及する点で、FIREと整合的である一方、インフレ率の実績値の変化が徐々に織り込まれていく傾向があるという点で、FIREと整合的ではない。第2に、集計データでみたインフレ予想の予測誤差は過去の予想改定幅と相関を持っており、全ての企業がFIREに従うとの帰無仮説は棄却される。第3に、個票データを用いた動学的パネル回帰分析の結果によると、企業のインフレ予想は、ノイズ情報仮説や粘着情報仮説が示唆するとおり、過去の自身のインフレ予想に強く依存しているほか、中小企業の短期のインフレ予想は、ノイズ情報仮説、なかでも合理的無関心仮説が示唆するとおり、自社の経営環境に関する実感の影響を受けている。以上の結果は、企業のインフレ予想には単一の理論では説明できない複雑なメカニズムが働いていることを示唆している。

企業のインフレ予想形成は単一の理論では説明できないという本稿の分析結果は、現実の企業のインフレ予想データとも整合的なマクロ経済モデルを構築するうえでの重要な示唆を与えている。マクロ経済モデルにノイズ情報仮説や粘着情報仮説などの複数の期待形成仮説をインフレ予想のデータと整合的な形で組み込んで、これらの期待形成仮説のマクロ経済のダイナミクスに対するインプリケーションを探ることは、今後の重要な研究課題である³³。

³³ この方向での最近の試みの一つとして、北村・田中（2019）が挙げられる。北村・田中（2019）は、FIREと合理的無関心、粘着情報を組み込んだ小型のマクロ経済モデルを、短観のインフレ予想の集計データを含む日本のデータを用いて推計し、いずれの期待形成仮説も日本の企業のインフレ予想形成を説明する理論として妥当するとの結果を報告している。

補論：ノイズ情報仮説のもとでのインフレ予想形成

本補論では、4-1 小節で用いたセットアップを前提に、ノイズ情報仮説のもとでのカルマン・フィルターによるマクロ経済変数 X_t^* の推計値が式 (9) で表されることを示したうえで、この推計値（およびそれを用いて形成されるインフレ予想）は、マクロ・レベルの情報だけでなくミクロ・レベルの情報にも依存することを示す。

4-1 小節で用いたセットアップを再掲すると以下のとおりである。

$$\pi_t = AX_t^* + \eta_t^\pi \quad (5)$$

$$X_t^* = BX_{t-1}^* + \eta_t^X \quad (6)$$

$$X_t = X_t^* + \varepsilon_t^X \quad (7)$$

$$Y_{i,t} = CX_t^* + \eta_{i,t}^Y \quad (8)$$

A-1. 式 (9) の導出

まず、 $\xi_{i,t} \equiv (X_t^*, \pi_t, Y_{i,t})'$ 、 $Z_{i,t} \equiv (X_t, \pi_t, Y_{i,t})'$ 、 $w_t \equiv (\varepsilon_t^X, 0, 0)'$ と定義すると、式 (5) ~ (8) は以下の状態空間表現に書き直すことができる。

$$\text{状態遷移式： } \xi_{i,t} = F\xi_{i,t-1} + v_{i,t}$$

$$\text{観測方程式： } Z_{i,t} = \xi_{i,t} + w_t$$

ただし、

$$F \equiv \begin{bmatrix} B & 0 & 0 \\ AB & 0 & 0 \\ CB & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad v_{i,t} \equiv \begin{bmatrix} I & 0 & 0 \\ A & I & 0 \\ C & 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_t^X \\ \eta_t^\pi \\ \eta_{i,t}^Y \end{bmatrix}$$

である。ここで、 η_t^X 、 η_t^π 、 $\eta_{i,t}^Y$ 、 ε_t^X は互いに無相関で、

$$\begin{bmatrix} \eta_t^X \\ \eta_t^\pi \\ \eta_{i,t}^Y \\ \varepsilon_t^X \end{bmatrix} \sim N(0, \Lambda), \quad \Lambda \equiv \begin{bmatrix} \Sigma_X & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\pi^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \Sigma_Y & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \Omega \end{bmatrix}$$

と仮定すると、 $v_{i,t}$ と w_t の共分散行列は、それぞれ以下のとおりになる。

$$E[v_{i,t}v_{i,t}'] \equiv Q = \begin{bmatrix} \Sigma_X & \Sigma_X A' & \Sigma_X C' \\ A\Sigma_X & A\Sigma_X A' + \sigma_\pi^2 & A\Sigma_X C' \\ C\Sigma_X & C\Sigma_X A' & C\Sigma_X C' + \Sigma_Y \end{bmatrix}, \quad E[w_t w_t'] \equiv R = \begin{bmatrix} \Omega & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

上記の状態空間表現のもとで、カルマン・フィルターにより算出される $E_{i,t}\xi_{i,t}$ は、以下のとおりになる³⁴。

$$\begin{aligned} E_{i,t}\xi_{i,t} &= E_{i,t-1}\xi_{i,t} + \underbrace{P_{i,t|t-1}(P_{i,t|t-1} + R)^{-1}}_{\equiv G_{i,t}} (Z_{i,t} - E_{i,t-1}\xi_{i,t}) \\ &= (I - G_{i,t})E_{i,t-1}\xi_{i,t} + G_{i,t}Z_{i,t} \end{aligned} \quad (\text{A.1})$$

ただし、 $P_{i,t|t-1} \equiv E[(\xi_{i,t} - E_{i,t-1}\xi_{i,t})(\xi_{i,t} - E_{i,t-1}\xi_{i,t})']$ は $\xi_{i,t}$ の予測誤差の分散共分散行列である。

以下では表記を簡単にするため、 $E_{i,t}$ を E_t と略記し、併せて予測誤差の分散共分散行列 $P_{i,t|t-1}$ およびカルマンゲイン $G_{i,t}$ についても、企業を表す添え字 i を省略する。

式 (A.1) において、 G_t を

$$G_t \equiv P_{t|t-1}(P_{t|t-1} + R)^{-1} = \begin{bmatrix} G_t^X & G_t^\pi & G_t^Y \\ G_{21,t} & G_{22,t} & G_{23,t} \\ G_{31,t} & G_{32,t} & G_{33,t} \end{bmatrix}$$

