

生成 AI 時代の景気判断と テキスト経済指標

～望まれる公的な経済テキストデータの 提供基盤～

AI アナリティックリサーチ室 島本 高志

要 約

景気判断では伝統的に、経済統計の数値だけでなく企業や消費者等の「生の声」が重視されてきたが、その公表は要約形式に留まるものが多く、かつ、テキスト分析による継続的で高精度な定量分析も技術的に難しかった。しかし、2010 年代末からは技術の発展に伴い、経済状況を文章で記述した「経済テキストデータ」を解析して経済指標を作成する試みが本格化してきた。足元では生成 AI の発展を受け、より低い負担と高い精度で、文章の分類や、判断理由、先行き、見通し等の抽出が可能になりつつある。

こうした指標は、①新たな問いへの応用可能性、②程度・確信度等の測定、③背景事情との接続性、④フォワードルッキングな情報の取得という利点を持ち、既存統計を補完して金融資本市場の景気判断や政策当局の迅速な対応に資する。一方、民間ビッグデータには提供停止リスクやサンプルの偏り等の課題があり、月次で多数のコメントを公開する内閣府「景気ウォッチャー調査」のような公的な経済テキストデータの基盤拡充が望まれる。

政府は、公的な経済テキストデータの提供に向けて、役割をデータ基盤の整備に絞り、指標作成は民間等に委ねつつ、まずは既存統計への自由記述欄の追加等の小規模な試行から検証を進めていくべきだと考えられる。

目 次

はじめに

1 章 景気判断で伝統的に重視されてきた「生の声」

2 章 テキスト経済指標の事例と、足元で進む生成 AI の発展

3 章 政府が公的な経済テキストデータ基盤を拡充する必要性和課題

おわりに

参考文献

はじめに

景気判断では伝統的に、経済指標の数値だけでなく、企業や消費者等の経済主体が景況感について答えたコメント等の、テキストデータが重視されてきた。経済統計は、経済活動の水準や変化を数値で捉えるが、調査から公表までには一定の時間を要する。また、数値だけでは、経済活動の変化の理由や、企業等の判断、先行きの見通しを十分に捉えにくいためである。

実際に、国内外の主要な中央銀行では、ヒアリングで得た情報や調査の自由記述式の回答を景気判断に活用してきた。民間エコノミストも報道等の定性情報を参考にしている。ただし、従来はこうしたテキストデータを継続的に高精度で処理し、定量分析することは難しかった。筆者が調べた限り、ヒアリング等で得られたテキストデータを、ほぼ原文のまま大量に公開している事例は限られる。

しかし、足元では、生成 AI の急速な発展が状況を変えつつある。企業や消費者のコメント等、こうした経済状況を文章で記述したデータ（以下、「経済テキストデータ」）から、トピック・センチメント・判断理由・将来方針・確信度等を、従来よりも高い精度かつ少ない負担で抽出できる可能性が高まりつつある。

金融資本市場関係者や政策当局者にとって、経済テキストデータから作成され、背景情報と結びつけて解釈できる「テキスト経済指標」は、景気判断や政策判断を支える有力な材料となりうる。

その材料となる経済テキストデータについては、民間のビッグデータを活用する動きもある一方で、突然の提供停止の可能性や、経済分析を目的に収集されたデータではないことに起因する偏

り等の問題もあると考えられる。他方、内閣府「景気ウォッチャー調査」のように、公的かつ速報性のあるデータは、金融資本市場にとっては金融政策の予想材料となり、政府にとっては景気の認知ラグの短縮につながる等、多くのステークホルダーにメリットがあるとみられる。

本稿では、まず 1 章で、国内外の中央銀行・政府機関が景気に関するコメントをどのように収集・公開しているかを整理し、日本の内閣府「景気ウォッチャー調査」が数少ない公開型のテキストデータであることと、現在の見直しを説明する。次に 2 章では、近年の主なテキスト経済指標の事例と、生成 AI の急速な発展がもたらした変化を紹介し、公的な経済テキストデータが持つ価値と、今後の活用可能性を論じる。そして 3 章では、政府による公的な経済テキストデータ整備の必要性和、その基盤拡充に向けた具体的なステップを議論する。

1 章 景気判断で伝統的に重視されてきた「生の声」

1. 中央銀行等は定性的な経済情報を重視するが、詳細の公開例は少ない

国内外の主要な中央銀行は、伝統的に企業へのヒアリング等を通じて景気に関するコメントを収集し、需要・価格・雇用等の変化を経済指標で確認できる前の把握を図ってきた。

例えば、日本銀行（以下、「日銀」）の「地域経済報告（以下、通称「さくらレポート」）」と、スウェーデン国立銀行（リクスバンク）による“The Riksbank’s Business Survey”は、多数の企業コメントを紹介している（図表 1-1）。日銀は企業ヒアリング等で得た情報を匿名化・整理した「企

図表 1-1 主要な経済状況に関する公的・準公的なテキスト情報

調査名	調査主体	国・地域	開始年	形式	特徴
地域経済報告 (さくらレポート)	日本銀行	日本	2005	多数 コメントを 公開	本支店の企業ヒアリング等を9地域別に集約。代表的な企業コメントを論点別に多数列挙し、四半期ごとに公表。
The Riksbank's Business Survey	スウェーデン 国立銀行 (リクスバンク)	スウェー デン	2007	多数 コメントを 公開	大企業30～50社程度への深掘り面談。報告書のタイトルや本文に回答企業の発言を引用し、定性情報と定量評価を組み合わせる。
Texas Business Outlook Surveys	ダラス連邦 準備銀行	米国	2004	一部 コメントを 公開	製造業・サービス業等を対象とする月次調査群。調査情報付きで、自由記述の回答コメントを一定数公開している。
Dallas Fed Energy Survey	ダラス連邦 準備銀行	米国	2016	一部 コメントを 公開	石油・ガス企業約200社を対象とする四半期調査。事業活動等の指数に加え、現場のコメントを企業区分付きで掲載。
Kansas City Fed Manufacturing Survey	カンザスシティ 連邦準備銀行	米国	1995	一部 コメントを 公開	製造業の生産、受注、雇用、価格等を月次で把握。定量指数とともに企業コメントを一定数掲載。開始当初は四半期調査。
Kansas City Fed Services Survey	カンザスシティ 連邦準備銀行	米国	2014	一部 コメントを 公開	小売・卸売、運輸、専門サービス等の売上、雇用、設備投資、価格を月次で把握し、企業コメントを一定数掲載。
Beige Book (地区連銀経済報告)	連邦準備制度 理事会 (FRB)	米国	1983	詳細な 要約	各地区連銀が企業・専門家等から収集した逸話的情報を、地区別・業種別に詳細に要約。1970年から内部文書として作成、1983年より一般公開。
Business cycle signals	スイス国立銀行	スイス	2017	詳細な 要約	地域担当者が毎四半期約240社と面談。業種別・論点別に集約し、詳細な景気シグナルとして公表。1907年より面談、2010年に調査手法を標準化。
Corporate Telephone Survey	欧州中央銀行 (ECB)	ユーロ圏	2007	大まかな 要約	大企業約70社の幹部と四半期ごとに面談。需要、価格、賃金、雇用等の主要メッセージをEconomic Bulletinで集約して紹介。
Agents' summary of business conditions	イングランド銀行 (BoE)	英国	1996	大まかな 要約	地域エージェントが幅広い企業・団体と継続的に接触。需要、雇用、賃金、コスト等の共通傾向を全国ベースで要約。
Business Outlook Survey	カナダ銀行	カナダ	1997	大まかな 要約	全国約100社への四半期インタビュー。需要、能力制約、雇用、価格、インフレ期待などを集計し、主要な見方を要約。
Regional Network	ノルウェー銀行	ノルウェー	2002	大まかな 要約	約400先への四半期調査。統計より早い定性・定量情報を地域・業種別に集約し、金融政策判断に活用。
Business Liaison Program	オーストラリア 準備銀行	オースト ラリア	2001	大まかな 要約	企業・業界団体と年間約900回面談する継続的なリエゾン制度。個社情報は非公開で、広範なメッセージを公表資料に反映。
Monthly Business Survey	フランス銀行	フランス	1996 (注2)	大まかな 要約	毎月約8,500社を調査。活動や価格の短期動向と、コメントのテキスト分析による不確実性指標を公表。2009～2021年のコメント50万件超からなる文書コーパスを内部保有。
Business Insights and Conditions Survey (BICS)	英国国家統計局	英国	2020	自由記述、 原則非公開	月2回の任意オンライン調査。定量・選択式が中心だが、末尾に包括的な自由記述欄があり、回答を定性分析した実績も。個別コメントは原則非公開。
KOF Business Tendency Surveys (KOF景気動向調査)	スイス連邦工科大学 KOFスイス 経済研究所	スイス	1955	自由記述、 原則非公開	EU・OECD方式と整合的な企業調査。月次・四半期等で幅広い業種を対象とし、自由回答欄を設けるが個別コメントは原則非公開。
景気ウォッチャー 調査	内閣府	日本	2000	多数 コメントを 公開	全国12地域の景気ウォッチャー約2,050人が毎月、現状・先行き判断とその理由を回答。CSV等で属性付きの景気判断理由の大半を公開。
管内経済情勢報告	財務省	日本	2000	多数 コメントを 公開	全国11地域の財務局等が企業ヒアリングや経済指標等を基に管内経済の判断をまとめ、四半期ごとに全国財務局長会議で報告。

