



日本銀行ワーキングペーパーシリーズ

景気ウォッチャー調査のテキスト分析からみた 企業の短期インフレ予想

中島上智*

jouchi.nakajima@boj.or.jp

山縣広晃*

hiroaki.yamagata@boj.or.jp

奥田達志**

tatsushi.okuda@boj.or.jp

香月信之輔***

shinnosuke.katsuki@boj.or.jp

篠原武史***

takeshi.shinohara@boj.or.jp

No.21-J-12
2021年10月

日本銀行
〒103-8660 日本郵便（株）日本橋郵便局私書箱30号

* 調査統計局

** 調査統計局（現・金融機構局）

*** 調査統計局（現・金融研究所）

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。

景気ウォッチャー調査のテキスト分析からみた 企業の短期インフレ予想*

中島上智[†]・山縣広晃[‡]・奥田達志[§]・香月信之輔[#]・篠原武史[◇]

2021年10月

【要旨】

本稿では、内閣府が実施する「景気ウォッチャー調査」の回答者のコメントから、テキスト分析の手法を用いて、物価の先行きに関する企業の声を抽出し、大高・菅(2018)によって「物価センチメント指数 (Price Sentiment Index、P S I)」として定量化された指標を紹介する。また、新型コロナウイルス感染症の拡大時における P S I の推移から明らかとなった、テキスト分析手法の留意点について対応するとともに、P S I の変動要因やマクロ経済変数との関係について定量的な分析を行う。分析の結果、P S I には、消費者物価に数か月間先行するという性質があり、物価変動に影響を与える諸要因のうち、景気循環に伴う需要要因に加えて、原材料価格や為替レートの変動などのコスト要因も捉えていることがわかった。P S I は、短期的な振れが大きいという留意点はあるが、景気に敏感な景気ウォッチャーの価格設定スタンスを捉えた月次のインフレ予想指標のひとつとして、需給ギャップや従来のインフレ予想指標、各種のヒアリング情報などと補完的に活用していくことが考えられる。

JEL 分類番号 : C53、C55、E31、E37

キーワード : インフレ予想、機械学習、テキスト分析、ビッグデータ

* 本稿の作成に当たり、青木浩介氏、神山一成氏、亀田制作氏、川本卓司氏、陣内了氏、高橋耕史氏、長野哲平氏、永幡崇氏、中村康治氏、武藤一郎氏、および日本銀行のスタッフから有益なコメントを頂いた。ただし、残された誤りは筆者らに帰する。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。

[†] 日本銀行調査統計局 (jouchi.nakajima@boj.or.jp)

[‡] 日本銀行調査統計局 (hiroaki.yamagata@boj.or.jp)

[§] 日本銀行調査統計局 (現・金融機構局、tatsushi.okuda@boj.or.jp)

[#] 日本銀行調査統計局 (現・金融研究所、shinnosuke.katsuki@boj.or.jp)

[◇] 日本銀行調査統計局 (現・金融研究所、takeshi.shinohara@boj.or.jp)

1. はじめに

インフレ予想は、マクロ経済変動に影響を与える重要な変数のひとつであり、近年、インフレ予想に関する研究は、理論面、実証面の双方で積極的に進められている。この点、家計や市場参加者のインフレ予想形成については、相応のデータの蓄積があり、研究にもかなりの進展がみられる一方、企業のインフレ予想については、相対的にデータの蓄積が乏しく、研究も進んでいない状況にある。価格設定者である企業のインフレ予想は、伝統的に、フィリップス曲線を通じて、物価変動に影響を与える重要な変数であるとみなされており、近年の研究では、予想の形成メカニズムが、家計や投資家のインフレ予想とは異なることが明らかにされつつある¹。こうした状況のもと、一部中銀では、サーベイ調査などを通じて企業のインフレ予想を捕捉したり、そのマクロ経済変動上の性質を計量経済学的に分析したりする試みが行われている²。

わが国では、企業のインフレ予想を捕捉するデータとして、日本銀行が実施する「全国企業短期経済観測調査」（短観）の販売価格判断D I（先行き）や1、3、5年先のインフレ予想があり、特に長期の時系列データの蓄積がある販売価格判断D Iは、モニタリング指標として長く活用されている。また、最近では、日本銀行のワーキングペーパーで、内閣府が実施する「景気ウォッチャー調査」の回答者のコメントを対象に、テキスト分析の手法を用いて、物価の先行きに関する数多くの企業の声を抽出し、これを「物価センチメント指数 (Price Sentiment Index、P S I)」として定量化した指標が提案されている（大高・菅（2018））。

P S Iには、①月次ベースでかつ翌月上旬に元データが公表されるなど速報性が高い、②2000年1月からデータが存在し、定量分析が可能となる程度の時系列の蓄積がある、③元データの回答者に、消費関連を中心に景気動向に敏感な回答者の割合が多い、④消費者物価に数か月間先行する、といった特長がある。もっとも、P S Iの詳しい変動要因や他のマクロ経済変数との関係、およびP S Iの消費者物価を予測する際の有用性について、なお明らかでない点も多い。また、2020年入り後、新型コロナウイルス感染症が拡大する中で、「新型コロナウイルス」や「Go To キャンペーン」といったこれまで使われたことのない用語の使用数が大きく増加し、P

¹ 例えば、Kumar et al. (2015)、Coibion, Gorodnichenko, and Kamdar (2018)、Coibion, Gorodnichenko, and Kumar (2018)等を参照。日本の企業のインフレ予想について分析を行った研究として、Uno et al. (2018a, b)、稲次他（2019）、北村・田中（2019）等がある。

² 米国では、アトランタ連銀が2011年に企業経営者を対象としたサーベイ調査「Federal Reserve Bank of Atlanta's Business Inflation Expectations Survey」を開始した。また、長期間実施されている企業向けのサーベイ調査としては、ニュージーランド準銀の「Survey of Expectations」（1987年に開始）、カナダ中銀の「Business Outlook Survey」（1997年に開始）がある。

S I が物価の先行きの動向を十分に捉えきれない可能性が窺われる。そこで、本稿では、従来の方法により作成されたP S I の留意点を明らかにしたうえで、それに対応してP S I の改良を試みるとともに、P S I の変動要因や他のマクロ経済変数との関係について定量的な分析を行う。

本稿の構成は以下のとおりである。第2節では、テキスト分析を用いたP S I の作成方法について解説する。また、作成されたP S I の動向を概観し、従来の方法で作成されたP S I の留意点を指摘する。第3節では、その留意点に対応してP S I の改良を行う。第4節では、P S I の変動要因や他のマクロ経済変数との関係について分析を行う。第5節は結びである。

2. テキスト分析を用いた物価センチメント指数（P S I）の構築

2-1. 景気ウォッチャー調査

景気ウォッチャー調査は、わが国の景気動向を迅速に把握するために、内閣府が2000年1月から毎月実施しているサーベイ調査である。調査対象は日本全国の2,050人であり、毎回、約1,800人の有効回答が得られている³。回答者には、企業の経営者やスーパーの店員など、景気動向を敏感に把握できると考えられる「景気ウォッチャー」が選ばれている。回答者の業種別の割合をみると、家計動向関連が約7割と大部分を占めており、残りは企業動向関連が約2割、雇用関連が約1割となっている（図1（1））。このように、消費者との距離が比較的近い業種に従事する回答者の割合が多いことが、同調査の特徴のひとつとなっている。回答者の地域別分布をみると、北海道から沖縄まで日本全国をカバーしている（図1（2））。