と分割すれば、次式が得られる。

$$E_t X_t^* = G_t^X X_t + G_t^\pi \pi_t + G_t^Y Y_{i,t} + (I - G_t^X)E_{t-1}X_t^* - G_t^\pi E_{t-1}\pi_t - G_t^Y E_{t-1}Y_{i,t} \quad (\text{A.2})$$

これが本文中の式 (9) である。

A-2. マクロ・レベルとミクロ・レベルの情報への依存

以下では、式 (A.2) において G_t^X 、 G_t^π 、 G_t^Y はいずれも一般にゼロ行列でないこと、すなわち、マクロ経済変数 X_t^* の推計値 $E_t X_t^*$ は、一般に X_t 、 π_t 、 $Y_{i,t}$ に依存することを示す。

その準備として、 $\xi_{i,t}$ の予測誤差の分散共分散行列 $P_{t|t-1}$ を、 $\xi_{i,t-1}$ の推計誤差の分散共分散行列 $P_{t-1|t-1} \equiv E[(\xi_{i,t-1} - E_{t-1}\xi_{i,t-1})(\xi_{i,t-1} - E_{t-1}\xi_{i,t-1})']$ の部分行列を使って表現しておく。 $P_{t|t-1}$ は、カルマン・フィルターにおいて、次式によってアップデートされることが知られている。

$$P_{t|t-1} = F P_{t-1|t-1} F' + Q \quad (\text{A.3})$$

³⁴ カルマン・フィルターについては、例えば Hamilton (1994) を参照。

ここで $P_{t|t-1}$ と $P_{t-1|t-1}$ を

$$P_{t|t-1} \equiv \begin{bmatrix} P_{11,t-1} & P_{12,t-1} & P_{13,t-1} \\ P_{21,t-1} & P_{22,t-1} & P_{23,t-1} \\ P_{31,t-1} & P_{32,t-1} & P_{33,t-1} \end{bmatrix}, \quad P_{t-1|t-1} \equiv \begin{bmatrix} Y_{11,t-1} & Y_{12,t-1} & Y_{13,t-1} \\ Y_{21,t-1} & Y_{22,t-1} & Y_{23,t-1} \\ Y_{31,t-1} & Y_{32,t-1} & Y_{33,t-1} \end{bmatrix}$$

と分割して式 (A.3) の右辺を展開すると、 $P_{t-1|t-1}$ の部分行列による $P_{t|t-1}$ の表現が、次式のとおり得られる。

$$P_{t|t-1} = \begin{bmatrix} P_{11,t-1} & P_{12,t-1} & P_{13,t-1} \\ P_{21,t-1} & P_{22,t-1} & P_{23,t-1} \\ P_{31,t-1} & P_{32,t-1} & P_{33,t-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} BY_{11,t-1}B' + \Sigma_X & BY_{11,t-1}B'A' + \Sigma_X A' & BY_{11,t-1}B'C' + \Sigma_X C' \\ ABY_{11,t-1}B' + A\Sigma_X & ABY_{11,t-1}B'A' + A\Sigma_X A' + \sigma_\pi^2 & ABY_{11,t-1}B'C' + A\Sigma_X C' \\ CBY_{11,t-1}B' + C\Sigma_X & CBY_{11,t-1}B'A' + C\Sigma_X A' & CBY_{11,t-1}B'C' + C\Sigma_X C' + \Sigma_Y \end{bmatrix} \quad (\text{A.4})$$

(1) $P_{12,t-1} \neq 0$ かつ $P_{13,t-1} \neq 0$ であることの証明

まず最初に、式 (A.4) の表現において、 $P_{12,t-1} \neq 0$ かつ $P_{13,t-1} \neq 0$ であることを示す。式 (A.4) の (1,2) 成分に A 、(1,3) 成分に C をそれぞれ左から乗じると、

$$AP_{12,t-1} = ABY_{11,t-1}B'A' + A\Sigma_X A'$$

$$CP_{13,t-1} = CBY_{11,t-1}B'C' + C\Sigma_X C'$$

となる。ここで仮に $P_{12,t-1} = 0$ または $P_{13,t-1} = 0$ であるとする、

$$ABY_{11,t-1}B'A' = -A\Sigma_X A'$$

$$CBY_{11,t-1}B'C' = -C\Sigma_X C'$$

のいずれかが成り立つ。しかし、いずれの場合も、左辺が正定値である一方、右辺は負定値であり、矛盾が生じる³⁵。したがって、 $P_{12,t-1} \neq 0$ かつ $P_{13,t-1} \neq 0$ である。

³⁵ 厳密には次のとおり。 $ABY_{11,t-1}B'A' = -A\Sigma_X A'$ が成立すると仮定する。 $A'x \neq 0$ を満たすベクトル $x \neq 0$ を任意にとると、 $BY_{11,t-1}B'$ は非負定値なので、 $x'ABY_{11,t-1}B'A'x \geq 0$ である。一方、 Σ_X は正定値であることから、 $x'(-A\Sigma_X A')x = -(A'x)'\Sigma_X(A'x) < 0$ となり、矛盾が生じる。 $CBY_{11,t-1}B'C' = -C\Sigma_X C'$ が成り立つと仮定した場合も同様に矛盾が生じる。

(2) $P_{t|t-1}$ の部分行列を用いた G_t の表現の導出

次に、 $P_{t|t-1}$ の部分行列を用いて $G_t \equiv P_{t|t-1}(P_{t|t-1} + R)^{-1}$ を表現する。まず、この G_t の定義式は、

$$\begin{aligned} G_t &\equiv P_{t|t-1}(P_{t|t-1} + R)^{-1} = \{(P_{t|t-1} + R) - R\}(P_{t|t-1} + R)^{-1} \\ &= I - R \underbrace{(P_{t|t-1} + R)^{-1}}_{\equiv \theta_{t-1}} = I - R\theta_{t-1} \end{aligned} \quad (\text{A.5})$$