(注1) 開始年は、現行調査または公表系列の開始年。前身・非公開の内部資料がある場合は「特徴」欄で補足。

(注2) フランス銀行の調査開始年は、Webstat (フランス銀行が提供する経済統計ポータルサイト) に収録されている製造業の月次景況感指数の開始時点。調査を構成する一部の個別系列は1987年まで遡り、サービス・建設等では系列の開始時点が異なる。

(出所) 各調査主体の公表資料より大和総研作成

業等の主な声」を地域・業種ごとに列挙している。

スウェーデン国立銀行は、企業コメントをレポートの表題や章・節等のタイトルへ引用しており、例えば 2026 年 5 月版のレポートタイトル “‘A new black swan’ that risks delaying the recovery” のように、内容を印象的に伝えている¹⁾。また、米国の中央銀行機能の一部を構成する地区連邦準備銀行も同様である。ダラス連邦準備銀行の “Texas Business Outlook Surveys” や “Dallas Fed Energy Survey”、カンザスシティ連邦準備銀行の “Kansas City Fed Manufacturing Survey” や “Kansas City Fed Services Survey” 等が、調査の自由記述欄に書かれたコメントを一定数公開している。ただし、これらの調査でも、公開されるのは一部の代表的なコメントに留まる。

また、こうしたコメントの列挙や引用を大量に行っている中央銀行も少数派とみられる。例えば、世界中の金融資本市場が注目する米国の連邦準備制度理事会（以下、「FRB」）の「ページブック」は基本的に、企業等から収集したヒアリング等の情報を要約して紹介する。ただし、地区別・業種別に詳細に要約する形をとっているため、内容は豊富である。同様に、スイス国立銀行の “Business cycle signals” も、企業コメントを業種別・論点別に詳細に再構成してから紹介している。

しかし、欧州中央銀行（以下、「ECB」）や、英国のイングランド銀行（以下、「BoE」）、カナダ銀行、ノルウェー銀行、オーストラリア準備銀行、フランス銀行等、本稿に向けて確認したその他の中央銀行の調査の大半は、企業のコメントを大ま

かに要約する程度に留まる。

中央銀行以外に目を向けてみると、日本の財務省では全国の財務局等が「管内経済情勢報告」を出しており、おおむね日銀のさくらレポートに類似している。また、前身となる調査が 2020 年に始まった英国国家统计局（ONS）の “Business Insights and Conditions Survey” は、調査末尾に包括的な自由記述欄を用意しており、実際に回答を統計的・定性的に分析した実績もある。しかし、調査の中心は定量や選択式の回答で、かつ、コメントのデータは基本的に公開されていない。

さらに、準公的調査では、スイス連邦工科大学 KOF スイス経済研究所「KOF 景気動向調査」が存在する。EU・OECD 方式に調和した調査であり、スイスの政府統計ポータルにも掲載されている。企業に自由回答を求める設問がついているが、やはりコメント自体は原則公開されていない。

これらの事例からは、各国の中央銀行や政府機関がコメント収集を重視しているとわかる一方で、公開は要約や一部抜粋に留まるものが多い。つまり、調査機関の関係者以外が収集されたコメント全体を分析することは難しく、当局内部の景気判断や政策判断の材料としては有用でも、公的データとしての再利用には制約がある。さらに、質問票型の調査では、コメントを任意の自由記述欄で収集する例が多い。ここまでに紹介した主要な中央銀行・政府機関の事例では、一部のコメントを月次または四半期で公開する調査は存在するものの、コメントを原則全件、継続的に公開する公的調査は確認できなかった。

1) ただし、日銀も公表当初から約 10 年間は詳細な要約の形をとっていた。2010 年代半ばには具体的な事例や企業の認識が盛り込まれるようになったが、なお中心は複数の声を集約した要約形式であった。現行の地域・業種・コメントを個別に出す形式となったのは、2017 年 4 月公表分からである（日本銀行「『地域経済報告（さくらレポート）』の見直しについて」2017 年 3 月 31 日）。

2. 内閣府「景気ウォッチャー調査」が持つ特徴と直近の見直しの意義

こうした中で特徴的なのが、日本の内閣府「景気ウォッチャー調査」である。

景気ウォッチャー調査は、内閣府が景気に関する状況をつかみやすい職種に就く、全国 2,050 人から景気判断を収集・集計して公開する月次調査である。具体的には、調査客体（報告者）は「家計動向、企業動向、雇用等、代表的な経済活動項目の動向を敏感に反映する現象を観察できる業種の適当な職種」の中から選定されている²。ただし、分野別構成を見ると、2026 年 9 月時点においては、家計動向関連が 1,407 人と全体の 7 割弱を占める一方で、企業動向関連は 442 人で 2 割強、雇用関連は 201 人で約 1 割にとどまっており、家計動向関連に手厚い構成となっている。さらに、企業動向関連のうち製造業の従事者は 192 人で、家計動向関連の調査客体数の 1 割台前半にとどまっている³。

景気ウォッチャー調査の特筆すべき点は、結果の指数だけではなく、調査対象者から得られた景気判断理由の大半を毎月公表していることである。そのため、高頻度かつ誰でも自由に利用できる、数少ない経済テキストデータとなっている。

景気ウォッチャー調査は、経済統計の専門家からも評価されている。例えば、日銀での実務経験を持つ肥後雅博東京大学教授は、景気判断と経済指標の教科書である肥後 [2025] において、景気ウォッチャー調査を「企業ヒアリングをする機会が限られている統計ユーザーには有益な情報」と

説明する⁴。また、2024 年 4 月の金融政策決定会合において、日銀が前月分までの最新データを利用できた主要経済指標を 5 つ紹介しており、そのうちの 1 つとして景気ウォッチャー調査を挙げている⁵。すなわち速報性に関しても優れているといえる。

こうした特徴には、景気ウォッチャー調査が海外の調査に倣ったものではなく、日本国内の経済実務家の発想から始まった独自の調査であることが影響しているとみられる。内閣府 [2019]「堺屋太一氏と『景気ウォッチャー調査』誕生秘話」では、例えば調査発足時の経済企画庁長官で「景気ウォッチャー調査」の“生みの親”とも呼ばれる堺屋太一氏が、景気動向の早期把握に強くこだわっていた様子がうかがえる。

また、速報性や「街角景気」とも呼ばれるような国民の声を聴くスタイルが地方自治体にも取り入れやすいためか、茨城県、青森県、福井県、東京都中央区等は、景気ウォッチャー調査を参考にしたとみられる類似の調査を独自に実施している。