景気ウォッチャー調査でヘッドラインの結果として公表される系列に、景気の「現状判断D I」と「先行き判断D I」がある（図2）。これらの景況感D Iは、各回答者が景気の現状や先行きを5段階で評価した回答を元に算出される。景気の現状判断D Iは、景気変動を捉えるマクロ経済指標と相応の連動性を示すため、リアルタイムの景気判断に有用な指標とされている。

景気ウォッチャー調査のユニークな点として、景気ウォッチャーが景況感について5段階の評価を下す際に、その理由についてコメントを記入する欄があり、内閣府は、そのコメントを「景気判断理由集」として取り纏め、テキストデータにしてホームページ上で公表している（表1）。各調査回の回答者約1,800人のうち、平均

³ ただし、調査開始年（2000年）の回答者数は2001年以降に比べて大幅に少ないため、本稿の計量分析は2001年以降のデータを用いている。

的に約 1,100 人からコメントが得られている。各調査回の全コメントに含まれる単語の種類は約 3,000 個、総単語数は現状判断と先行き判断を併せて、約 10 万語に及び、一種のビッグデータといえる。以下にみるように、P S I は、テキスト分析の手法により、このビッグデータから物価動向に関する情報を抽出・定量化したものである⁴。

2-2. テキスト分析の手法

景気ウォッチャー調査のコメントには、景気判断の理由に付随して、消費者の消費スタンスや資源価格の動向など物価の動きにも言及しているものが少なからずある。P S I は、そうした物価関連コメントを、上昇方向を表すコメントと下落方向を表すコメントに振り分け、その差の変化を捉えるよう構築されている。

P S I を算出するために、各コメントを次の 4 つの「物価タイプ」に分類する。

- a. 物価の上昇を表すコメント
- b. 物価の下落を表すコメント
- c. 物価の横ばいの動きを表すコメント（上昇でも下落でもない）
- d. 物価への言及がないコメント

各調査回で 1,000 以上もあるコメントをひとつずつ読みながら、上記の分類を行う作業は膨大な時間と労力がかかるうえに、分析者の主観的な判断が影響し得る。そこで、機械学習におけるテキスト分析の手法を用いて、コメント内で使われている単語から、そのコメントの物価タイプを自動的に判別することを考える。

まず、各単語について、その単語が使われると、その単語を含むコメントが a ~ d のどのタイプになりやすいかという程度を表す、単語固有の「スコア」を推計する。そのために、最初に、2001~17 年の景気ウォッチャー調査から、1,500 個のサンプルコメントをランダムに抽出する。次に、分析者がサンプルコメントを一つ一つ読み、それぞれのコメントを a ~ d の物価タイプに分類する。この作業の過程で分析者の主観が入り込む余地があるが、これは、P S I を作成するためのテキスト分析には不可欠な手順となる。コメント内の物価変動に関する情報が曖昧と思われる場合は、当該コメントを d タイプに分類することにより、分析者の主観による影響を極力減らすよう工夫されている。なお、このサンプルコメントと分類されたタ

⁴ 景気ウォッチャー調査のテキストデータを分析した研究として、山本・松尾 (2016)、敦賀・岡崎 (2017)、山澤 (2018)、五島他 (2019)、Goshima et al. (2021)等がある。

イブは、機械学習の方法でよく用いられる「教師データ (supervised data)」と呼ばれるものにあたる。

サンプルコメントと割り振られた物価タイプから、「ナイーブベイズ分類器 (Naïve Bayes classifier)」という手法を用いて、単語スコアを推計する(図3(1))。コメントを入力して、既に割り振られた「正解」の物価タイプを当てるために最適となる単語スコアを求める。そこで重要な変数となるのが、a～dのタイプにおける単語の相対的な出現頻度である。例えば、「転嫁」という言葉が、物価下落に言及するコメント(bタイプ)より、物価上昇に言及するコメント(aタイプ)で多く使われていれば、「転嫁」のaタイプに対するスコアはbタイプに対するスコアより大きくなる⁵。単語スコアは、その単語が使われると、その単語を含むコメントが各タイプとなる確率がどの程度、上昇(低下)するかを表すものと解釈できる。

推計された単語スコアを元に、各調査回のコメントについて物価タイプの分類を行う。コメント内の単語について単語スコアを足し上げ、スコアの合計点が最も高くなるタイプを当該コメントの物価タイプとする(図3(2))。そのうえで、調査回ごとに、物価上昇を表すコメント数(aタイプ)が、物価下落を表すコメント数(bタイプ)よりも、どれくらい多いかを指数化する。具体的には、次式を「物価センチメント指数 (P S I)」と定義する。

$$P S I = \frac{(a \text{ のコメント数}) - (b \text{ のコメント数})}{(a \sim c \text{ のコメント数の和})}$$

以下では、2000～19年におけるP S Iの平均と標準偏差で正規化した値を用いる。

なお、P S Iは「現状」と「先行き」のコメントからそれぞれ作成される。本稿では、「現状」のコメントから作成されたP S Iの分析結果を報告する。「先行き」のP S Iの変動やインフレ率との関係については、「現状」のP S Iと概ね同様である。

2-3. P S Iの動向

図4(1)には、前節の方法で作成されたP S I(以下、ブロード<broad>版と呼ぶ)の推移が示されている。P S Iの推移と景気の現状判断D Iを比較すると、

⁵ 厳密には、各タイプのコメント数にも依存する。P S Iを作成する際の推計方法の詳細については、大高・菅(2018)を参照。ナイーブベイズ分類器についての一般的な解説は、例えば、Murphy(2012)を参照。

動きは明確に異なることが分かる。例えば、資源価格が高騰していた 2007～08 年頃の動きをみると、景気の現状判断 D I は収益減少懸念から低下した一方、P S I は原材料価格の上昇を反映してはつきりと上昇した。一方、2008～09 年頃は、グローバル金融危機の影響から国内外の需要が大幅に減少する中、P S I は景気の現状判断 D I と連動するかたちで大幅に低下した。このように、P S I は、景気循環に伴う需要の変動に加えて、原材料価格の変動などコスト要因にも大きく影響されることがわかる。

P S I と消費者物価（除く生鮮・エネルギー）の前年比の推移をみると、P S I がインフレ率に幾分先行しているように見える（図 4（2））。2019 年末までの先行遅行関係を時差相関係数で簡易的にみると、P S I は消費者物価のインフレ率の前年比（季節調整済）に 1 か月先行する時点の相関係数が 0.54 と最も高く、P S I がインフレ率に若干先行する傾向が確認できる。前年比でみた消費者物価と P S I の時差相関係数をみると、P S I が 7 か月先行する時点の相関係数が 0.76 と最も高くなる。

2020 年入り後、新型コロナウイルス感染症が拡大した時期に、従来の方法で作成された P S I は比較的大きく上昇しており、この時期の消費者物価と乖離した動きとなっている。この背景として、景気ウォッチャー調査のコメントの中で、「新型コロナウイルス」や「Go To キャンペーン」といった、これまでみられなかった用語が増加したことが主因と考えられる。「ウイルス」や「キャンペーン」といった単語は、過去の景気ウォッチャー調査のコメントに登場したことがあるが、新型コロナウイルス感染症とは異なった文脈で言及されている。

