

オルタナティブデータの景気判断への活用可能性*

～POSデータによる物価変動要因の分析～

上野 有子、北口 隆雅**

〈要旨〉

伝統的な統計調査に比べ、高頻度で速報性の高いオルタナティブデータには、迅速な経済動向の把握や政策判断のツールとして、国内外で注目度が高まっている。本稿では、オルタナティブデータのひとつであるスーパーのPOSデータを用いて、我が国の食料品価格の動向が需要側・供給側のいずれの要因によるものかを分析した。分析の結果、コロナ禍以降は需要側の要因での変動もみられるものの、22年以降は総じて供給側の要因で価格が変動していることが示唆された。また、こうした供給側要因での価格変動が、様々な品目に波及し家計の購買行動にも影響を及ぼしていることが確認された。オルタナティブデータの整備・発展は途上段階にあり、景気判断への活用には様々な課題が残されているが、こうしたデータの活用は先進諸国に共通してみられる動きであり、我が国でも活用に向けた動きが進んでいくことが期待される。

JEL Classification Codes : D12、D40、E21、E31

Keywords : オルタナティブデータ、景気判断、価格変動、需給要因

* 本稿は内閣府政策統括官（経済財政分析担当）でのこれまでの分析の蓄積を基に取りまとめたものであり、執筆に当たっては林伴子政策統括官を始め、政策統括官（経済財政分析担当）のスタッフから多大な示唆をいただいたことに深く感謝する。本稿の内容は筆者が属する組織の見解を示すものではなく、あり得べき誤りに関しての責任は筆者にある。

** 上野 有子：内閣府大臣官房審議官（経済財政分析担当）。北口 隆雅：内閣府政策統括官（経済財政分析担当）付参事官（総括担当）付内閣府事務官。

Possibility to Utilize Alternative Data for Analyzing Macro-economic Trend: Decomposing Supply and Demand Driven Inflation by Using POS Data

By Yuko UENO and Ryuga KITAGUCHI

Abstract

High-frequency real-time data (henceforth “alternative data”) has recently been gathering much attention at home and abroad as an effective tool for the analysis of the most recent economic trend. This paper intends to quantify the degree to which either demand or supply-driven contributions to the inflation derived from the POS data, which is a leading example of alternative data. Our results show that supply is mainly driving inflation after 2022, and that these supply-driven contributions have been widely spreading among various grocery items to affect household consumption behaviors. The use of alternative data is still in its development stage, leaving much to be solved to replace the official statistics for analyzing macro-economic trend. Economists, including those at government, need to explore further possibility to utilize alternative data, given its advantages.

JEL Classification Codes: D12, D40, E21, E31

Keywords: Alternative Data, Assessment of Macro-economic Trend, Inflation, Demand or Supply Factor

1. 問題意識

オルタナティブデータは伝統的な統計調査などに比べ、頻度面や速報性において優れることから、その景気判断への活用可能性については、コロナ禍のように経済の活動状況が大きく変動する時期における迅速な経済動向の把握や政策判断のツールとして、注目度が高まっていた。オルタナティブデータには、位置情報や検索履歴情報といった、経済活動に直結するわけではないものの、経済主体の行動への示唆を与えるデータに加え、クレジットカード利用情報やオンラインでの求人情報など、経済活動に直接結びつく情報を含むデータもあると考えられる。近年では、こうした様々なオルタナティブデータを用いて、直近の経済動向を把握しようとする試行的な取組が、内外のエコノミストなどで活発化している¹。本稿では、オルタナティブデータの中でも、消費者の購買行動を記録するPOSデータを用いて、物価動向に関する議論を行う。22年に入ってから我が国でも消費者物価の上昇が顕著で、消費税率引上げ時を除いて、過去30年にわたり景気判断に従事してきたエコノミストも経験したことのないほどの上昇率となり、その動向や背景を分析することがこれまでになく重要となっている。例えば、こうした物価動向の持続性や今後の拡がりを考える上で、その背景にある要因がもっぱらコスト要因なのか、それとも需要が強くなっている要因なのかを迅速かつ比較的簡易な方法で分析し、定期的にアップデートできるようにすれば、マクロ経済政策運営にも資することが期待できる。