このように、専門家から評価され、地方自治体にも類似の取り組みが広がる景気ウォッチャー調査では、現在、見直しが進められている。

2025 年に始まった景気ウォッチャー調査研究会では、テキスト分析の重要性が意識され、サンプルの拡充が検討されたほか、AI を利用して内閣府の地域課題分析レポートへテキスト分析やパネルデータ分析を追加することが提言された。内閣府 [2025] によると、2026 年 10 月からの数年間は試行調査として、追加の報告者 950 人のデー

2) 内閣府「景気ウォッチャー調査 調査の目的」、2026 年 9 月 3 日閲覧

3) 内閣府「景気ウォッチャー（調査客体）の地域別・分野別構成」、2026 年 9 月 3 日閲覧

4) 肥後 [2025]、p.223

5) 肥後 [2025]、p.119

タを収集することが予定されている。地域別・業種別サンプルの安定性が増して、指数の振れが抑制されることが期待される。加えて、量的な面だけでなく質的な面でも、近年に重要性を増した消費者向け E コマース・オンライン決済・民間職業紹介等の新しい消費やサービス領域の取り込みが提言されており、今後の経済分析に資するとみえる。

2章 テキスト経済指標の事例と、足元で進む生成 AI の発展

1. テキスト経済指標を作成する多様な試みは、2010 年代末から加速

こうした定性情報は、FRB のページブックの前身が 1970 年代に内部資料として作成され始めたように、伝統的に景気判断において重視されてきた。例えば、ページブックの地域経済活動を含む情報を人手で数量化し、米国経済全体の把握や予測への有用性を検証した Balke and Petersen [2002] のように、公的なテキスト情報を定量的な経済分析とつなげたいというアイデアも過去から存在する。

しかし、人手での定量化には膨大な時間を要するほか、判断基準の一貫性を保つことが難しいという問題があった。こうした点から、テキストをコンピュータで処理する技術である自然言語処理の使用が進められたが、文脈を踏まえて文章の意味を正確に捉えることには課題が残っていた。

状況に変化が訪れたのは、2010 年代末から 2020 年代初頭にかけてである。技術の発展でテキスト分析の精度が向上し、政策当局等による経済テキストデータからの経済指標の作成も本格化した。

まず、ヒアリングの要約や公的調査を利用したテキスト経済指標では、最近も FRB や地区連邦準備銀行から、ページブックの指数化を試みた論文が複数本出ている (Filippou et al. [2024], Du et al. [2026] 等)。特に最新の Du et al. [2026] は、FinBERT という金融テキストで追加学習された言語モデルで作成したセンチメント指数が、景気後退の予測等で有用であることを再確認した。さらに、各期に特徴的な単語の抽出 (例えば近年ならば「サプライチェーン」) 等も、経済状況の把握に有用と主張している。

また、KOF 景気動向調査の自由回答コメントについても、調査元のスイス連邦工科大学の研究者による論文の Seiler [2025] が、大規模言語モデル (Large Language Models、以下「LLM」) を用いて分析している。作成した指数は、GDP の複数の先行指標と同等かそれ以上の成果を出したうえで、特にナウキャスト (当期予測) に有用だったと結論づけている。また、こうした自由記述式の調査回答は、従来ほとんど活用されてこなかったと説明する。

日本では、日銀が内閣府の景気ウォッチャー調査を解析した事例が複数存在する。大高・菅 [2018] に始まる一連の研究 (中島ほか [2021]、井澤ほか [2024]) では、景気ウォッチャー調査の物価関連コメントについて方向感を分類することにより、物価の先行指標を作れることを示した。大和総研においても、島本・新田 [2024] では LLM を使用して同様の指数を作成し、島本 [2025] ではその物価変動要因の解析を行っている。関連学術研究では、鈴木・坂地 [2025] が同様の研究を行っているほか、Sone [2025] は、同調査のコメントから賃金動向の先行指標を構築している。

図表 2-1 テキスト情報を活用した経済指標に関する先行研究

研究	発表機関	国・地域	データ	主な手法	テーマと概要	主要な示唆
Filippou et al. [2024]	クリーブランド連邦準備銀行	米国	公的調査	FinBERT	ページブックの全国要約と12地区の記述をセンチメントに変換し、米国の景気後退を予測できるかを検証。	地区別センチメントは全国要約にない情報を含み、地区間の異質性を利用することで景気後退の予測力が高まる。
Du et al. [2026]	FRB	米国	公的調査	FinBERT、キーワード集計、トピックモデル	ページブックからセンチメントと各時期の主要トピックを抽出し、GDPのナウキャストや景気後退予測への有用性を検証。	センチメントはGDPや景気後退に追加的な説明・予測力を持つ。各期に特徴的な単語（近年なら「サプライチェーン」等）の抽出やトピック抽出も経済状況の把握に有用。
Seiler [2025]	スイス連邦工科大学 KOFスイス経済研究所	スイス	公的調査	大規模言語モデル	KOF景気動向調査における企業からの自由回答コメントを大規模言語モデルで分類し、景況感指数を作成してGDP予測力を検証。	作成した指数は従来の先行指標と同等かそれ以上の成果を示し、特に当期GDPのナウキャストで有用。
大高・菅 [2018]	日本銀行	日本	公的調査	ナイーブベイズ分類器、ランダムフォレスト	景気ウォッチャー調査のコメントから物価の方向感を表す指数を構築するとともに、物価変動に関係する特徴語を抽出。	物価センチメント指数はインフレ率の先行指標として有用であり、物価変動の背景要因の把握にもテキスト情報が役立つ。
中島ほか [2021]	日本銀行	日本	公的調査	ナイーブベイズ分類器、極性辞書	景気ウォッチャー調査のコメントから物価センチメント指数を作成し、短期インフレ予想としての性質と変動要因を分析。	同指数は消費者物価に数カ月先行し、需要要因に加えて原材料価格や為替などのコスト要因も捉える。
井澤ほか [2024]	日本銀行	日本	公的調査	機械翻訳、FinBERT、大規模言語モデル	景気ウォッチャー調査のコメントを大規模言語モデルで分析し、最近の賃金・物価動向や販売価格上昇の要因を定量化。	販売価格上昇の主因が原材料費から人件費へ徐々に移行している可能性を示し、大規模言語モデルの柔軟な経済分析への有用性を確認。
島本・新田 [2024]	大和総研	日本	公的調査	大規模言語モデル	景気ウォッチャー調査のコメントを物価上昇・下落・横ばいその他に分類し、大和物価センチメント指数を構築。	コアCPIに2カ月先行して最大0.9弱、コアコアCPIに5カ月先行して最大0.8程度の高い相関を示す。
島本 [2025]	大和総研	日本	公的調査	大規模言語モデル	大和物価センチメント指数について、物価上昇要因の分類、先行性の変化、既存の物価先行指標との比較を実施。	原材料価格や為替など外生要因が主導する局面ではコアCPIに約3カ月先行する一方、人件費など内生要因主導時には先行性が弱まる。
鈴木・坂地 [2025]	東京大学、日興アセットマネジメント、北海道大学	日本	公的調査	大規模言語モデル、FinBERT	景気ウォッチャー調査を用いて物価関連コメントを分類し、回答者や財・サービス等で細分化した物価センチメント指数を作成。	指数を対象別に細分化することで既存の物価センチメント指数を改善でき、特に消費者向け指数の有用性が高い。
Sone [2025]	コロラド大学ボルダー校	日本	公的調査	大規模言語モデル	景気ウォッチャー調査の自由回答コメントから賃金センチメント指数を作成し、日本の賃金動向に対する予測力を検証。	大規模言語モデルで作成した賃金指数は従来手法や事前学習モデルを上回り、物価以外にも自由回答から先行指標を構築できる可能性を示す。
De Bandt et al. [2023]	Banque de France	フランス	新聞	Word2Vec、SVM、LDA	フランスの新聞記事からインフレへの注目度と物価の方向性を表すインフレ認識指数を構築し、予測力を検証。	指数は実際のインフレ率や家計のインフレ予想と相関し、フィリップス曲線を用いたインフレ予測にも有用。
Kellner et al. [2026]	ECB	ユーロ圏	新聞	大規模言語モデル	フィナンシャル・タイムズ紙から、金融安定リスクの引き金になりそうな記事を抽出して「引き金の深刻度と発生確率」(SPOT) 指数を構築。	指数は過去の主要な金融ストレス局面に先行して上昇し、GDP成長率の低迷リスク (Growth-at-risk) の推計精度の改善に有用。
Aizenman et al. [2023]	FRB	米国	SNS	BERT	Twitterの投稿から実際の雇用喪失に関する投稿を分類し、日次の雇用喪失指数を作成して公的統計への予測力を検証。	作成した指数は公的な失業指標と高い相関を持ち、週次失業保険申請件数では捉えきれない追加的な予測情報を含む。
Angelico et al. [2022]	Banca d'Italia	イタリア	SNS	LDA、極性辞書	イタリア語のTwitter投稿から物価関連の話題と方向感を抽出し、日次の消費者インフレ期待指標を構築。	Twitter指標は調査・市場ベースのインフレ期待と高く相関し、調査ベースの期待を先行して予測する。
野村證券 [2017]	野村證券、経済産業省	日本	SNS等	深層学習、機械学習	Twitterやブログの投稿から景況感指数と鉱工業生産指数の週次予測値を作成。	高い速報性と大規模なサンプルを持ち、景況感指数は既存DIと高相関。鉱工業生産予測指数はIPと約0.82の相関を示す。