従来の P S I の作成方法では、「ウイルス」の単語スコアは相対的に「a タイプ（物価の上昇を表す）」のスコアが高くなっており、「新型コロナウイルス感染症」に言及するコメントの増加が、前述の P S I の上昇の一部に寄与している。また、「キャンペーン」も「a タイプ」のスコアが高く、「Go To キャンペーン」に言及するコメントの増加が、P S I には上押し要因となっている。こうした過去のデータから得られた単語スコアは、今般の新型コロナウイルス感染症拡大時の物価の状況に沿っているかどうかは定かではない。例えば、Go To トラベル事業による宿泊料の割引は、目先の消費者物価へ直接的にはマイナス方向に影響するが、過去のテキストデータから得られた「キャンペーン」の単語スコアは物価に対してプラスの影響を示唆している。

このように、これまで使われたことのない用語の使用数が大きく増加した場合、P S I は物価の先行きの動向を十分に捉えきれない可能性がある。新型コロナウイルス感染症の拡大により、P S I の作成に用いているテキスト分析の留意点が浮か

び上がってきたといえる。次節では、こうしたP S Iの留意点を補完することを目的として、P S Iの改良を試みる⁶。

3. P S Iの改良

3-1. 改良方法

P S Iを作成する際に単語スコアが付与されている単語は約3,000語ある。その中には、物価の方向感との関連が不明瞭な単語や、ある一定の時期だけ出現する単語がある。こうした単語の影響が大きい局面でのP S Iの変動は、解釈が難しいほか、物価の基調から乖離している可能性がある。

そこで、P S Iの改良にあたって、P S Iの作成に使用する単語を次の基準により厳選することにした。①2001～19年の景気ウォッチャー調査のコメントに平均して毎月5回以上出現している単語であること、②物価や経済の変動の方向感との関連が明確であると考えられる単語であること、③各月のコメントにおける単語の出現回数と実際の消費者物価との相関係数の符号が、その単語から想起される物価や経済の方向感と一致していることを基準とした。例えば、「セール」という単語は①の条件を満たすが、「キャンペーン」という単語は特定の時期にしか出現せず、条件を満たさない。また、②は多少、単語の選択にジャッジメントが必要になるが、「値上げ」という単語は、示唆される物価の方向感が明確であるのに対し、「単価」という単語は方向感が一概には定まらないと考えられる。③については、例えば「上昇」という単語の出現回数と消費者物価の相関は、正であると先験的に想定される。

こうして選ばれた単語の中から、最終的に消費者物価（前年比、除く生鮮・エネルギー）との相関係数が最も大きくなる単語の組み合わせを検討し、最終的に、20単語をベースとしたP S Iを作成した⁷。従来の方法で作成されたP S I（ブロード版）に対して、この20語で作成されたP S Iをナロー（narrow）版と呼ぶ。

3-2. 改良されたP S Iの動向

P S I（ナロー版）の動向をみると、2019年末までは、従来の方法で作成された

⁶ サンプルコメントを抽出する期間を直近まで延長してP S Iを改良することも試みたが、「新型コロナウイルス」といった新しい単語がどういった物価の方向感と結びついているか、十分な情報を得るためにはサンプル数が少なく、今後、サンプルの蓄積を待つ必要がある。

⁷ 選ばれた単語は、上昇、良い、高い、上回る、値上がり、値上げ、高騰、安定、下落、悪い、安い、低い、値下げ、低下、低迷、悪化、減少、厳しい、競争、セールである。なお、消費者物価（前年比、除く生鮮）との相関係数が最も大きくなる単語の組み合わせを検討した場合も、同じ単語が選ばれた。

PSI（ブロード版）と概ね似た動きをしていることがわかる（再掲図4（2））。2020年以降については、ブロード版が上昇している一方、ナロー版は2020年3～5月に低下した後、振れを伴いつつも2019年と同水準で推移している。PSIと消費者物価（前年比、除く生鮮・エネルギー）との先行遅行関係について、2010年1月～2020年12月の期間で最大となる時差相関係数をみると、PSI（ブロード版）は、0.75（8か月先行）であるのに対し、PSI（ナロー版）は、0.80（10か月先行）と相対的に高いことがわかる。また、消費者物価（前年比、除く生鮮）との時差相関係数でも、ブロード版は0.61（3か月先行）であるのに対し、ナロー版は0.71（3か月先行）と相対的に高い。

このように、PSI（ナロー版）は、経済や物価が新たな局面を迎え、景気ウォッチャー調査の「景気理由判断集」に、新しい単語が多く出現するようになった場合においても、消費者物価に数か月間先行する傾向が維持されやすいという点において、PSI（ブロード版）よりも優れているといえる。ただし、ベースとなる単語数を20語と少ない数に限定している分、ブロード版を作成するために使用した多くのコメントに含まれる情報を見落としている可能性もある。このように、ブロード版もナロー版も局面によって長所と短所があるため、実務上の観点からは、双方の動きを確認していくことが望ましいと考えられる。

以下の分析については、PSI（ナロー版）の性質について計量分析を行うが、PSI（ブロード版）について分析を行っても定性的には同様の結果が得られる。

4. 短期インフレ予想としてのPSI

4-1. 各種経済指標との関係

PSIと短観の各種DI（全産業・全規模ベース）の動きをみると、PSIは販売価格判断DIのほか、仕入価格判断DIや国内需給判断DIと高い相関を持っており、値上げ、値下げといった企業の価格設定行動のみならず、企業を取り巻く需要動向や仕入コストに関する企業の認識といった情報も含む指標と考えられる（図5）。PSIと短観DIの相関係数は0.8以上と高く、これらの全てのDIについて、「現状」判断DIよりも、「先行き（1四半期先）」判断DIの方が、PSIとの相関係数は若干ではあるが高い（表2（1））。このことは、PSIが企業の足もとの価格設定スタンスよりも、先行きの価格設定スタンスを捉えた「短期のインフレ予想」としての性質を備えている可能性を示唆しており、前述のPSIがインフレ率に対し若干先行する相関関係があることも整合的である。また、サンプルは少ないが、PSIは、短観の企業の1年後の物価見通しや販売価格見通しとも相応

の相関を示している（図6、表2（2））。これらの観察事実は、PSIが、物価変動に影響を及ぼすマクロ経済変数と深いつながりを持つことを示唆している。

4-2. PSIと消費者物価

PSIがインフレ率の予測に際して需給ギャップ等の他の伝統的なマクロ経済変数を補完するような、PSI独自の情報を持ち合わせているかどうかを検証する。具体的には、1四半期先のインフレ率を被説明変数とする回帰分析を用いて統計的なPSIの有意性や予測力を確認する。説明変数として、為替レートや需給ギャップといったマクロ経済変数にPSIを追加した場合、回帰式の結果がどのように変化するかを考察する。インフレ率には、消費者物価指数（CPI、総合除く生鮮・エネルギー、消費税率引き上げの影響を除く）の前年比、為替レートは、名目実効為替の前年比、需給ギャップは、日本銀行調査統計局の試算値を用いた。推計期間は、2001年1～3月から2019年10～12月までである。

回帰分析の結果をみると、まず、PSIを入れない場合、為替レートや需給ギャップの係数は、統計的に有意となる（表3）。追加的にPSIを入れると、マクロ経済変数の係数は統計的な有意性を維持する中で、PSIの係数も有意となる。また、回帰式の説明力（修正済決定係数）をみると、PSIを入れた方が幾分高くなっている。このことから、PSIは、需給ギャップや為替レートといったマクロ経済変数では説明できないインフレ率の変動について、追加的な情報を持っている可能性が窺われる。説明変数として追加的に原油価格を加えたり、為替レートの代わりに輸入価格を入れても、同様の結果が得られる。