こうした観点から、欧米諸国の中央銀行や国際機関等では、このところ、オルタナティブデータを含む様々な物価・消費データを用いて、物価変動の背景要因を分解する分析を行っている。具体的には、サンフランシスコ連銀ではHP上で個人消費支出デフレーター²の需要・供給要因分析を行い、随時更新²しているが、その推計方法の詳細も公表されている(Shapiro 2022a, b)。また、この手法を用いてOECD(2022)ではアメリカ以外の複数の先進国に対して同様の分析を行い、国際比較している。

本稿では、こうした手法を踏まえ、オルタナティブデータのうちGMSやスーパーマーケットの日次POSデータを活用して、我が国の物価動向の背景を利用可能なデータの範囲で分析し、類似の手法で行われた既存研究成果との比較を行う。また、本稿の分析での制約と分析面での残された課題についても触れる。併せて、オルタナティブデータ一般について、景気判断や政策効果の検証に使われている先進的な事例に触れながら、今後のデータの活用可能性について議論する。

¹ 浦沢(2023)やドイツ連邦統計局のHP(<https://www.destatis.de/EN/Service/EXSTAT/Datensaetze/early-indicator-economic-development.html>)参照。

² <https://www.frbsf.org/economic-research/indicators-data/supply-and-demand-driven-pce-inflation/>

2. データ・データ分析手法

(1) データ

(日次POSデータ)

本稿では、株式会社ナウキャストが提供する「日経 CPINow」のPOSデータを使用する。本データは全国約 1,200 店舗のスーパーマーケットのPOSデータを収集し、対象店舗で取り扱われている食料品（生鮮食品除く）及び生活日用品の合計約 265 万商品について、各商品をPOSの大分類に合わせて統合した 217 品目分類の価格及び売上高の動向が、日次レベルで把握できるデータとなっている。

本稿の分析で用いるPOSデータとは、消費者がスーパーなどの小売店で商品を購入する際にレジで読み取られた情報が集計されたもので、個々の商品の販売日時や購入価格・数量などの情報が記録されている³。経済統計として利用する際には、大規模、高頻度で速報性に優れているが、無作為抽出ではないためデータの代表性には留意が必要である。データの代表性を確認するためにまず、POSデータから示唆される物価動向と、公的統計からうかがえる物価動向を比較してみよう。具体的には、POSデータから得られる食料品の価格変化率を、総務省が公表する「消費者物価指数」の食料から生鮮食品及び外食を取り除いた項目での変化率と比較する（図1）。POSデータの方がスーパーでのセール要因による価格変化の影響をつかみやすいことなどから両者の変化率の水準には乖離がみられるものの、方向感はおおむね一致していることが分かる。こうした結果から、POSデータの利用により、食料価格の動向を公的統計の公表よりも早く、かつ高頻度で把握できるという点で、POSデータの統計としての有用性が確認出来よう。

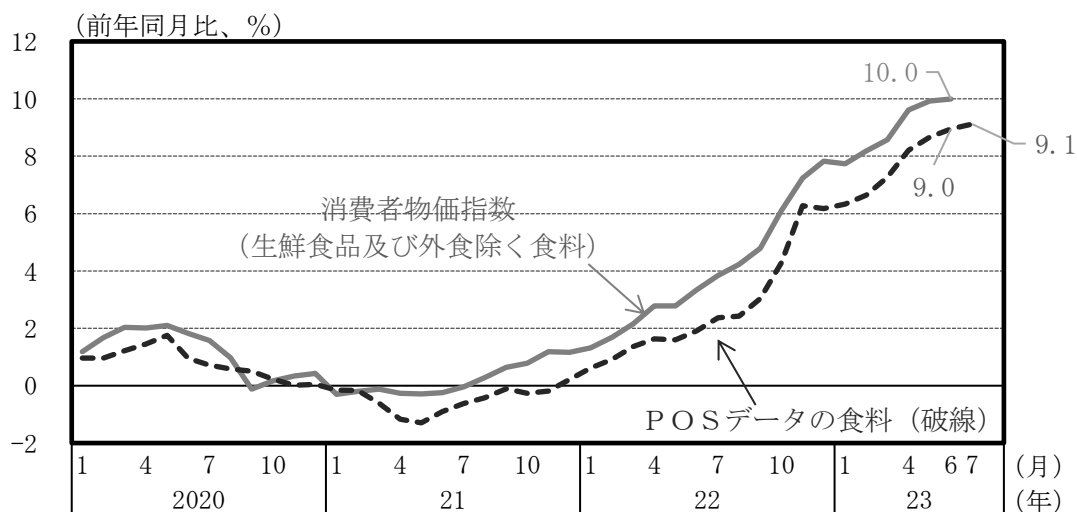
(家計調査データ)