(出所) 各種先行研究より大和総研作成

次に、新聞報道を利用した例としては、フランス銀行の De Bandt et al. [2023] がある。従来型のテキスト分析と機械学習法を組み合わせるフランスの新聞記事を解析し、インフレへの注目度やインフレの方向性を指標化している。特に金融資本市場に示唆的なのは、中央銀行が注目するフィリップス曲線の推計への有用性が示されている点だ。また、ECB から出た論文である Kellner et al. [2026] は、フィナンシャル・タイムズ紙の記事を使用して、記事内の金融安定リスクの引き金となりかねない記述から、将来的な金融安定リスクの顕在化確率や影響の深刻度を LLM に段階評価させた「引き金の深刻度と発生確率」(SPOT) 指数を構築している。さらに、この指数が、将来の GDP 成長率が一定の確率でどの程度まで下振れするかを示す Growth-at-Risk の推計に有用であることを示している。

最後に、SNS のデータを用いた例も複数ある。例えば、FRB から出た論文である Aizenman et al. [2023] は、深層学習で Twitter (現 X) のデータを分類し、米国の雇用喪失指数を作成した。同論文では、この指数が米雇用統計等の公的な失業指標への高い予測力を持ち、代表的な雇用先行指標である週次失業保険申請件数に加えて用いることで、予測に役立つ情報を補えると主張する。

イタリア銀行から出た Angelico et al. [2022] も、Twitter (現 X) のデータから従来型のテキスト分析手法である LDA (潜在ディリクレ配分法) を用いて、インフレ関連指標の構築を試みた。その結果、作成された指標は調査ベースの消費者のインフレ期待に先行し、その予測に追加的な情

報を持つとする。

国内の例としては、過去には経済産業省の「ビッグデータを活用した新指標開発事業」における「SNS を使った初の経済指標⁶⁾」として、2017 年に野村證券が開発した「SNS × AI 鉱工業生産予測指数」が存在した⁷⁾。Twitter やブログの投稿を深層学習で解析した結果に、製造工業生産予測指数や株価・為替等の既存指標を組み合わせで作成され、2018 年 1 月～2020 年 1 月にかけて鉱工業生産指数との相関係数が 0.82 程度であった⁸⁾。

2. 生成 AI によって進むテキスト分析の負担軽減と高度化

こうしたテキスト経済指標を作成する動きは、今後さらに拡大していくと考えられる。従来のテキスト分析に存在した障壁が、生成 AI の登場で取り除かれつつあることが理由だ。

理由の 1 点目としては、「学習元」となるデータを用意する負担が軽減されることだ。例えば、文章から「この文章は景気について、プラスに評価している／マイナスに評価している／中立的である」というような景況感の判別を考える。この場合、「教師あり学習」という、誰かが教師として文章について分類を行い、文章と分類をペアにしたデータを用いて、AI を訓練しなければならなかった。

そのため、学習元がない場合は、大高・菅 [2018] のように、人間が自ら現状判断・先行き判断でそれぞれ約 1,500 件の文章判断をデータ化して、学習元データを作成する必要があるケースもあった。ゆえに、景気判断とその理由の文章がペアで

6) 経済産業省 [2017] での表現。

7) 2021 年 5 月末に更新が終了している (川村ほか [2021] 脚注 2)。

8) 指数の公表が終了しているため、トラックデータによる鉱工業生産指数の予測力を測った川村ほか [2021] にて計算されていた数値を用いた。

揃っている景気ウォッチャー調査は、それ自体を解析対象とするよりも、他のテキストの景況感を判別するための「学習元」データとして使われることが多かった。

一方で、そのような負担は生成 AI を使用すると大幅に軽減される。最も著名な生成 AI モデルの 1 つである ChatGPT の GPT とは“Generative Pre-trained Transformer”の略、つまり事前にデータで学習を済ませた生成モデルのことで、ユーザーが必ずしもデータを学習させることなく分析を始められる。

2 点目は、高精度で文脈を取り込んだ分析が可能になることだ。古典的な、単語ごとに肯定・否定等の評価を手で登録した「辞書」を用いて単語数を計上・分類する手法では、文脈の情報を取り込むことが難しかった。Mikolov et al. [2013] が提案した Word2Vec 以降は、周辺の語から単語の分散表現（単語を数値ベクトルで表す方法）を学習する手法が発展した。また、Word2Vec が単語ごとに固定のベクトルを与えるのに対し、2018 年に登場した BERT 等では、同じ単語でも文脈に応じて異なる分散表現を生成する。ただし、こうした分散表現を用いるだけでは、文章の背景や専門分野に固有の知識といった、広い意味での文脈を十分に踏まえた分析や、新語・語義の変化への適切な対応が保証されるわけではなかった。しかし、生成 AI が登場してからは、こうした文脈も含めた情報を自然に取り込んだ上での高精度な分析が可能になりつつある。新語に対応できない等の従来モデルの劣化問題も、文脈からの推測や補完等で、完全でなくても従前よりは軽減されているとみられる。

ただし、負担軽減や高度化をもたらす一方で、生成 AI に問題や弱点がないわけではない。例え

ば島本 [2026] では、商用モデルを利用した際に起こりうる、モデルの廃止による再現性の問題を指摘した。また、島本 [2024] で言及したように、公的機関では継続性や透明性の面で、従来型の単純なモデルに及ばない点が課題となりうる。

しかし、こうした問題の一部は、学習済みの重み（パラメータ）が公開されたオープンウェイトモデルの発展や、計算機の性能向上によって軽減される可能性がある。オープンウェイトモデルは、無償利用が認められたライセンスの範囲内で自前の環境で動かす場合、計算資源や運用の費用は必要となるが、サブスクリプション料金や API 利用料はかからない。一方、再現性や透明性等の課題については、引き続き検証が必要である。また、民間の実務利用では、用途によっては、モデル内部の透明性よりも実用性や迅速性が重視される場合もある。そのため、透明性に課題が残っていても、分析結果の妥当性を検証しながら生成 AI の活用が進む可能性がある。

3. 金融経済分析において経済テキストデータが持つ価値

前述の研究群を踏まえ、金融経済分析における経済テキストデータが持つ価値を整理したい。

まず、①新たな問いへの応用可能性が挙げられる。既存の統計調査は、調査の設問設計に従って数値を尋ねているため、設計対象外の状況に関する情報が保存される可能性は低い。例えば、景気ウォッチャー調査が現在のように判断理由を公開しておらず、指数のみの設問だった場合を想定するとわかりやすい。その時々々の景況感を、迅速に公開・把握することはできるが、景況感以外の分析を行うことは難しかっただろう。