次に、インフレ率を含むマクロ経済変数とPSIの相互関係について、ベクトル自己回帰（VAR）モデルを用いて分析する。推計には、名目実効為替レート（前期比）、需給ギャップ、PSI、CPI（総合除く生鮮・エネルギー、季調済前期比）の4変数を用いた。ショックの識別はこの変数の順のコレスキー分解による⁸。推計期間は、2001年1～3月から2019年10～12月までであり、ラグの長さは、AICをもとに2四半期とした。

⁸ 四半期内のショックの影響について、外生性がより高いと考えられる順に変数を並べている。すなわち、同じ四半期内で、為替レートに対するショックは他の全ての変数に影響を与えるほか、需給ギャップに対するショックは企業の短期インフレ予想（PSI）や実際のインフレ率（CPI）に影響し、PSIに対するショックもCPIに影響し得ると仮定している。ここで、同じ四半期内でCPIがPSIに影響を与えないと仮定しているが、CPIとPSIの順序を変更し、CPIがPSIに影響を与えると仮定しても、下記のインパルス応答の定性的な結果は変わらない。

図7は、推計されたVARモデルのインパルス応答を図示している。為替ショックや需給ギャップショックがPSIに与える影響をみると、PSIはこれらのショックに対して統計的に有意に反応する。PSIは、為替ショックに対してはほぼ同時に、需給ギャップショックに対しては3～4四半期程度のラグをもって反応しており、マクロ経済変数はPSIに統計的に有意な影響を与えることがわかる。

次に、為替レートや需給ギャップのショックの影響を取り除いた、PSI固有のショックに対するインフレ率の反応をみると、統計的に有意な影響を及ぼすことが確認できる。特に、PSI固有のショックが観察されてから、インフレ率は1～2四半期程度のラグをもって反応しており、PSIのインフレ率に対する先行性を示す結果となっている。この結果を踏まえると、PSIは、為替レートや需給ギャップなどのマクロ経済変数の変動では説明できない将来のインフレ率の変動に関する独自の情報を含んでいる可能性が示唆される。

さらに、前述の回帰式を用いて、インフレ率（総合除く生鮮・エネルギー、前年比）の予測力テストを行う。具体的には、2012年1～3月から2019年10～12月までの各四半期のインフレ率をその1四半期前までのデータを用いて予測する。1四半期先の予測については、まず、2011年10～12月までのデータを用いて、回帰式を推計し、2012年1～3月のインフレ率を予測する。次に、データに2012年1～3月を加えて、回帰式を再推計し、2012年4～6月を予測する。こうした1四半期ずつのアウト・オブ・サンプル予測を繰り返し、2019年10～12月までの予測値を作成する。予測精度については、アウト・オブ・サンプルの予測値が、実際のインフレ率をどれくらいの精度で予測できていたかを予測誤差（平均二乗誤差）で評価する。前掲表3で結果をみると、PSIを入れない場合に比べて、PSIを加えた回帰式では、予測誤差は約1割程度、小さくなることが確認される。

これらの分析から、PSIが、為替レートや需給ギャップといったマクロ経済変数に含まれていない、消費者物価の数か月ほど先までの変化に関する追加的な情報を持ち合わせていることがわかる。PSIは、景気動向に敏感な回答者の「企業の声」を用いて作成された指標であり、企業の短期インフレ予想の性質を持ち合わせている可能性が示唆される⁹。

⁹ テキスト分析をインフレ予想の分析に使用した研究として、Guzman (2011)は Google の検索数を利用して米国のインフレ予想を表す指標を提案したほか、Angelico et al. (2021)は Twitter のテキストデータを用いてイタリアのインフレ予想指標を構築した。テキスト分析を用いて消費者物価のインフレ率を予測した研究としては、Seabold and Coppola (2015)、Wei et al. (2017)、塩野 (2018)、Goshima et al. (2021)等がある。

5. おわりに

本稿では、テキスト分析の技術を用いて作成した「物価センチメント指数（P S I）」について分析を行い、P S Iが企業の「短期インフレ予想」として有用な指標であることを示す実証結果を提示した。分析から、P S Iは、物価変動に影響を与える諸要因のうち、景気循環に伴う需要要因に加えて、原材料価格や為替レートの変動などのコスト要因も捉えている可能性が示唆された。P S Iは、短期的な振れが大きいという留意点はあるが、景気に敏感な景気ウォッチャーの価格設定スタンスを捉えた月次のインフレ予想指標として、需給ギャップや従来のインフレ予想指標、各種のマイクロ情報などと補完的に活用していくことが考えられる。

【参考文献】

- 稲次春彦・北村富行・松田太一 (2019)、「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—」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、No.19-J-9.
- 大高一樹・菅和聖 (2018)、「機械学習による景気分析 —『景気ウォッチャー調査』のテキストマイニング—」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、No.18-J-8.
- 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.
- 五島圭一・高橋大志・山田哲也 (2019)、「自然言語処理による景況感ニュース指数の構築とボラティリティ予測への応用」、『金融研究』、第 38 巻第 3 号、1–41 頁.
- 塩野剛志 (2018)、「人工知能とテキスト・データを活用した数量分析」、日本銀行金融研究所ディスカッションペーパーシリーズ、No. 2018-J-9.
- 敦賀智裕・岡崎陽介 (2017)、「テキストデータを用いた金融経済分析：サーベイと景気ウォッチャー調査を用いた分析」、『統計』、2017 年 4 月号.
- 山澤成康 (2018)、「計量テキスト分析による景気判断 —コーディングルールや主成分を使った時系列分析—」、ESRI Discussion Paper Series、No. 345.
- 山本裕樹・松尾豊 (2016)、「景気ウォッチャー調査の深層学習を用いた金融レポートの指数化」、第 30 回人工知能学会全国大会.
- Angelico, Cristina, Juri Marcucci, Marcello Miccoli, and Filippo Quarta (2021). "Can we measure inflation expectations using Twitter?" Bank of Italy Working Papers, No. 1318.
- Coibion, Oliver, Yuriy Gorodnichenko, and Rupal Kamdar (2018). "The formation of expectations, inflation, and the Phillips curve," *Journal of Economic Literature*, 56(4), pp. 1447–1491.
- Coibion, Olivier, Yuriy Gorodnichenko, and Saten Kumar (2018). "How do firms form their expectations? New survey evidence," *American Economic Review*, 108(9), pp. 2671–2713.
- Goshima, Keiichi, Hiroshi Ishijima, Mototsugu Shintani, and Hiroki Yamamoto (2021). "Forecasting Japanese inflation with a news-based leading indicator of economic activities," *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 25(4), pp. 111–113.