併せて本稿では、POSデータから得られる分析結果の頑健性を確認するため、公的統計である総務省「家計調査」のデータを用いて同様の分析を行い、結果を比較する。具体的には、古田（2020）の手法に倣い、家計調査で小分類単位で公表⁴されている、支出金額の名目及び実質の前年比増減率と支出金額を用いて、名目の前年比から実質の前年比を差し引いた値を価格変化率、実質の前年比変化率を数量変化率とした。なお、POSデータは食料品が中心であるため、家計調査の小分類のうち、食料品に該当する分類項目を分析対象としている。

³ 小寺他（2018）参照。

⁴ 本稿では、総務省「家計調査」の二人以上世帯の小分類等（小分類の設けられていない場合は中分類）のうち、名目前年増減率、実質前年増減率の両方が公表されている品目（84品目）を用いた。分析の対象とした品目（小分類等）の詳細は古田（2020）を参照。

図1：POSデータと公的統計との食料品の価格変化率の比較



(2) 分析手法

本稿では、品目分類別に消費財の物価上昇率を需要要因と供給要因に分解する。具体的には、財の品目別に月次のPOSデータの価格変化と購入数量変化を用い、前年と比べた価格と数量の変化が同じ方向なのか異なる方向なのかを識別する。ここでの価格と数量の変化は、過去10年間の価格と数量データを用いたVARモデルを推計し、誤差項を価格及び数量のショックとみなす。仮に、価格と数量のショックが同方向であれば、需要要因によるショック（需要の増加（減少）が価格と数量をともに押し上げ（押し下げ）る）、逆方向であれば供給要因によるショック（供給の減少（増加）は価格の上昇（下落）を伴う）とみることができる。これを定式化すると、財jの供給曲線(1)、需要曲線(2)は以下の通り示される⁵。

$$q_j = \sigma^j p_j + \alpha^j \quad (1)$$

$$p_j = -\delta^j q_j + \beta^j \quad (2)$$

q_j : 数量、 p_j : 価格、 σ^j : 供給曲線の傾き、 δ^j : 需要曲線の傾き、 α^j, β^j : 切片

供給要因によるショックは(1)のシフトによるものであり、需要要因によるショックは(2)のシフトによるものであることから、以下のように表現できる。

$$\Delta \alpha^j = (q_{j,t} - \sigma^j p_{j,t}) - (q_{j,t-12} - \sigma^j p_{j,t-12})$$

$$\Delta \beta^j = (p_{j,t} + \delta^j q_{j,t}) - (p_{j,t-12} + \delta^j q_{j,t-12})$$

⁵ 分析の枠組みは Shapiro (2022a, b) を参考にしている。

パラメータは以下のVARモデルで推計することができる。

$$A^j z_{j,t} = \sum_{k=1}^N A_k^j z_{j,t-k} + \varepsilon_{j,t}$$

$$z_j = \begin{bmatrix} q_j \\ p_j \end{bmatrix}, A^j = \begin{bmatrix} 1 & -\sigma^j \\ \delta^j & 1 \end{bmatrix}, \varepsilon_j = \begin{bmatrix} \varepsilon_j^s \\ \varepsilon_j^d \end{bmatrix}$$