しかし、実際には景気ウォッチャー調査は判断

理由を公開していたからこそ、大高・菅 [2018] や Sone [2025] 等で、物価や賃金指標の分析に使用されている。また、新聞報道や SNS データ等に至っては、経済状況の把握を目的として作られたテキストではない。つまり、当初想定していなかった問いに対しても、最先端の方法で過去のテキストを分析し、指標化できる点に強みがある。

次に、②程度・確信度・不確実性等の測定が可能である。選択式の設問では、これらを尋ねる項目をあらかじめ設けなければ、情報を取得できない。一方、テキストには、例えば、客足が緩やかに遠のいている、といった、変化の速さや程度がわかる表現が含まれることがある。また、足元の個人客向けの売上次第では、といった条件付きの表現や、来月の客足が見通せない、といった不透明感の表現、客足は戻ると思うが確信は持てない、等の回答者の確信度を示す表現も含まれる。実際の研究の例でも、Kellner et al. [2026] は、記事の内容から、特定された潜在的なショックが実現した際の経済活動や金融システムへの影響の深刻度を測定している。

続いて、③背景事情との接続性も挙げられる。例えば、経済政策が景気回復を期待させて雇用に前向きな企業が増えてきた、といったコメントからは、回答者が政策への期待を、企業の雇用姿勢が前向きになった背景として捉えていることがわかる。数値データだけでは、変動の理由や企業の対応は推測に留まる。一方、データにそれらに関する記述も含まれていれば、推測ではなく、その記述に基づいて説明できる。物価の変動でも、島本 [2025] のように、少なくとも上昇局面については、原因が為替や原材料等の外生的な変動なのか、それとも人件費等の内生的な変動なのか、一定程度区分できる。

図表 2-2 金融経済分析において経済テキストデータが持つ意義

- (1) 遡及分析における有用性
設計外の問いにも、蓄積済みテキストから指標を構築
- (2) 程度・不確実性の把握
強弱、条件、見通し、確信度を表現から測定
- (3) 背景事情との接続
数値変動の原因や企業行動を直接的に把握
- (4) 先行き情報の取得
期待や意図を捉え、値上げ・雇用・投資等を先読み

(出所) 大和総研作成

最後に、④フォワードルッキングな情報の取得も可能だろう。鉱工業生産指数のような一部指数には予測値の調査も行われているが、多くの調査にはそうした項目がない。しかし、ヒアリングのデータには、当面については同様の状況が続く見通し、や、秋が来れば客足が戻ってくるとみている、等、値上げ・雇用・投資・在庫等についての、先行きに関する情報が入っていることも多い。一定数以上の回答があれば、背景事情との接続性という意味でも、実現前の期待や意図も含めて観測可能となる。

4. テキスト経済指標が実現した場合の、利用想定と将来像

経済テキストデータを生成 AI 等で分析し、有益な経済指標を構築できた場合、どのような活用が期待されるのか考えてみたい。

まずは、背景事情と直接的に結びついていることから、経済活動に対して複数の要因が疑われる場合、どの要素が実際に変動に寄与したかについて明らかにできる可能性がある。

生産活動のテキスト経済指標を、例として考えたい。どこかの地域で戦争等が発生した一方で、銀行の貸出態度の指標が徐々に悪化している時期

に、テキスト経済指標が足元の生産の減少を示唆した状況を想定する。

この際、テキスト経済指標やその基となるコメントから、原料の調達難、運転資金の不足、需要見通しの悪化に伴う自主的な減産等、生産減の主な背景を把握できる可能性がある。また、海外での関連製品に対する規制など、これまで十分に認識されていなかった要因が浮かび上がる可能性もある。複数の要因が重なる場合も、各要因への言及割合を比較することで、回答者が挙げる背景を整理できるだろう。

こうした経済活動の変動の詳細が明確になれば、政府が採るべき対策も的確なものとなり、迅速な政策形成につながるだろう。金融資本市場にとっても、当該業種への影響等を、より精緻に見通しやすくなるとみられる。

また、フォワードルッキングな情報を取得できれば、今後の経済動向や、それに影響する期待・懸念を把握しやすくなる。

例えば、賃金動向においては春闘の動向が有力な先行指標とされるが、2024年3月19日のマイナス金利の解除に際して、日銀は、「本支店における企業からのヒアリング情報でも、幅広い企業で賃上げの動きが続いていることが窺われる」として、春闘の第1回集計結果だけでなく、当時まだ内容が公開されていなかったヒアリング情報を政策判断に利用した^{9 10}。第1回集計結果は大企業が中心で中小企業への動向を十分に捉えきれないため、それを補う情報として用いたとみられる。一方、市場参加者が中小企業への賃上げの広がりを確認できる公開データは乏しかったとみられる。

当時は金融政策の見通しに関する報道が相次ぎ、市場予想も政策変更へ傾いていた。しかし、それは必ずしも、市場参加者が、中小企業の動向を直接把握して予想を立てていたことを意味しない。つまり、こうした報道、あるいは中央銀行のガイダンスがない場合、予想しない政策変更が、市場参加者にとって不意打ちになりかねないリスクがある。

一方で、賃金・雇用の先行きに関する公的テキストデータが月次で公開されていれば、市場参加者は賃上げ意欲の変化を時系列で分析し、政策変更を予想する材料にできた可能性がある。報道や中央銀行のガイダンスに加えて判断材料が増えれば、政策変更に伴う市場の混乱を和らげることも期待される。

さらに、景気ウォッチャー調査のように、迅速にデータが公開されれば、景気の現状を早期に把握しやすくなるとみられる。特に、経済ショック時に有用だろう。例えば、鉱工業生産指数の速報値は翌月末に公表されるが、それに先立って生産動向の大勢とその背景を把握できれば、対策の必要性を早期に検討できる。これは、政策当局が経済ショックの発生を認識するまでの「認知ラグ」の短縮につながるとみられる¹¹。

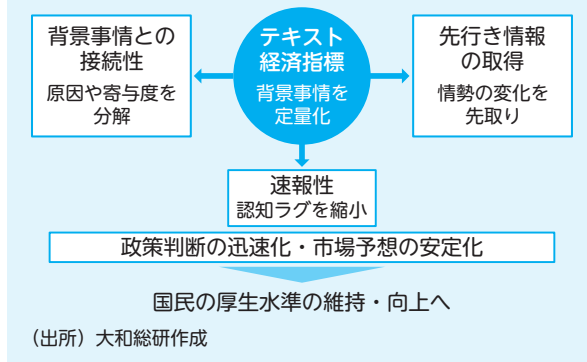
こうして、政策当局が事態を早期に把握できるようになり、金融資本市場の自律的な安定性が増し、背景事情との接続による事態の把握の詳細化が進めば、政策対応の遅れや金融ショックによる景気変動の拡大を抑えられる。最終的には、国民の厚生水準（人々の暮らしの豊かさ）の維持や上昇に資する可能性がある。

9) 日本銀行 [2024] 「金融政策の枠組みの見直しについて」、2024年3月19日

10) その後、2024年4月4日に「さくらレポート」として、ヒアリング情報の一部が公開されている。

11) 経済ショックの発生から政策が効果を持つまでのラグ（遅れ）は、当局がショックの発生を認識するまでの認知ラグ、認知されてから政策が実行されるまでの実行ラグ、政策が実行されてから効果を持つまでの効果ラグ、の3種類に分けられる。例えば、齊藤ほか [2016]p.390を参照。

図表 2-3 テキスト経済指標がもたらす 3 つの変化



3章 政府が公的な経済テキストデータ基盤を拡充する必要性と課題

1. 課題の残る民間データと、政府が経済テキストデータを整備する意義

政策当局は伝統的に景気判断において「生の声」を重視しており、足元ではテキストから経済指標を作る試みが加速している。これらの試みは公的な経済テキストデータだけではなく、民間のテキストビッグデータにも支えられており、民間データの社会的な価値も大きい。