- Guzman, Giselle (2011). “Internet search behavior as an economic forecasting tool: The case of inflation expectations,” *Journal of Economic and Social Measurement*, 36(3), pp. 119–167.
- Kumar, Saten, Hassan Afrouzi, Olivier Coibion, and Yuriy Gorodnichenko (2015). “Inflation targeting does not anchor inflation expectations: Evidence from firms in New Zealand,” *Brookings Papers on Economic Activity*, 2015(2), pp. 151–225.
- Murphy, Kevin (2012). *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*, MIT Press.
- Seabold, Skipper, and Andrea Coppola (2015). “Nowcasting prices using Google trends: An application to Central America,” Policy Research Working Paper, No. 7398, World Bank.
- Uno, Yosuke, Saori Naganuma, and Naoko Hara (2018a). “New facts about firms’ inflation expectations: Simple tests for a sticky information model,” Bank of Japan Working Paper Series, No. 18-E-14.
- (2018b), “New facts about firms’ inflation expectations: Short- versus long-term inflation expectations,” Bank of Japan Working Paper Series, No. 18-E-15.
- Wei, Yunjie, Xun Zhang, and Shouyang Wang (2017). “Can search data help forecast inflation? Evidence from a 13-country panel,” *Proceedings*, 2017 IEEE International Conference on Big Data.

表 1. 「景気ウォッチャー調査」景気判断理由集のコメント例

景気の状態判断	業種・職種	コメント
やや良くなっている	スーパー (店長)	客単価の前年割れは続いているものの、来客数の動きに回復がみられている。
変わらない	職業安定所 (職員)	求人数が前年に比べ減少傾向にあるものの、なかなか充足せず、依然として介護や建設分野では人手不足感がある。

表 2. P S I と各種経済指標の相関係数

(1) 短観の各種 D I

	現状	先行き
販売価格判断 D I	0.896	0.927
仕入価格判断 D I	0.860	0.903
需給判断 D I	0.832	0.841

(2) 短観のインフレ予想

	1年先	3年先	5年先
物価見通し	0.644	0.612	0.571
販売価格見通し	0.754	0.741	0.662

(注) P S I はナロー版。短観は全産業・全規模ベース。(1) は、2001 年 1～3 月から 2019 年 10～12 月まで。(2) は、2014 年 1～3 月から 2019 年 10～12 月まで。

表 3. 回帰分析の結果

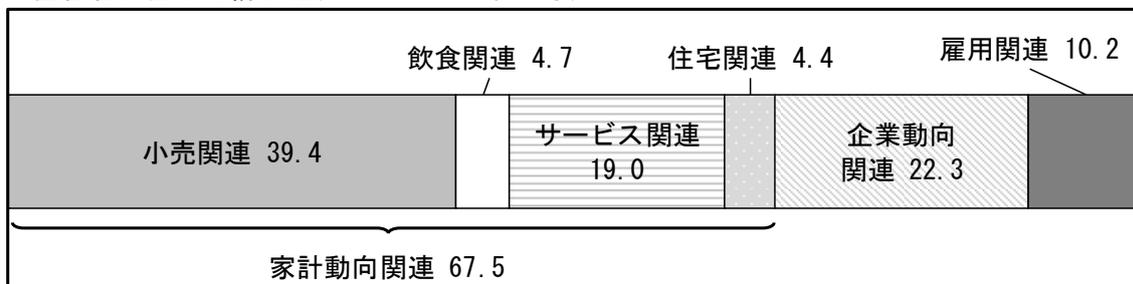
説明変数	被説明変数：C P I（1 四半期先）	
	P S I なし	P S I あり
定数項	0.046 ** (0.022)	0.016 (0.026)
C P I（今期）	0.868 *** (0.037)	0.814 *** (0.047)
需給ギャップ	0.066 *** (0.024)	0.035 * (0.020)
為替レート	-0.009 *** (0.003)	-0.007 ** (0.003)
P S I		0.099 * (0.057)
標準誤差	0.201	0.194
修正済決定係数	0.914	0.920
予測精度（R M S E）	0.177	0.162

(注) P S I はナロー版。C P I は前年比（除く生鮮・エネルギー、消費税率引き上げ・教育無償化政策の影響を除く）。為替レートは名目実効為替（前年比）。推計期間は 2001 年 1～3 月から 2019 年 10～12 月まで。括弧内は HAC 標準誤差。***、**、* は、それぞれ 1%、5%、10% 水準で有意。予測精度は、2012 年 1～3 月から 2019 年 10～12 月までの期間における Out-of-sample 予測の平均二乗誤差。

図1. 「景気ウォッチャー調査」：回答者の概要

(1) 回答者の業種

(回答者に占める構成比、2001～2020年平均、%)



(2) 回答者の地域

(回答者に占める構成比、2001～2020年平均、%)