と書き直すことができる。ここで、 G_t 、 θ_{t-1} 、 $P_{t|t-1}$ を

$$\begin{aligned} G_t &= \begin{bmatrix} G_t^X & G_t^\pi & G_t^Y \\ G_{21,t} & G_{22,t} & G_{23,t} \\ G_{31,t} & G_{32,t} & G_{33,t} \end{bmatrix} \equiv \begin{bmatrix} G_t^X & \tilde{G}_{12,t} \\ \tilde{G}_{21,t} & \tilde{G}_{22,t} \end{bmatrix} \\ \theta_{t-1} &= \begin{bmatrix} \theta_{11,t-1} & \theta_{12,t-1} \\ \theta_{21,t-1} & \theta_{22,t-1} \end{bmatrix} \\ P_{t|t-1} &= \begin{bmatrix} P_{11,t-1} & P_{12,t-1} & P_{13,t-1} \\ P_{21,t-1} & P_{22,t-1} & P_{23,t-1} \\ P_{31,t-1} & P_{32,t-1} & P_{33,t-1} \end{bmatrix} \equiv \begin{bmatrix} P_{11,t-1} & \tilde{P}_{12,t-1} \\ \tilde{P}_{21,t-1} & \tilde{P}_{22,t-1} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

と分割して、式 (A.5) の G_t と θ_{t-1} にこれらを代入すると、 G_t を次式のとおり表すことができる。

$$G_t = I - \begin{bmatrix} \Omega & O \\ O & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_{11,t-1} & \theta_{12,t-1} \\ \theta_{21,t-1} & \theta_{22,t-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I - \Omega\theta_{11,t-1} & -\Omega\theta_{12,t-1} \\ O & I \end{bmatrix} \quad (\text{A.6})$$

また、 $\theta_{t-1} \equiv (P_{t|t-1} + R)^{-1}$ に 2×2 区分行列の逆行列の公式を適用すると、

$$\begin{aligned} &\begin{bmatrix} \theta_{11,t-1} & \theta_{12,t-1} \\ \theta_{21,t-1} & \theta_{22,t-1} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} (P_{11,t-1} + \Omega - \tilde{P}_{12,t-1}\tilde{P}_{22,t-1}^{-1}\tilde{P}_{21,t-1})^{-1} & -(P_{11,t-1} + \Omega)^{-1}\tilde{P}_{12,t-1}\Phi_{t-1} \\ -\Phi_{t-1}\tilde{P}_{21,t-1}(P_{11,t-1} + \Omega)^{-1} & \Phi_{t-1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (\text{A.7})$$

となる。ただし、 $\Phi_{t-1} = (\tilde{P}_{22,t-1} - \tilde{P}_{21,t-1}(P_{11,t-1} + \Omega)^{-1}\tilde{P}_{12,t-1})^{-1}$ である。

式 (A.7) の (1,1) 成分および (1,2) 成分から得られる $\theta_{11,t-1}$ 、 $\theta_{12,t-1}$ の表現を式 (A.6) に代入すると、 G_t を次式のとおりに表すことができる。

$$\begin{aligned}
G_t &= \begin{bmatrix} G_t^X & \tilde{G}_{12,t} \\ \tilde{G}_{21,t} & \tilde{G}_{22,t} \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} I - \Omega(P_{11,t-1} + \Omega - \tilde{P}_{12,t-1}\tilde{P}_{22,t-1}^{-1}\tilde{P}_{21,t-1})^{-1} & \Omega(P_{11,t-1} + \Omega)^{-1}\tilde{P}_{12,t-1}\Phi_{t-1} \\ 0 & I \end{bmatrix} \quad (\text{A.8})
\end{aligned}$$

(3) $G_t^X \neq 0$ の証明

仮に $G_t^X = 0$ であるとする、式 (A.8) の (1,1) 成分は、

$$I = \Omega(P_{11,t-1} + \Omega - \tilde{P}_{12,t-1}\tilde{P}_{22,t-1}^{-1}\tilde{P}_{21,t-1})^{-1}$$

となる。両辺に Ω^{-1} を左からかけて逆行列をとって整理すると

$$P_{11,t-1} - \tilde{P}_{12,t-1}\tilde{P}_{22,t-1}^{-1}\tilde{P}_{21,t-1} = 0$$

となり、これにブロック行列の行列式の公式を用いると、

$$|P_{t|t-1}| = |\tilde{P}_{22,t-1}| \cdot |P_{11,t-1} - \tilde{P}_{12,t-1}\tilde{P}_{22,t-1}^{-1}\tilde{P}_{21,t-1}| = 0$$

が得られ、 $P_{t|t-1}$ は非正則であることになる。しかし、 $P_{t|t-1}$ は分散共分散行列であるため、正定値行列であるから、正則でなければならない。よって、 $G_t^X \neq 0$ である。

(4) $G_t^\pi \neq 0$ 、 $G_t^Y \neq 0$ の証明

式 (A.8) の (1,2) 成分を $\tilde{P}_{12,t-1}$ について解くと、次式が得られる。

$$\begin{aligned}
\tilde{P}_{12,t-1} &= [P_{12,t-1} \quad P_{13,t-1}] \\
&= (P_{11,t-1} + \Omega)\Omega^{-1}\tilde{G}_{12,t}\Phi_{t-1}^{-1} \\
&= (P_{11,t-1} + \Omega)\Omega^{-1}[G_t^\pi \quad G_t^Y]\Phi_{t-1}^{-1}
\end{aligned}$$

ここで仮に G_t^π と G_t^Y のいずれかがゼロ行列であったとしよう。このとき、上式からは、 $G_t^\pi = 0$ の場合には $P_{12,t-1} = 0$ が、 $G_t^Y = 0$ の場合には $P_{13,t-1} = 0$ が得られる。いずれの場合も、 $P_{12,t-1} \neq 0$ かつ $P_{13,t-1} \neq 0$ であることと矛盾する。したがって、 $G_t^\pi \neq 0$ かつ $G_t^Y \neq 0$ である。