その一方で、ビッグデータについては中田・溝端 [2020] において、突然の停止の可能性、サンプルの偏りや性質変化・国際的な比較可能性・データのコスト等の多岐にわたる課題も指摘されている。実際に、2章のテキスト経済指標の例でも多く使用されていた Twitter のデータについては、以前のような大規模にデータを収集しての解析が困難になっている。イーロン・マスク氏による Twitter 社買収後の 2023 年 2 月に API の無料アクセスの原則終了が発表され、同年 3 月末に公表された新しい有料プラン体系の基本プランで

は、例えばデータ取得件数に月 10,000 件まで等の厳しい上限が設けられた¹²⁾。

こうした背景を踏まえて、改めて公的に経済テキストデータを整備する意義を整理する。

第 1 に、継続的な運用可能性が挙げられる。民間のデータや調査は、SNS の投稿データのように、経営都合で料金体系や公開方針が急に変わらう。非公開にならなくとも、例えば新聞の記事データならば、経営効率化で地方支局や記者数が削減されたり、一部のトピックに記事数を絞ったりした場合に、データの量や中身が変質しうる。

しかし、公的調査の場合は、営利都合での有償化や非公開化は起こりにくい。また、経済動向について把握するという目的に沿った形での制度改正や、時代に合わせた改廃等はあるとしても、変更の際には政府の説明責任の下で、一定程度の範囲でデータの質と継続性を担保する試みや、改廃に関する有識者会議等が行われるだろう。

第 2 に、経済状況の把握に焦点を絞ったデータの取得可能性が挙げられる。民間ビッグデータは、母集団抽出や景気の反映を第一に考えてサンプル抽出を行った統計調査ではなく、あくまで業務の副産物にすぎない。そのため、その情報は民間の営利活動に関わる範囲に中身が偏っていると考えられ、民需の薄い範囲に関しては供給されにくい。この点は、テキストデータでも同様である。

しかし、政府がデータを収集する場合は、必要な範囲について調査するように設計可能だ。例えば、景気ウォッチャー調査のようにコメントの内容を景気へ絞る、あるいは、調査対象に、地域社会や中小企業等の民需が弱くなりやすい範囲も含めてデータの取得を目指す等、純粋に経済状況の実態把握に最適化されたデータ取得を目指すこと

12) 「X」 Developers による 2023 年 3 月 30 日のポスト（投稿）、2026 年 9 月 3 日閲覧。

ができる。

第3に、政府・中央銀行の既存調査基盤の活用可能性が挙げられる。民間が費用をかけて同じような経済状況に関する調査を行ったとして、どのくらいの調査対象（企業や国民）が協力するかは不明だが、政府や中央銀行が有する継続的な調査主体としての信用や、基幹統計調査の報告義務のような法律上の強制力を活用することで、回答率等を改善できる可能性がある。また、政府内で既存データベースの企業個票等と調査で得たテキストデータを接続して活用できる可能性や、既存の数値調査に対して同時に自由記述を取得できるような変更を加える等、政府が調査主体だからこそ可能な方式やメリットが存在する。

第4に、一般の情報格差を埋める公共性も挙げられる。民間ビッグデータは高額なケースも多く、誰もが無料でアクセスできるわけではない。しかし、公的な経済テキストデータが供給される場合は、金融機関・自治体・中小企業・研究者・海外投資家等が、無償で同一の情報基盤にアクセスで

きる。そのため、特定事業者だけが情報を保有する状態を緩和し、民間も含めた経済状況に関する議論や手法の発展に寄与する。特に、前述のとおり、複数の地方自治体が景気ウォッチャー型の調査を独自保有している点は、こうしたデータへの需要があることを示す¹³。

2. 公的な経済テキストデータ基盤の整備に向けた課題と必要な役割の整理

公的な経済テキストデータ基盤の整備に向けた期待の一方で、その実現のためには、限られたリソースの中でのコストパフォーマンスの問題等が壁になるとみられる。

肥後 [2025] で指摘されるように、日本の統計職員数は諸外国に比べて少ない。2017年以降の増員は9年間で90人であり、直近の2026年4月時点では前年から小幅に減少している¹⁴。また、景気ウォッチャー調査の運用には年間約3億4,250万円の国費が投じられており、今回の景気ウォッチャー調査の改革のために新たに調査対象者を確保する作業自体にも約5,300万円の国費が投じられている¹⁵。総務省「統計調査計画等予算の推移」では、平成30年から令和5年までの関連予算の基調が300億円台ではほぼ横ばいだったことが示されており、令和6年と令和8年のみ400億円を超えた様子がうかがえる¹⁶。国の統計関連予算に余裕があるとは考えにくい。

さらに、既存の公的な経済テキストデータの例である景気ウォッチャー調査の景気判断理由集についても、人手・予算面での限界がある。公表元の内閣府では、コメントの言い回しを加工するな

図表 3-1 政府が経済テキストデータを整備する意義

- | |
|--|
| (1) 継続的な運用可能性
営利上の都合に左右されず、データの質と継続性を確保 |
| (2) 目的に即した調査設計
民需が薄い可能性が高い地域・中小企業等を含め、経済状況の把握に必要な対象や内容に焦点 |
| (3) 既存調査基盤との接続
公的機関の信用の活用や、既存統計・企業データとの接続により、分析を高度化できる可能性 |
| (4) 公共性の確保
幅広い主体が同一の情報基盤を無償で利用可能であることを通じて、民間の分析や議論を促進 |

(出所) 大和総研作成

13) 例えば、250人の回答を集めている茨城県にならい、各都道府県が250人ずつ回答を集めた上で人口の多い東京都が500人を集めれば、全国で合計12,000人の調査対象者をプール可能である。

14) 総務省「国の統計職員数の推移（平成29年度～）」、2026年9月3日閲覧

15) 内閣府「公共調達に関する公表（契約状況の公表）：調達情報」、2026年9月3日閲覧

16) 総務省「統計調査計画等予算の推移」、2026年9月3日閲覧

ど品質管理を行っていることから¹⁷⁾、公表作業などに一定の人的なリソースが割かれているとみられる。公的テキストデータの整備を行う際には、人手と予算が壁になりうる。これらの問題をクリアできたとしても、回答者の負担や、自由記述の品質のばらつき、調査にかかる費用等、一定のコストは残るとみられる。これまで、海外も含めた政府によるテキスト経済調査の整備が限定的だった背景には、上記の問題に加えて、従来のテキスト分析手法では、大量の回答を迅速かつ一貫して処理することが難しく、指標の作成や研究開発に掛かる労力が大きかったことが考えられる。

一方で、現在利用できる経済テキストデータの範囲は限られている。前述のとおり、経済状況の一部については、既に景気ウォッチャー調査とその見直しでカバーできているが、生産や消費者自身を含む領域については不足する部分が多い。現在行われている見直しは、既存の調査設計を維持しながら調査対象を拡充するものである。

例えば、調査対象者は、引き続き景気に敏感な職場で働く人々（景気ウォッチャー）であり、現場の観察に基づく景気判断を収集するという特徴は維持されている¹⁸⁾。追加調査を含めても、企業動向関連の調査対象者は約 600 人、雇用関連は約 300 人と多くない。そして、家計・企業・雇用の分野別比率（7：2：1）は追加調査でも維持されている。

加えて、家計動向関連で収集されているコメントは、あくまで消費関連の企業担当者によるものであり、消費者自身によるものではない。現在の調査対象者の選び方も有意抽出であり、無作為抽

出ではなく、調査への有用性を定性的に判断する方法である。

したがって、現在の景気ウォッチャー調査は、現場から景気を把握するうえで有用である一方、生産活動や消費者自身の認識等を含む経済全体のテキスト情報を包括的に収集するには、補完の余地がある。

また、前述のように民間のビッグデータだけでは不十分な面も多い。そのため、政府には、利用可能な経済テキストデータの収集と公開を、段階的に広げられないか検討していく余地がある。