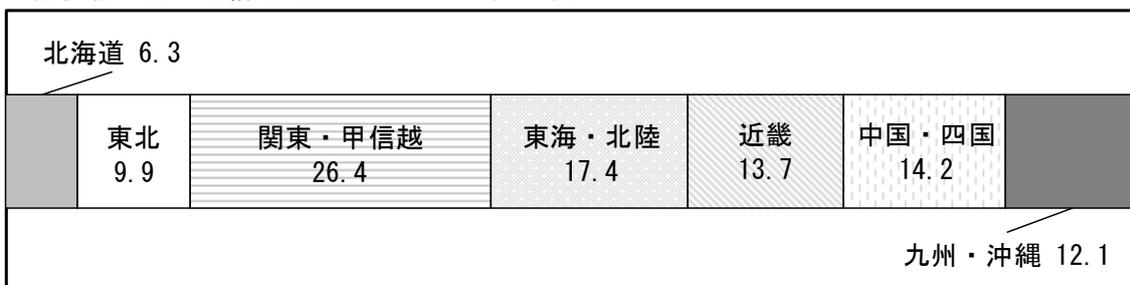


図2. 「景気ウォッチャー調査」：景気の現状・先行き判断DI

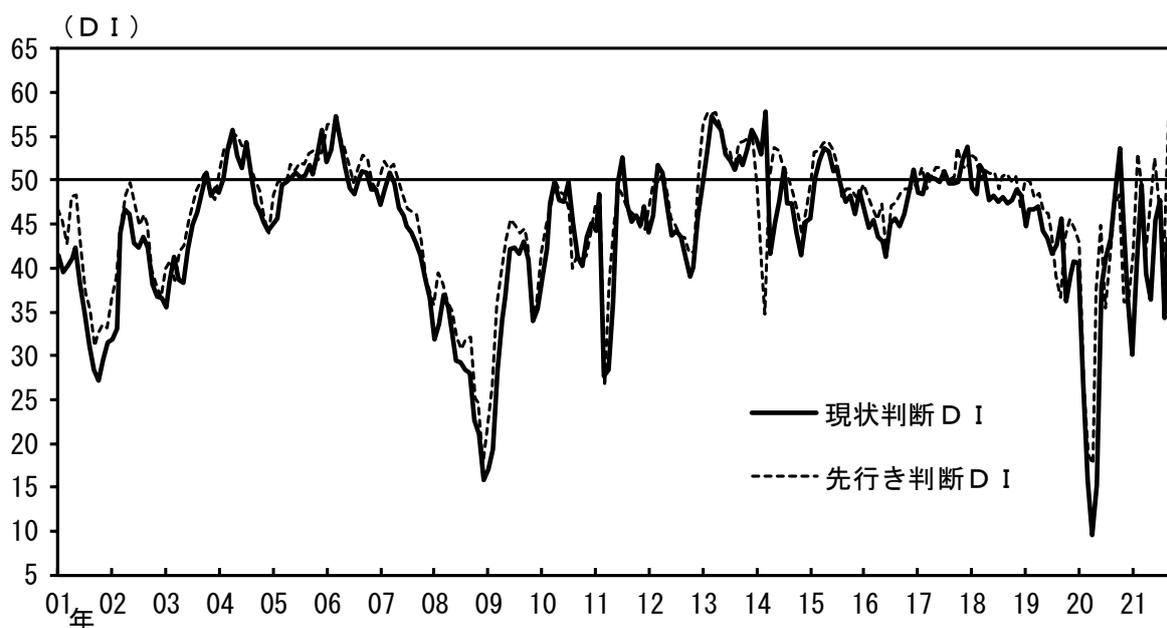


図3. PSIを作成するためのテキスト分析手法

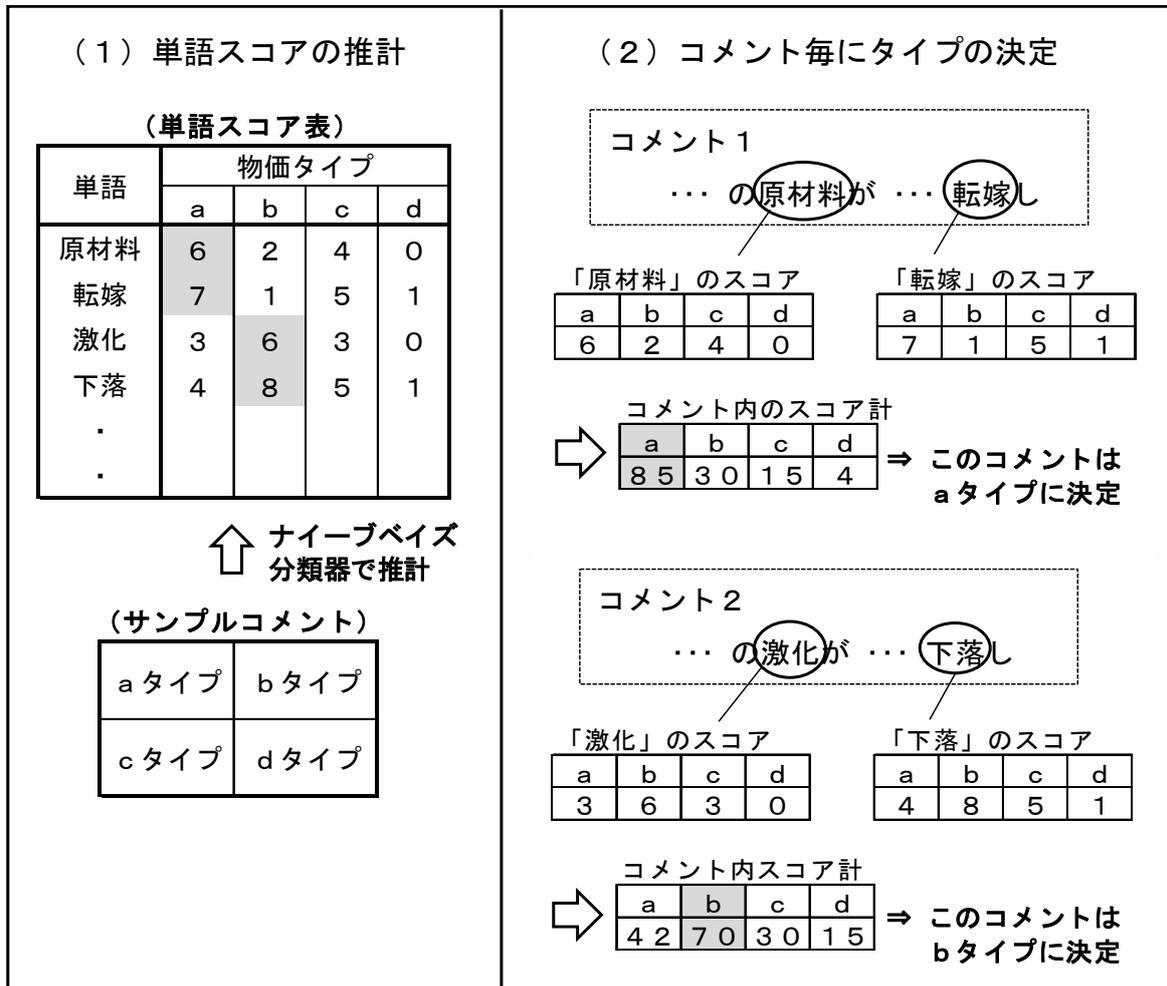
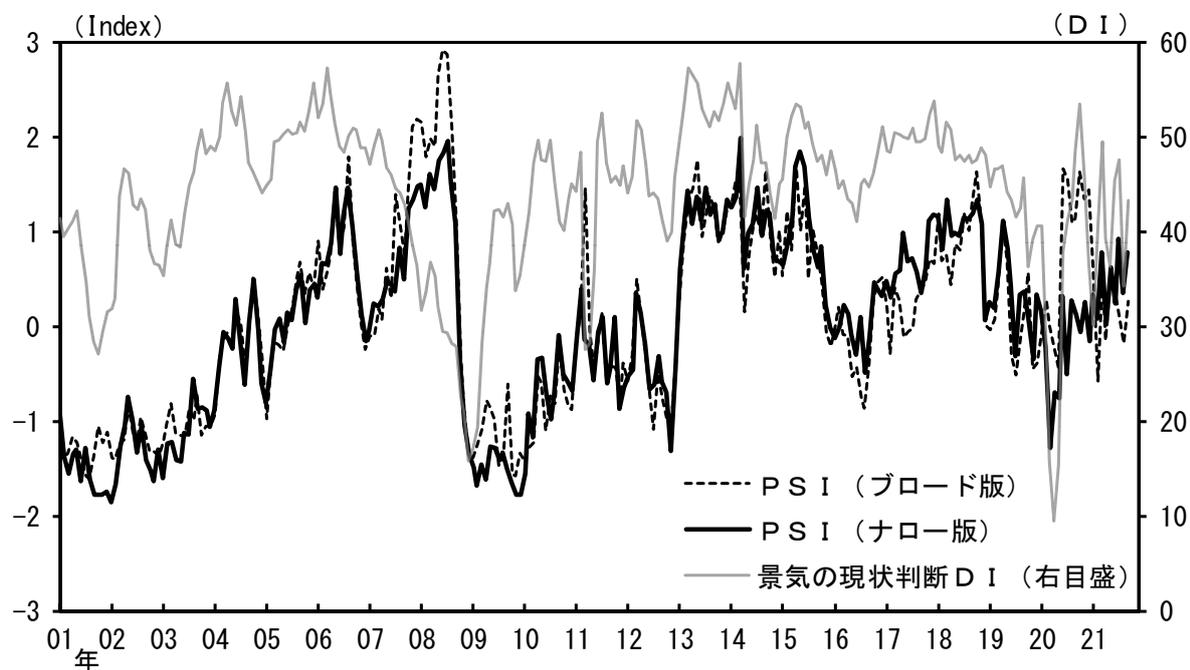
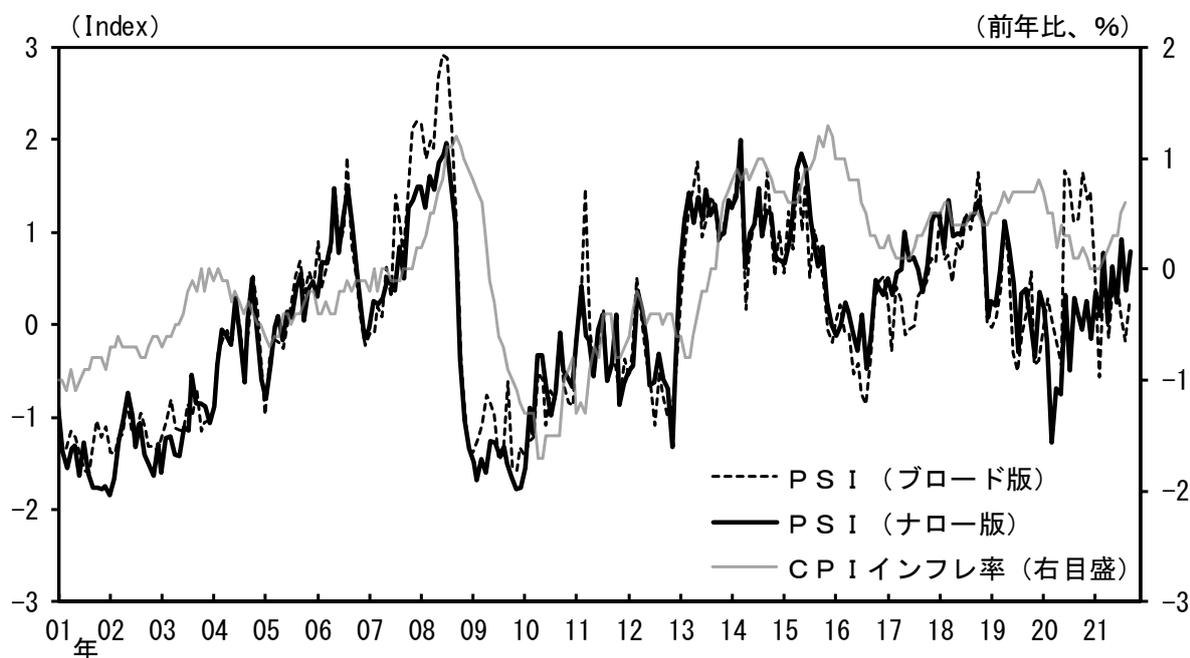