参考文献

- 奥田達志 (2018)、「ノイズ情報モデルとインフレ動学」、『金融研究』第 37 巻第 4 号、69-120.
- 開発壮平・白木紀行 (2016)、「企業のインフレ予想と賃金設定行動」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、No.16-J-7.
- 北村富行・田中雅樹 (2019)、「合理的無関心や粘着情報の企業のインフレ予想形成に対する含意 —小型マクロモデルを用いた分析—」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、No. 19-J-10.
- 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、No. 19-J-2.
- 日本銀行 (2018)、「経済・物価情勢の展望」、2018 年 7 月.
- 日本銀行調査統計局経済分析グループ (2017)、「企業のインフレ予想形成に関する新事実:Part II —機械学習アプローチ—」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、No.17-J-4.
- Andrews, D. W. K. and B. Lu (2001), "Consistent Model and Moment Selection Procedures for GMM Estimation with Application to Dynamic Panel Data Models," *Journal of Econometrics*, 101, 123-164.
- Blundell, R. and S. Bond (1998), "Initial Conditions and Moment Restrictions in Dynamic Panel Data Models," *Journal of Econometrics*, 87, 115-143.
- Boneva, L., J. Cloyne, M. Weale, and T. Wieladek (2016), "Firms' Expectations and Price-Setting: Evidence from Micro Data," Bank of England External MPC Unit Discussion Paper, No. 48.
- Coibion, O. and Y. Gorodnichenko (2015), "Information Rigidity and the Expectations Formation Process: A Simple Framework and New Facts," *American Economic Review*, 105(8), 2644-2678.
- , ———, and R. Kamdar (2018a), "The Formation of Expectations, Inflation, and the Phillips Curve," *Journal of Economic Literature*, 56(4), 1447-1491.
- , ———, and S. Kumar (2018b), "How Do Firms Form Their Expectations? New Survey Evidence," *American Economic Review*, 108(9), 2671-2713.

- Evans, G. W. and S. Honkapohja (1999), "Learning Dynamics," in *Handbook of Macroeconomics: Volume 1A*, edited by J. B. Taylor and M. Woodford, 449-542.
- and ——— (2001), *Learning and Expectations in Macroeconomics*, Princeton University Press.
- Gabaix, X. (2014), "A Sparsity-Based Model of Bounded Rationality," *Quarterly Journal of Economics*, 129 (4), 1661-1710.
- Hamilton, J. D. (1994), *Time Series Analysis*, Princeton University Press.
- Inamura, K., K. Hiyama, and K. Shiotani (2017), "Inflation Outlook and Business Conditions of Firms: Evidence from the Tankan Survey," IFC Bulletin, No. 43.
- Koga, M., K. Yoshino, and T. Sakata (2019), "Strategic Complementarity and Asymmetric Price Setting among Firms," Bank of Japan Working Paper Series, No.19-E-5.
- Kumar, S., H. Afrouzi, O. Coibion, and Y. Gorodnichenko (2015), "Inflation Targeting Does Not Anchor Inflation Expectations: Evidence from Firms in New Zealand," *Brookings Papers on Economic Activity*, 2015(2), 151-225.
- Lucas, R. E. (1972), "Expectations and the Neutrality of Money," *Journal of Economic Theory*, 4(2), 103-124.
- Maćkowiak, B. and M. Wiederholt (2009), "Optimal Sticky Prices under Rational Inattention," *American Economic Review*, 99(3), 769-803.
- Mankiw, G. N. and R. Reis (2002), "Sticky Price versus Sticky Information: A Proposal to Replace the New Keynesian Phillips Curve," *Quarterly Journal of Economics*, 117(4), 1295-1328.
- Phelps, E. S. (1970), "Introduction: The New Microeconomics in Employment and Inflation Theory," in *Microeconomic Foundations of Employment and Inflation Theory*, edited by E. S. Phelps et al.
- Reis, R. (2006), "Inattentive Producers," *Review of Economic Studies*, 73(3), 793–821.
- Richards, S. and M. Verstraete (2016), "Understanding Firm's Inflation Expectations Using the Bank of Canada's Business Outlook Survey," Bank of Canada Staff Working Paper, 2016-7.
- Sargent, T. J. (1993), *Bounded Rationality in Macroeconomics*, Oxford University Press.

- Sims, C. A. (2003), "Implications of Rational Inattention," *Journal of Monetary Economics*, 50(3), 665-690.
- Uno, Y., S. Naganuma, and N. Hara (2018), "New Facts about Firms' Inflation Expectations: Simple Tests for a Sticky Information Model," Bank of Japan Working Paper Series, No.18-E-14.
- Woodford, M. (2003), "Imperfect Common Knowledge and the Effects of Monetary Policy," in P. Aghion, R. Frydman, J. Stiglitz and M. Woodford, eds. *Knowledge, Information, and Expectations in Modern Macroeconomics: In Honor of Edmund S. Phelps*, Princeton University Press.
- Wooldridge, J. M. (2010), *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data 2nd Edition*, The MIT Press.
- Zbaracki, M. J., M. Ritson, D. Levy, S. Dutta, and M. Bergen (2004), "Managerial and Customer Costs of Price Adjustment: Direct Evidence from Industrial Markets," *Review of Economics and Statistics*, 86(2), 514-533.

表 1 : F I R E の検定

(1) 規模別・業種別の推計

	全規模 全産業	規模別			業種別		
		大企業	中堅企業	中小企業	製造業 (素材業種)	製造業 (加工業種)	非製造業
β	3.28 ** (1.41)	4.28 ** (1.93)	3.14 * (1.47)	2.99 ** (1.27)	3.17 ** (1.37)	2.85 ** (1.16)	3.16 * (1.50)
修正R ²	0.10	0.10	0.07	0.10	0.17	0.08	0.07
観測数	13	13	13	13	13	13	13
$\frac{\beta}{1+\beta}$	0.77	0.81	0.76	0.75	0.76	0.74	0.76

(注) **、*はそれぞれ、5%、10%の水準で有意であることを表す。
 ()内は標準誤差 (Newey-West の手法で系列相関の影響を調整済み)。

(2) パネル推計

上記3業種×3規模の パネルデータ	
β	2.74 *** (0.10)
修正R ²	0.19
観測数	117
$\frac{\beta}{1+\beta}$	0.73

(注) 1. ***は1%の水準で有意であることを表す。
 ()内は標準誤差 (Newey-West の手法で系列相関の影響を調整済み)。
 2. 誤差項間のクロスセクション方向の相関を許容するために、
 General FGLS の手法を用いた。

表 2 : 判断項目と数値の対応関係

	+ 1	0	- 1
仕入価格	上昇	もちあい	下落
販売価格	上昇	もちあい	下落
自業界の国内需給	需要超過	ほぼ均衡	供給超過
雇用人員	不足	適正	過剰
業況	良い	さほど良くない	悪い
生産・営業用設備	不足	適正	過剰
資金繰り	楽である	さほど苦しくない	苦しい
金融機関の貸出態度	緩い	さほど厳しくない	厳しい
借入金利水準	低下	変わらない	上昇