3. 公的な経済テキストデータ基盤の強化に向けた具体的なステップの検討

もっとも、前節で整理したコストや人手の制約は、足元で変化しつつあるとみる。例えば政府では現在、デジタル庁が整備を進める政府職員向けの生成 AI 利用環境「源内」の導入等が図られている（デジタル庁 [2026]）。生成 AI は、画一的な基準での文章の書き換えなどが得意であるため、経済テキストデータの公開に必要な匿名化等の処理を生成 AI へ置き換える動きが進めば、コストや作業負担の軽減が期待できる。何よりも、この数年に多くの政策当局がテキスト経済指標の有用性を示したことに加え、生成 AI の登場が低負担で高精度なテキスト分析を可能にした。この 2 つの変化が同時に起きたことで、景気判断における経済テキストデータの将来性は急速に高まっている。

そこで、実際に公的な経済テキストデータ基盤を強化するために必要な検討のステップを、具体

17) 大高・菅 [2018] に表記ゆれ補正の言及があるほか、内閣府「景気ウォッチャー調査 過去資料」のページに「(参考) 景気判断理由表記の遡及改定前資料」との項目があり、表記加工が行われている事実がうかがえる。データの性質上、筆者は個人情報処理等も兼ねていとみている。

18) 内閣府政策統括官（経済財政分析担当）[2014]、p.2

的に考えてみたい。

第1段階として3つの施策が考えられる。まずは、①既存調査における小規模な試行を行うことが考えられる。2章で触れた、Seiler [2025] が指摘するように、自由記述式の調査回答は有用性が示されたものの、従来はほとんど活用されてこなかった。そこで、回答者負担を抑えるよう設計した上で、既存の経済統計の一部標本に任意回答式または必須回答式の自由記述欄を追加していく案がありうる。問う内容も、変化の「理由」等の簡潔なものとするとういだろう。

他にも、②既存調査である景気ウォッチャー調査を中心として、将来に向けた省庁横断のデータ公開仕様の設計を行いながら、既にあるデータで文章の匿名化等の作業を生成AIで代替して人手を削減できないかテストしていくことも、手を付けやすい分野だろう。

③内閣府・日銀・財務省、あるいは各県独自の調査等、現在の各所へ散らばった公的な経済テキストデータを収集し、コンピュータ処理が容易なように政府統計の総合窓口（e-Stat）上でAPIを使用して取得できるようにするだけでもメリットは大きい。

続いて、第2段階としては、第1段階の結果の詳細な検討が考えられる。第1段階の試行①について、回答率・文章量・コスト・数値回答への影響等に加え、既存の統計や公開情報に対する追加的な有用性を確認し、恒久化の是非を検討する必要がある。具体的には、任意回答と必須回答の差や、有用な設問・調査範囲・継続的な運用体制等について検証し、整理すべきだ。また、②省庁横断のデータ公開仕様の設計については、今後、

国際的な比較可能性を担保できるように、国際共通規格等についての素案を考えることも検討に値するだろう。

第3段階としては、独立した包括的な経済テキスト調査の必要性の検討や、新規の負担の軽い調査方法の模索が挙げられる。現在は手薄となっている生産面等の調査の新設が例となりうる。

あるいは、長期的な視点で迅速かつコストの低い経済テキスト調査の実現を目指して、消費動向指数（CTI）の一部（家計消費単身モニター調査）のようにインターネット調査を活用して集めたコメントでも、景気ウォッチャー調査に近いような結果が得られないか等の研究を進めることも重要だと考えられる¹⁹。SNSでの一般人の投稿から実際の景気動向に近い指数を作成した複数の研究が存在することは、回答者が必ずしも景気に敏感な職種に就く人間である必要がない可能性を示唆している。

一方で、経済テキストデータを集めた後の指標作成については、必ずしも政府が開発する必要はないとみる。

この理由として、1点目には、データを一般公開すれば企業や大学による多様な指標作成を促せることが挙げられる。企業や大学が多様な指標作成を競う中で、よりよい指数が誕生する可能性が高まるだろう。2点目には、経済テキストデータから作成した経済指標には、どうしても指標化手法への依存性が存在する問題が挙げられる。政府の生成AI利用環境「源内」の登場以前は、島本 [2024] や島本 [2026] で示した、モデルの廃止や変更による再現性・検証可能性、透明性の問題や解釈可能性の問題が、こうした分析の壁になって

19) ただし、ポイント付与等を目的とする回答者が多い民間パネルを用いる場合は、回答品質の担保が課題となる。生成AIが発展した現在においては、例えば、システム上に生成AIを組み込んで内容や書き方についての採点を行い、一定の点数を越えた場合にのみ回答送信とポイント付与を許可する等の仕組みも検討可能かもしれない。

いた可能性も大きいとみられる。

そのため、政府は、データの安定的な収集・品質管理・匿名化・一般公開に重点を置き、分析・指標作成に関しては、民間や大学による多様な活動を促進することも案として考えられる。これは、政策判断に必要な政府自身の分析とも両立する。

おわりに

生成 AI は、企業や消費者の「生の声」を、景気判断や政策判断に利用可能な経済データへと、急速に変えつつある。

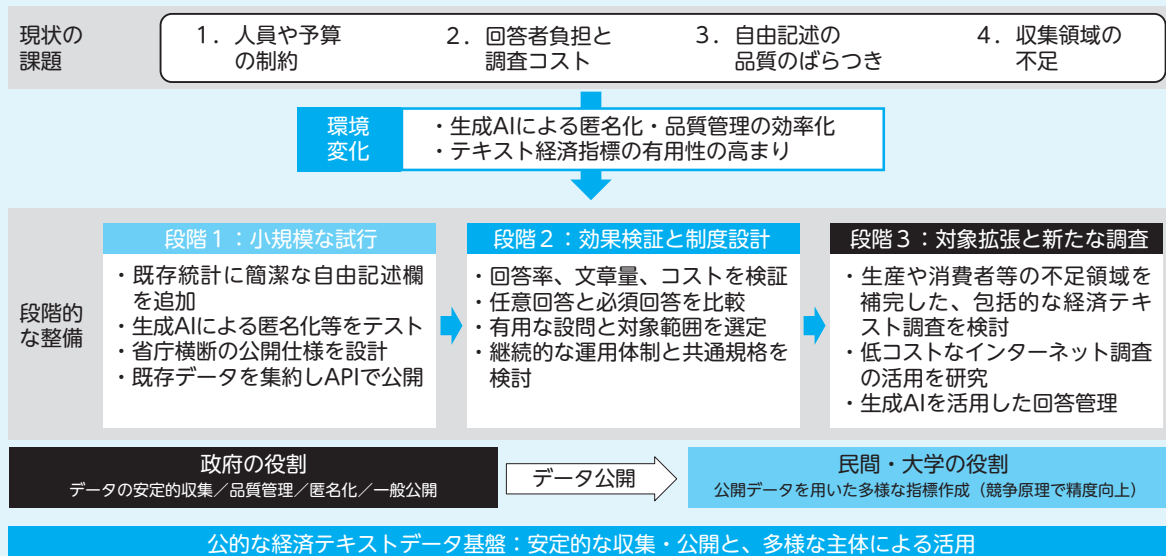
各国の中央銀行を中心として、伝統的に政策当局は景気判断のためにヒアリング情報等を収集して活用してきたが、そのデータの公表は要約に留まるものが多い。この点、日本には、大量の判断理由を月次かつ一般利用可能な形で蓄積してきた「景気ウォッチャー調査」が存在する。

足元では、政策当局や民間機関により、テキス

トから経済指標を作成する試みが加速している。こうした経済テキストデータから作られた指標には、①新たな問いへの応用可能性、②程度・確信度・不確実性等の測定、③背景事情との接続性、④フォワードルッキングな情報の取得、等の利点があり、景気判断のために既存の経済統計を補完できると考えられる。具体的には、金融資本市場関係者にとっては統計公表前の景気判断の補強材料となりうるほか、政策当局にとっても迅速な景気認識と政策対応へつながる材料になりうる。