図4. 物価センチメント指数 (PSI)

(1) PSIと景気の現状判断DI



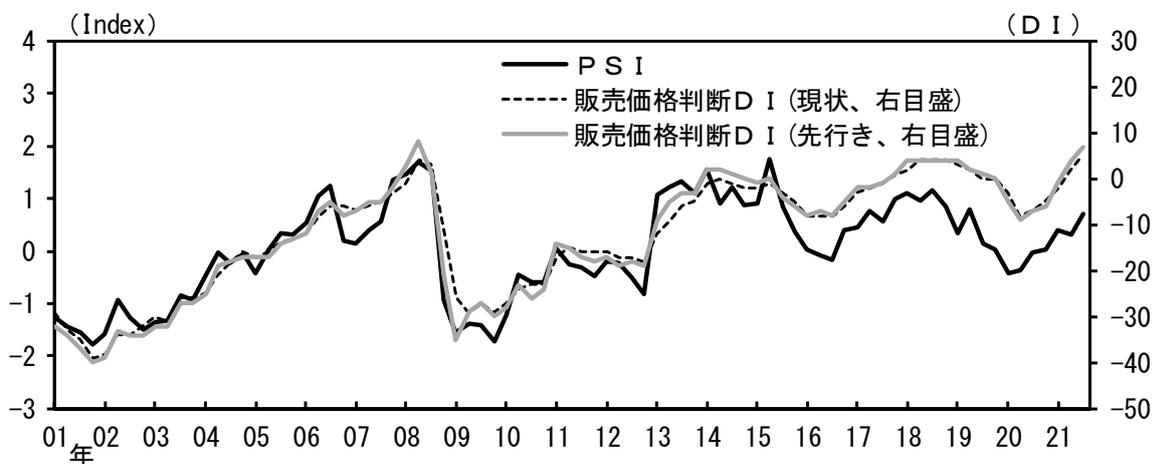
(2) PSIとCPIインフレ率



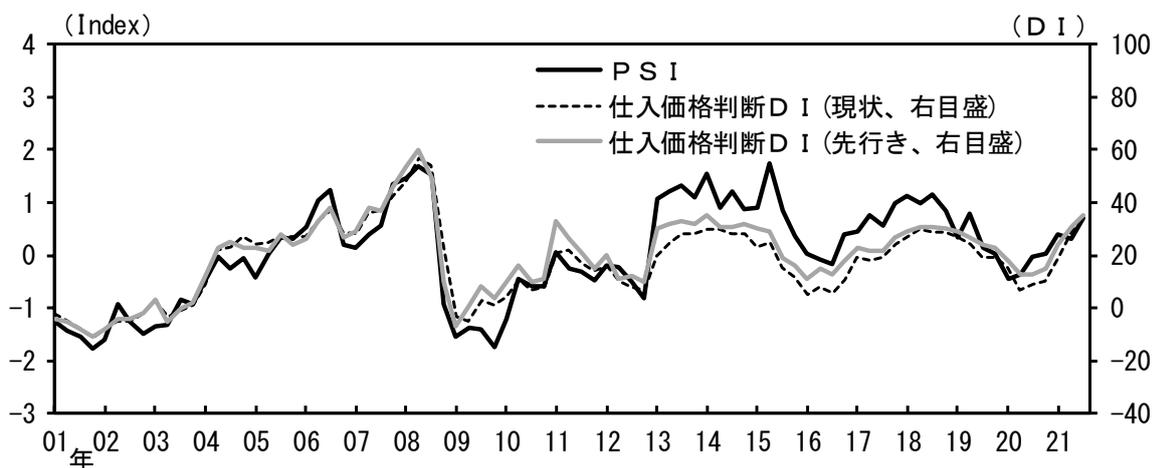
(注) PSIのブロード版は、大高・菅(2018)の方法により約3,000語の単語スコアをもとに作成。一方、ナロー版は20語の単語スコアをもとに作成。CPIインフレ率は、生鮮食品・エネルギー、消費税率引き上げ・教育無償化政策、Go To トラベル、携帯電話通信料の影響を除いた日本銀行スタッフによる試算値。