(注) 仕入価格、販売価格、借入金利については、3か月前からの変化に関する評価。
それ以外は、足もとの水準に関する評価。

表3：パネル回帰分析の推計結果

(1) 1年先予想を被説明変数とした場合

	全規模		大企業		中堅企業		中小企業	
1期ラグ	0.40	***	0.45	***	0.42	***	0.41	***
	(0.04)		(0.08)		(0.07)		(0.05)	
2期ラグ	0.10	***	0.14	**	0.09		0.12	***
	(0.03)		(0.07)		(0.06)		(0.05)	
仕入価格	0.04	***	0.02		0.02		0.06	***
	(0.01)		(0.02)		(0.02)		(0.02)	
販売価格	0.03	**	0.03		0.01		0.04	**
	(0.01)		(0.02)		(0.02)		(0.02)	
国内需給	0.05	***	0.00		0.03		0.05	***
	(0.01)		(0.03)		(0.02)		(0.02)	
雇用人員	0.01		0.03		0.03	*	-0.00	
	(0.01)		(0.03)		(0.02)		(0.01)	
観測数	221,563		38,602		61,705		121,256	
企業数	9,830		1,922		2,751		5,157	
系列相関検定	0.48		0.73		0.63		0.42	
過剰識別検定	0.25		0.33		0.27		0.37	

(2) 5年先予想を被説明変数とした場合

	全規模		大企業		中堅企業		中小企業	
1期ラグ	0.36	***	0.56	***	0.27		0.30	***
	(0.07)		(0.13)		(0.23)		(0.09)	
2期ラグ	0.09		0.24	**	-0.01		0.05	
	(0.07)		(0.12)		(0.22)		(0.09)	
仕入価格	0.03		-0.06		0.08	**	0.02	
	(0.02)		(0.04)		(0.04)		(0.03)	
販売価格	0.03		0.03		0.02		0.05	
	(0.02)		(0.04)		(0.04)		(0.03)	
国内需給	0.01		-0.06		-0.01		0.03	
	(0.02)		(0.04)		(0.04)		(0.02)	
雇用人員	0.01		-0.00		0.02		0.01	
	(0.02)		(0.05)		(0.03)		(0.02)	
観測数	144,517		20,826		40,375		83,316	
企業数	9,830		1,922		2,751		5,157	
系列相関検定	0.77		0.18		0.73		0.84	
過剰識別検定	0.84		0.73		0.12		0.42	

- (注) 1. ***, **, *はそれぞれ1%、5%、10%の水準で有意であることを表す。()内は標準誤差。
 2. 系列相関検定および過剰識別検定はp値を記載。

表 4 : パネル回帰分析の結果 (判断項目を増やした場合)

	1 年先予想				5 年先予想			
	(1)		(2)		(1)		(2)	
1 期ラグ	0.40 *** (0.04)	***	0.41 *** (0.04)	***	0.36 *** (0.07)	***	0.33 *** (0.09)	***
2 期ラグ	0.10 *** (0.03)	***	0.12 *** (0.04)	***	0.09 (0.07)		0.06 (0.08)	
仕入価格	0.04 *** (0.01)	***	0.04 *** (0.01)	***	0.03 (0.02)		0.02 (0.02)	
販売価格	0.03 ** (0.01)	**	0.05 *** (0.02)	***	0.03 (0.02)		0.07 (0.02)	***
国内需給	0.05 *** (0.01)	***	0.05 *** (0.01)	***	0.01 (0.02)		0.01 (0.02)	
雇用人員	0.01 (0.01)		0.02 (0.01)		0.01 (0.02)		0.00 (0.02)	
業況			0.01 (0.01)				0.00 (0.01)	
生産設備			-0.01 (0.02)				0.01 (0.02)	
資金繰り			-0.01 (0.01)				0.02 (0.02)	
貸出態度			0.00 (0.01)				0.01 (0.02)	
借入金利			-0.01 (0.01)				-0.02 (0.02)	
観測数	221,563		201,188		144,517		132,415	
企業数	9,830		9,830		9,830		9,830	
系列相関検定	0.48		0.34		0.77		0.48	
過剰識別検定	0.25		0.11		0.84		0.25	

- (注) 1. ***, **はそれぞれ1%、5%の水準で有意であることを表す。()内は標準誤差。
 2. 系列相関検定および過剰識別検定はp値を記載。
 3. 推計対象は全規模・全産業。(1)の結果は、表3における推計値。

図 1 : 「物価全般の見通し」の設問と選択肢

【設問】

物価全般（消費者物価指数をイメージしてください）の前年比に関して、1年後、3年後、5年後はそれぞれ何%になると考えますか。貴社のイメージに最も近いものを、以下の選択肢（1～10）の中から選んで太枠内にご記入ください。なお、「イメージを持っていない」場合には、該当する理由を選択肢（11～13）の中から選んで太枠内にご記入ください。

注：消費税など制度の変更の影響を除いてご回答ください。

【選択肢】

- | | | |
|----|----------|-----------------|
| 1 | + 6%程度以上 | (+5.5% 以上) |
| 2 | + 5%程度 | (+4.5% ~ +5.4%) |
| 3 | + 4%程度 | (+3.5% ~ +4.4%) |
| 4 | + 3%程度 | (+2.5% ~ +3.4%) |
| 5 | + 2%程度 | (+1.5% ~ +2.4%) |
| 6 | + 1%程度 | (+0.5% ~ +1.4%) |
| 7 | 0%程度 | (-0.5% ~ +0.4%) |
| 8 | - 1%程度 | (-1.5% ~ -0.6%) |
| 9 | - 2%程度 | (-2.5% ~ -1.6%) |
| 10 | - 3%程度以下 | (-2.6% 以下) |