これを誘導形に変形すると、

$$z_{j,t} = A^{j-1} \sum_{k=1}^N A_k^j z_{j,t-k} + v_{j,t}$$

$$v_j = \begin{bmatrix} v_j^s \\ v_j^d \end{bmatrix}$$

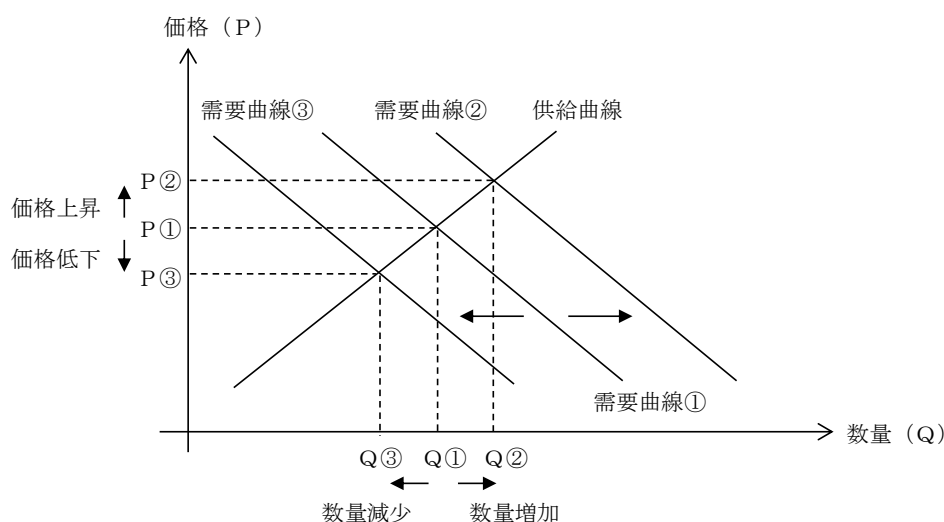
誘導形推定から得られる残差である v_j の符号条件から、ショックが需要要因によるものか供給要因によるものかを識別することができる。具体的には、

- $v_{j,t}^s > 0, v_{j,t}^d > 0$ の場合、正の需要ショック
- $v_{j,t}^s < 0, v_{j,t}^d < 0$ の場合、負の需要ショック
- $v_{j,t}^s > 0, v_{j,t}^d < 0$ の場合、正の供給ショック
- $v_{j,t}^s < 0, v_{j,t}^d > 0$ の場合、負の供給ショック

と整理することができる。

以上の内容のうち、需要曲線がシフトしたケースを図解で示すと、図2の通りとなる。図中において、需要曲線が①から②へシフトすると均衡点の変化に伴い価格上昇と数量増加が起これ、逆に①から③へのシフトでは価格低下と数量減少が起これる。ここから、価格と数量の同符号への変化は需要要因によるショックが発生したとみなすことができ、異符号への変化は供給要因による変化の発生とみなせることになる。

図2：需要曲線の移動と価格・数量の変化



上記のような需要・供給ショック要因の分解結果を用いて、各期の物価変動を需要要因・供給要因に分解することができる。具体的には、個別品目（または分類） j が経験したショックが需要、供給のいずれであるかを識別する指示関数を以下の通り定義する。

$$I_{j \in sup,t} = \begin{cases} 1 & (v_{j,t}^s > 0, v_{j,t}^d < 0) \text{ または } (v_{j,t}^s < 0, v_{j,t}^d > 0) \text{ の場合} \\ 0 & (v_{j,t}^s < 0, v_{j,t}^d < 0) \text{ または } (v_{j,t}^s > 0, v_{j,t}^d > 0) \text{ の場合} \end{cases}$$

$$I_{j \in dem,t} = \begin{cases} 1 & (v_{j,t}^s < 0, v_{j,t}^d < 0) \text{ または } (v_{j,t}^s > 0, v_{j,t}^d > 0) \text{ の場合} \\ 0 & (v_{j,t}^s > 0, v_{j,t}^d < 0) \text{ または } (v_{j,t}^s < 0, v_{j,t}^d > 0) \text{ の場合} \end{cases}$$

月次のインフレ率は 1 項目供給要因、2 項目需要要因として、以下のように分解できる。

$$\pi_t = \sum_j I_{j \in sup,t} \omega_{j,t} \pi_{j,t} + \sum_j I_{j \in dem,t} \omega_{j,t} \pi_{j,t}$$