ただし、データ基盤の面では不十分な点が残っている。特に民間のビッグデータには、突然の停止の可能性・サンプルの偏りや性質変化・国際的な比較可能性・データのコスト等の、多岐にわたる課題が指摘されており、停止の可能性については実際に SNS データの取得制限等で顕在化した例もある。これに対して、政府が公的にデータ基盤を整備するメリットを整理してみると、①継続的な運用可能性、②経済状況の把握に焦点を絞っ

図表 3-2 公的な経済テキストデータ基盤の整備に向けた、課題や役割の整理と具体的なステップ



（出所）大和総研作成

たデータの取得可能性、③政府・中央銀行の既存調査基盤の活用可能性、④一般の情報格差を埋める公共性、等が挙げられる。

そのため、政府による公的な経済テキストデータ基盤の整備が望まれるが、実務上は、限られたリソースの中でのコストパフォーマンスの問題が存在していると考えられる。生成 AI の活用によるテキストデータの基盤整備のコスト減少が見込まれる一方で、分析まで行くと時間や労働力のコストが発生する。よって、政府の役割は、民間や大学も継続的に利用できる公的な経済テキストデータ基盤の提供に絞り、指標の作成は民間等の多様な主体に委ねることが有力な案である。最終的には既存の統計とは異なる新テキスト統計の立ち上げも含めて包括的な調査整備へ進むことが好ましいが、まずは、既存の経済統計への自由記述欄の追加等の小規模な試行を第一歩とすることが現実的である。

参考文献

- ・ Aizenman, Anbar, Connor M. Brennan, Tomaz Cajner, Cynthia Doniger, and Jacob Williams [2023] “Measuring Job Loss during the Pandemic Recession in Real Time with Twitter Data,” Finance and Economics Discussion Series, No.2023-035, Board of Governors of the Federal Reserve System
- ・ Angelico, Cristina, Juri Marcucci, Marcello Miccoli, and Filippo Quarta [2022] “Can We Measure Inflation Expectations Using Twitter?,” Journal of Econometrics, Vol.228(2), pp.259-277
- ・ Balke, Nathan S., and D’Ann M. Petersen [2002] “How Well Does the Beige Book Reflect Economic Activity? Evaluating Qualitative Information Quantitatively,” Journal of Money, Credit and Banking, Vol.34(1), pp.114-136
- ・ De Bandt, Olivier, Jean-Charles Bricongne, Julien Denes, Alexandre Dhenin, Annabelle de Gaye, and Pierre-Antoine Robert [2023] “Using the Press to Construct a New Indicator of Inflation Perceptions in France,” Banque de France Working Paper, No.921
- ・ Du, Shengwu, Flora Haberkorn, Isabel Kitschelt, Seung Jung Lee, Anderson Monken, Dylan Saez, Kelsey Shipman, and Sandeep Thakur [2026] “Do Anecdotes Matter? Exploring the Beige Book through Textual Analysis from 1970 to 2025,” Finance and Economics Discussion Series, No.2026-004, Board of Governors of the Federal Reserve System
- ・ Filippou, Ilias, Christian Garciga, James Mitchell, and My T. Nguyen [2024] “Regional Economic Sentiment: Constructing Quantitative Estimates from the Beige Book and Testing Their Ability to Forecast Recessions,” Federal Reserve Bank of Cleveland Economic Commentary, No.2024-08
- ・ Kellner, Domenic, Jan Hannes Lang, Lukas Joseph Nagy, and Marek Rusnák [2026] “A SPOT in the Dark: Using AI to Assess Financial Stability Risks,” ECB Working Paper Series, No.3262, European Central Bank
- ・ Mikolov, Tomáš, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean [2013] “Efficient Estimation of

- Word Representations in Vector Space,” ICLR 2013 Workshop Track, arXiv:1301.3781
- ・ Seiler, Pascal [2025] “Measuring Economic Sentiment from Open-Ended Survey Comments Using Large Language Models,” *Economics Letters*, Vol.256, 112622
 - ・ Sone, Taihei [2025] “Wage Sentiment Indices Derived from Survey Comments via Large Language Models,” arXiv preprint, arXiv:2509.00290
 - ・ 井澤公彦・亀井郁夫・柴田菜緒・高橋悠輔・米山俊一 [2024] 「大規模言語モデルを用いた新たなテキスト分析の取り組み—最近の賃金・物価動向に関する分析への応用—」『日銀レビュー』2024-J-14、日本銀行
 - ・ 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、日本銀行
 - ・ 川村健史・久保達郎・淀谷恵実 [2021] 「トラックカーナビデータを用いた鉱工業生産指数の予測—機械学習を用いた試み—」『経済財政分析ディスカッション・ペーパー』DP/21-1、内閣府政策統括官（経済財政分析担当）付
 - ・ 経済産業省 [2017] 「SNS の『つぶやき』から経済指標算出が可能に」、2017 年 9 月 14 日、METI Journal ONLINE
 - ・ 経済産業省調査統計グループ [2017] 「ビッグデータを活用した新指標開発の概要」
 - ・ 齊藤誠・岩本康志・太田聡一・柴田章久 [2016] 『マクロ経済学 新版』New Liberal Arts Selection、有斐閣
 - ・ 島本高志 [2024] 「金融経済分析を変える自然言語処理の力② 大規模言語モデルの登場と今後の展望—高い精度や幅広い応用性に魅力も全ての従来手法は代替されないか—」、2024 年 11 月 1 日、大和総研レポート
 - ・ 島本高志・新田堯之 [2024] 「大和物価センチメント指数開発の試み—CPI との間に高い相関および先行性を有する指数の開発に成功—」、2024 年 12 月 26 日、大和総研レポート
 - ・ 島本高志 [2025] 「CPI 先行指数としての『大和 PSI』の可能性—指数上昇要因を捕捉可能、外生的要因によるインフレ時に強い先行性—」、2025 年 5 月 7 日、大和総研レポート
 - ・ 島本高志 [2026] 「生成 AI は家計の物価予想を再現可能か？—生成 AI に約 2,500 人の人物像を与えたシミュレーション実験—」、2026 年 5 月 27 日、大和総研レポート
 - ・ 鈴木雅弘・坂地泰紀 [2025] 「景気ウォッチャー調査のデータセット構築と物価センチメント分析」『人工知能学会第二種研究会資料』2025 巻 FIN-034 号、pp.109-115
 - ・ 総務省「統計調査計画等予算の推移」、2026 年 9 月 3 日閲覧
 - ・ デジタル庁 [2026] 「ガバメント AI『源内』」、2026 年 9 月 3 日閲覧
 - ・ 内閣府政策統括官（経済財政分析担当）[2014] 「景気ウォッチャー調査について」、2014 年 3 月 24 日
 - ・ 内閣府 [2019] 「堺屋太一氏と『景気ウォッチャー調査』誕生秘話」、2019 年 5 月 27 日
 - ・ 内閣府 [2025] 「景気ウォッチャー調査研究会 中間提言」、2025 年 10 月 27 日
 - ・ 内閣府「景気ウォッチャー調査 調査の概要」、2026 年 9 月 3 日閲覧
 - ・ 内閣府「景気ウォッチャー調査 過去資料」、2026 年 9 月 3 日閲覧
 - ・ 中島上智・山縣広晃・奥田達志・香月信之輔・篠原武史 [2021] 「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」『日本銀行ワーキングペーパーシリーズ』No.21-J-12、日本銀行
 - ・ 中田理恵・溝端幹雄 [2020] 「ビッグデータの公的統計への貢献と課題」『大和総研調査季報』2020 年秋季号 (Vol.40)、pp.66-83
 - ・ 日本銀行 [2024] 「金融政策の枠組みの見直しについて」、2024 年 3 月 19 日
 - ・ 野村證券 [2017] 「『SNS × AI 景況感指数』および『SNS × AI 鉱工業生産予測指数』の公表について」、2017 年 7 月 19 日
 - ・ 肥後雅博 [2025] 『経済統計への招待』新世社
- [著者]———
- 島本 高志（しまもと たかし）
- AI アナリティックリサーチ室
研究員
担当は、金融経済分野のデータサイエンス、AI 時代の先端技術と経済社会