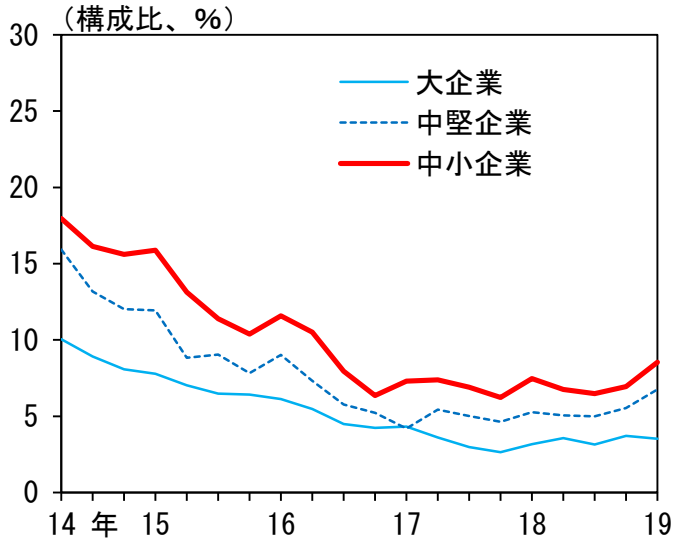
※イメージをお持ちでない場合

- 11 先行きについては不確実性が大きいから
- 12 変動したとしても経営にはほとんど影響がないため意識していないから
- 13 その他

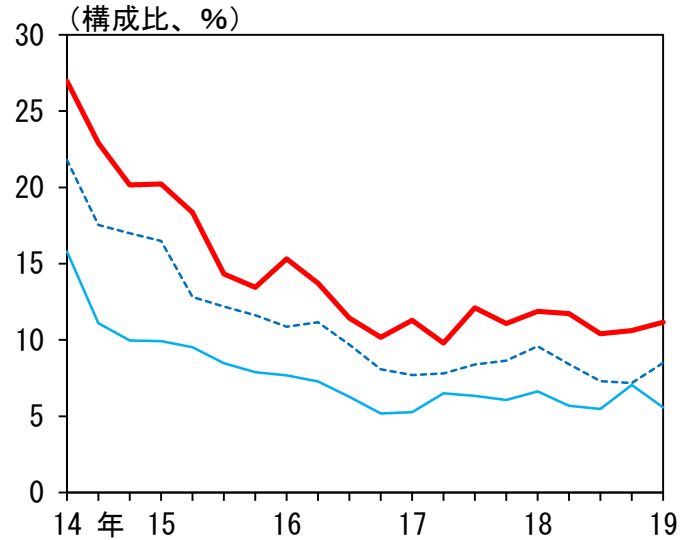
図2：インフレ予想の回答値の安定性

(1) 大幅な予想改定の割合

① 1年先予想



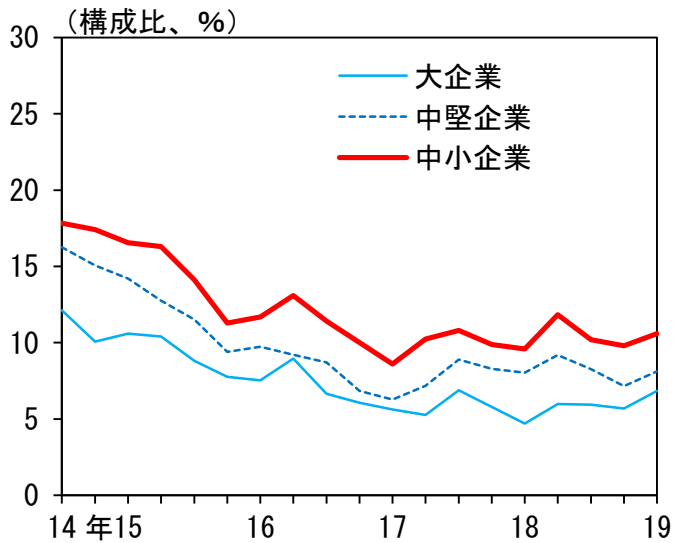
② 5年先予想



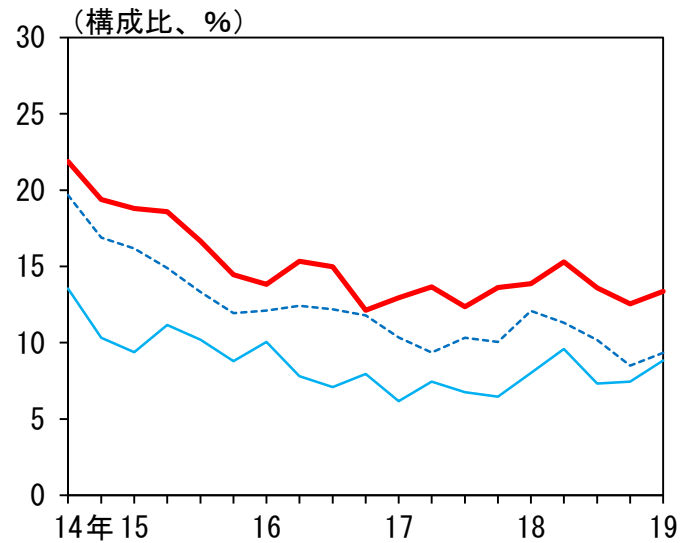
(注) 数値回答をした企業に占める、前回調査からの改定幅が±2%P以上の企業の割合。
集計対象は全産業。