図5. P S I と短観のD I

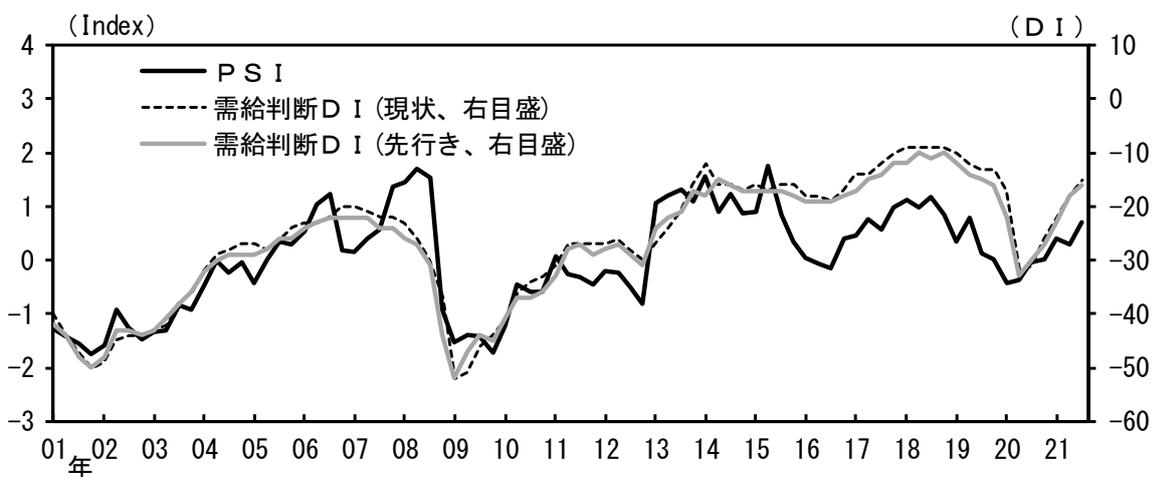
(1) P S I と販売価格判断D I



(2) P S I と仕入価格判断D I

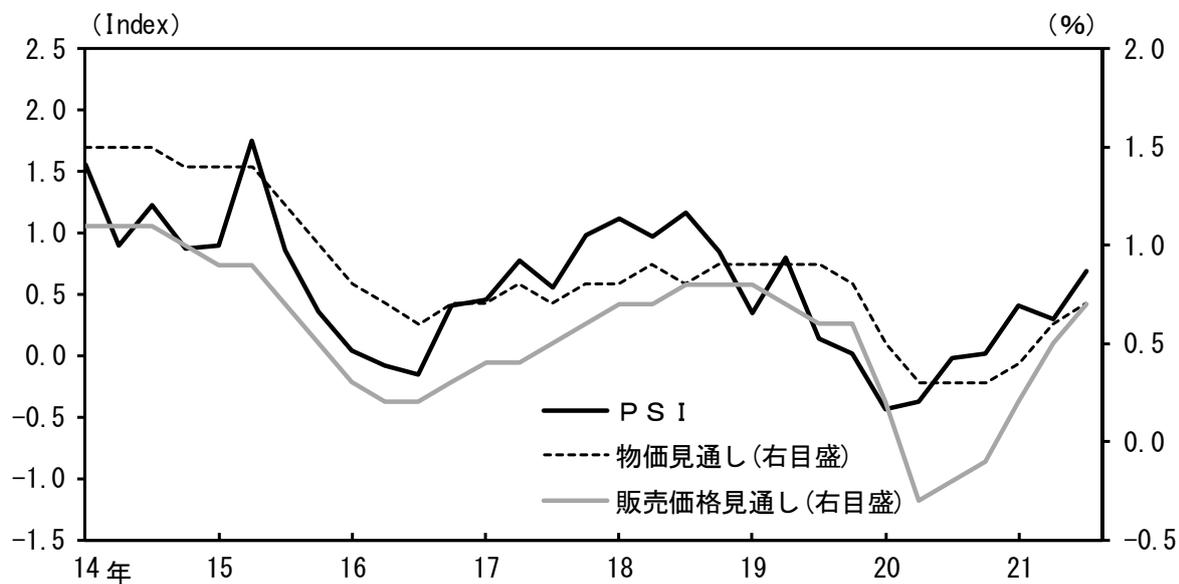


(3) P S I と需給判断D I



(注) P S I はナロー版。短観のD I は全産業・全規模ベース。

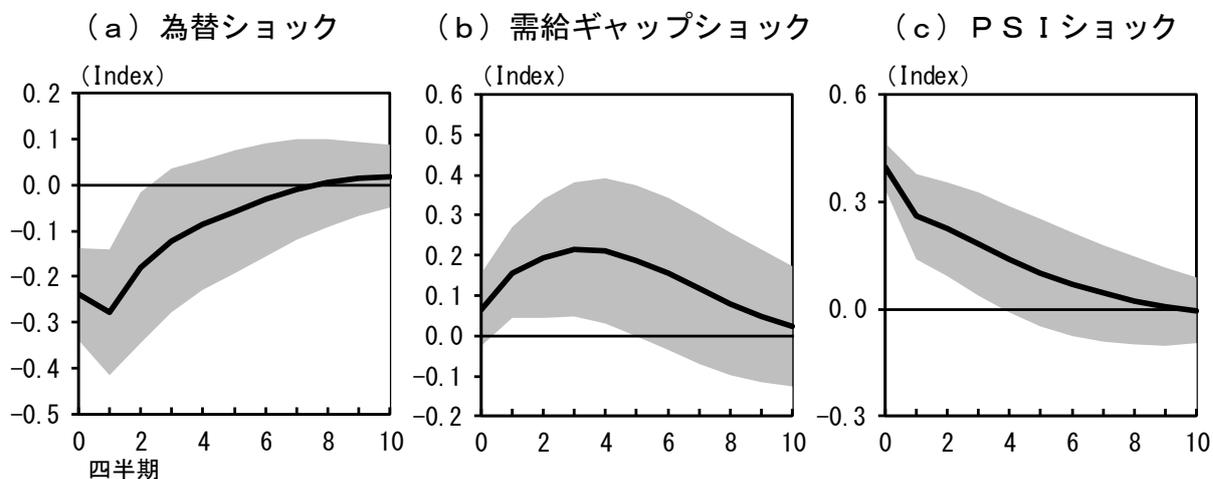
図6. P S I と企業の1年先インフレ予想（短観）



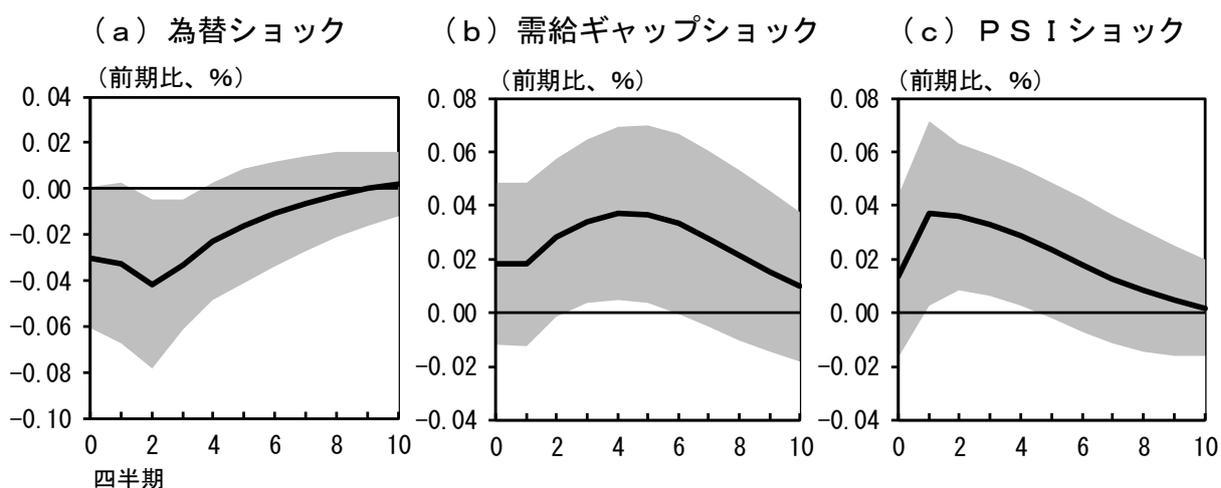
(注) P S I はナロー版。短観のインフレ予想は全産業・全規模ベース。

図7. VARモデルのインパルス応答

(1) P S I のインパルス応答



(2) インフレ率のインパルス応答



(注) P S I はナロー版。ショックの大きさは1標準偏差。シャドローは95%信頼区間。推計期間は、2001年1～3月から2019年10～12月。