(2) 不規則な予想改定の割合

① 1年先予想



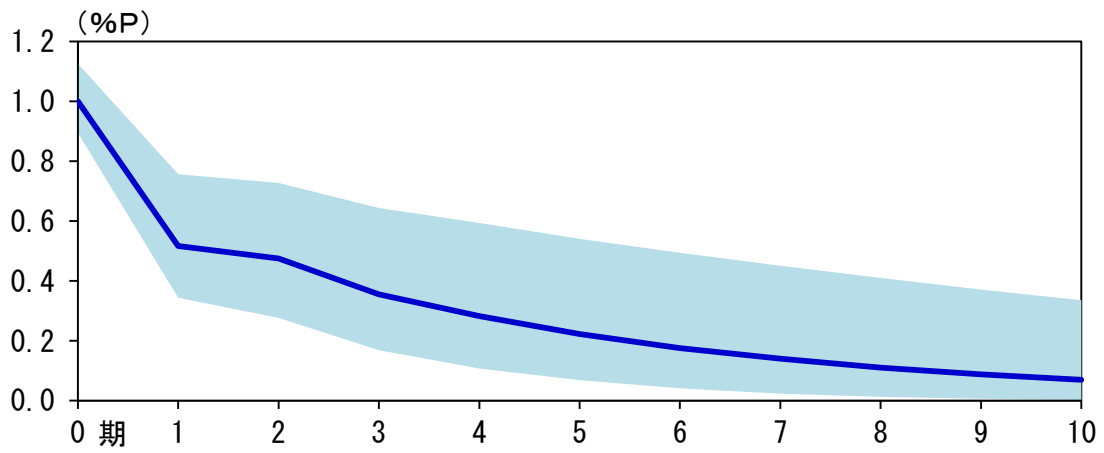
② 5年先予想



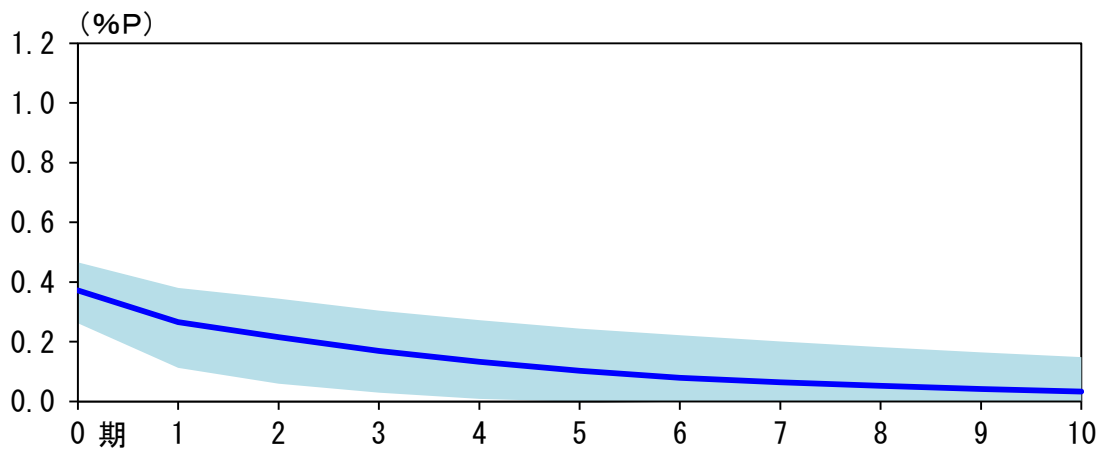
(注) 数値回答をした企業のうち、前回・今回調査でインフレ予想を逆方向に改定した企業の割合。
集計対象は全産業。

図3：5年先インフレ予想ショックに対する反応

(1) 5年先予想の反応



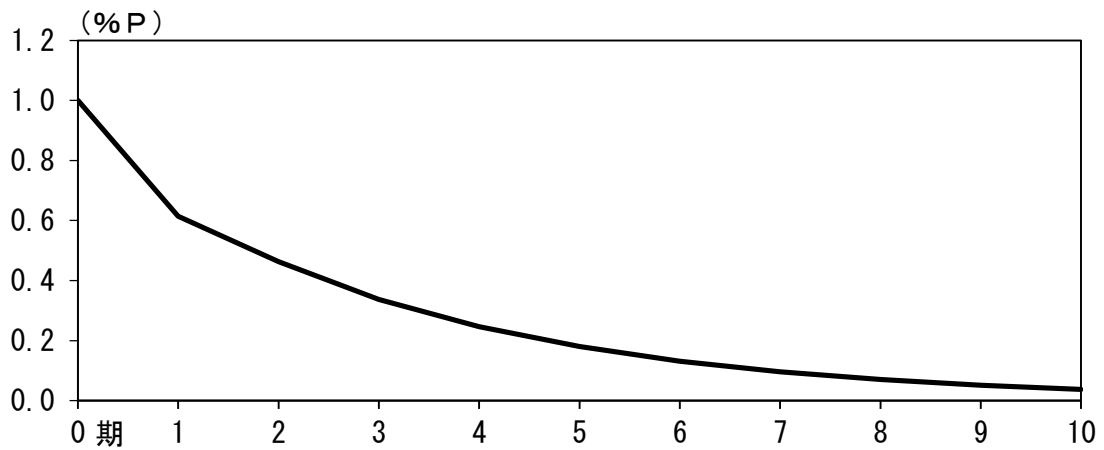
(2) 1年先予想の反応



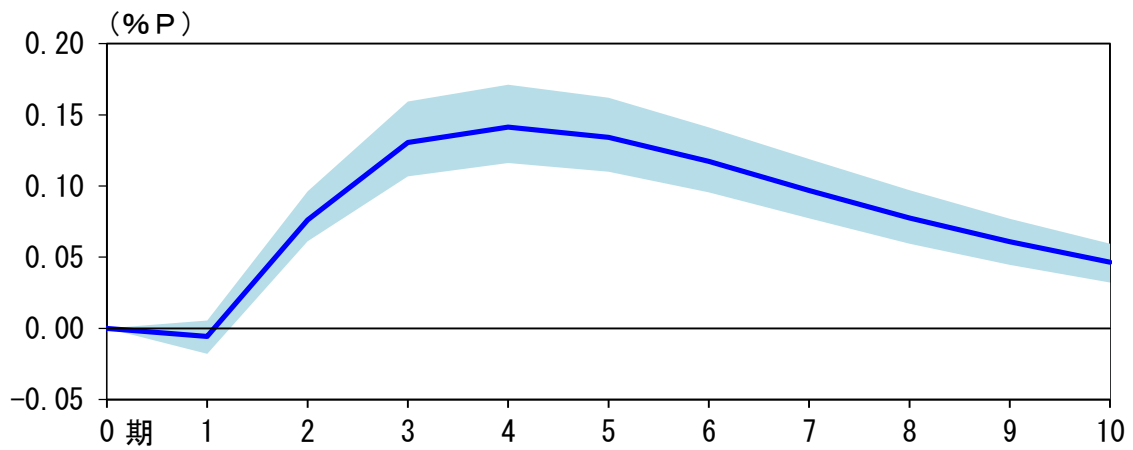
(注) シャドーはブートストラップ法 (cross-sectional resampling) により算出した5~95%バンド、実線は中央値。ブートストラップにおけるリサンプリング回数は100回。

図4：インフレ率実績値ショックに対する反応

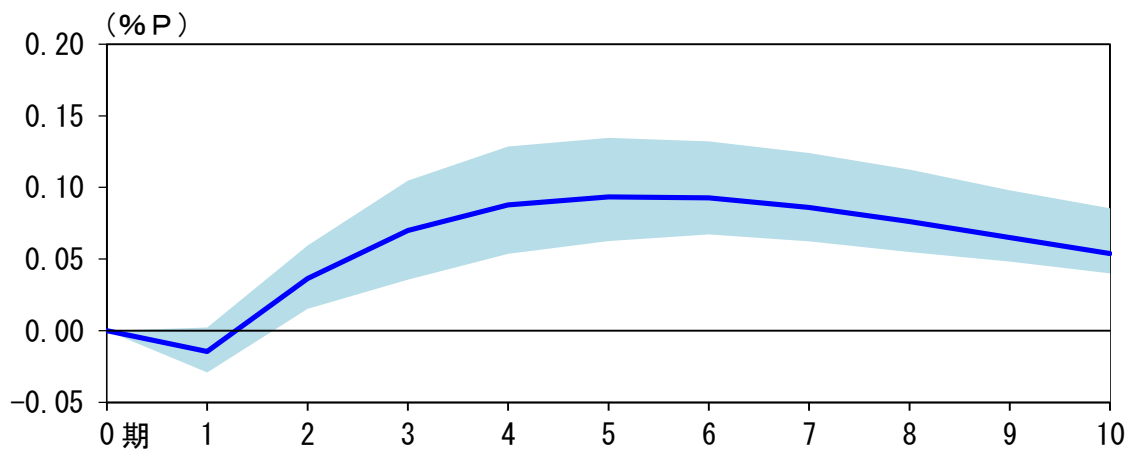
(1) インフレ率実績値の反応



(2) 1年先予想の反応



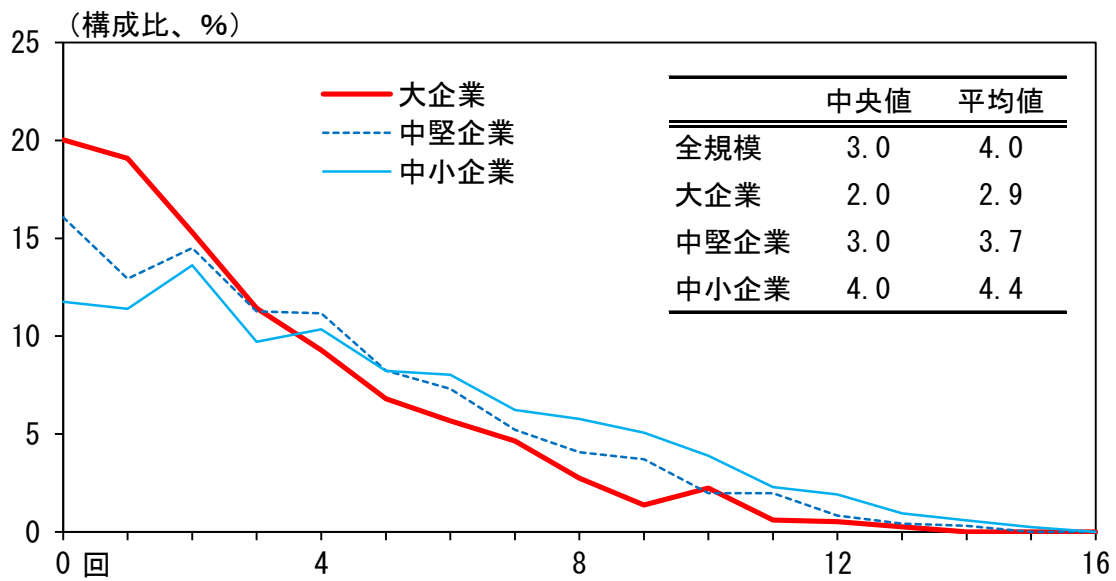
(3) 5年先予想の反応



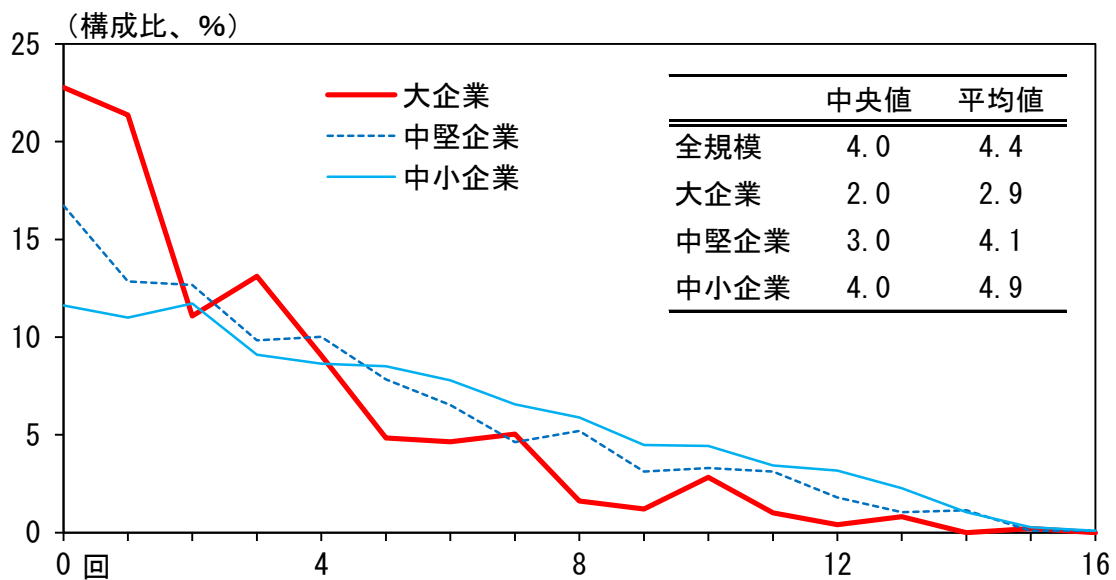
(注) シャドーはブートストラップ法 (cross-sectional resampling) により算出した5~95%バンド、実線は中央値。ブートストラップにおけるリサンプリング回数は100回。

図5：インフレ予想の改定頻度

(1) 1年先予想



(2) 5年先予想



(注) 1. 集計対象は、当該期間中すべて数値で回答した企業（全産業）。
 2. 集計期間は、2015/3月～2019/3月（改定回数は最大16回）。