$\omega_{j,t}$ は t 期の消費バスケットでの品目 j の支出ウェイト、 $\pi_{j,t}$ は品目（または分類） j の価格変化率を示す。

3. 分析結果

前節で議論した方法を POS データに用いて、2019 年以降 2023 年 6 月までの毎月の個別品目の価格変動要因を 4 つのグループに分解した結果が図 3 である。コロナ禍以前からほぼ安定して、供給側の要因での変動が全体の 6 割程度、需要側の要因での変動が 4 割程度である。2019 年以降、経済がコロナ禍で大きな落ち込みを経験した 20 年までは、供給要因・需要要因のいずれも、負のショック、すなわち価格が低下する方向での変動を経験した財が、正のショックを受けた財よりも多く、19 年前半では負のショックを受けて価格が動いた財が全体の 5 - 6 割を占めていた。その後コロナ禍を経て、21 年後半以降、正の需要ショックにより価格が上昇し、購入数量も増加する財が増えるとともに、正の供給ショックにより価格の上昇と購入数量の減少がみられる財の割合の増加傾向が顕著になっている。この結果、2023 年 6 月時点では、価格が上昇し数量が減少する財が全体の 4 割程度、価格が上昇し数量が増加する財が全体の 3 割程度、残る 3 割が価格が低下した財で構成され、正の供給ショックを受けた財の割合が最も高いことから、家計にとっても相応の負担増となっていることがうかがえる。

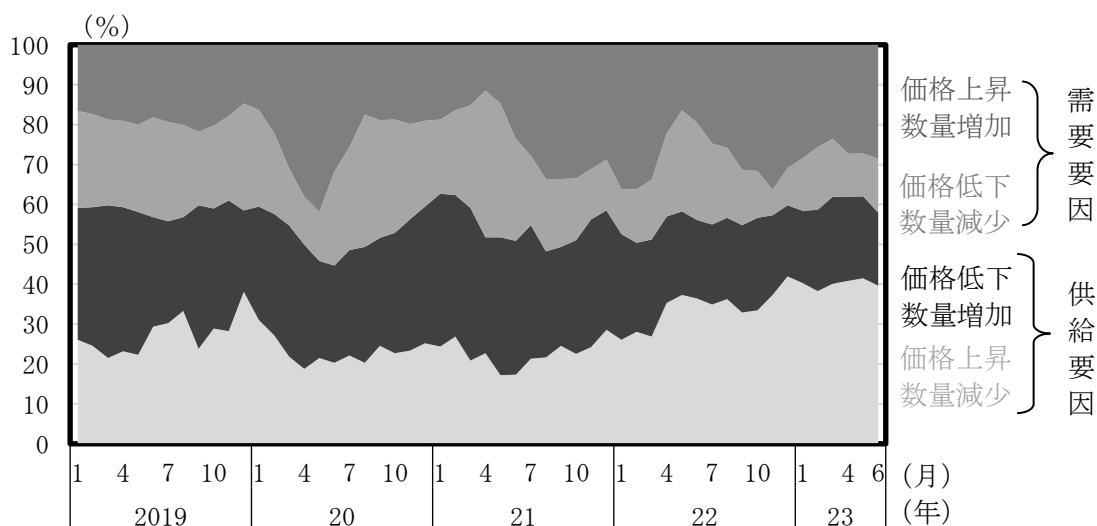
図 3 は品目数ベースでのショックの構成割合であるが、これを POS 品目全体の物価変動に対する寄与で見るとどうなるだろうか。図 4 は POS データを構成する品目のうち、品目を食料品に限定して寄与度分解した結果を示す。折線は前年比前月差であり、22 年 10 月は 0.9%ポイント、11 月に 1.4%ポイントと 2015 年以降で最も高い値となった後、23 年

に入ってから物価上昇に加速がみられる。これを供給要因・需要要因に寄与度分解すると、2023年4月時点では、前年比前月差0.66%ポイントのうち、供給要因が0.54%と大半を占め、前年比前月差が0.17%ポイントまで縮小した6月時点でも、供給要因が0.11%ポイントと過半を占めている。なお、22年11月の急激な上昇の際には、供給要因0.85%ポイントに対して需要要因は0.55%ポイントと相応の寄与となっているが、これは多くの品目で価格が上昇する環境下、今後も物価上昇の加速が続くことを予想した消費者が需要曲線をシフトさせ、購入数量を増やしたことが背景にある可能性も考えられる。

2015年以降の価格変動の寄与の推移をみると、総じて供給要因の寄与が中心であるが、コロナ禍以降は需要要因の変動がそれ以前と比べて目立ってきていることがうかがえる。特に、感染症拡大の直後に当たる2020年春の需要要因のプラス寄与が目立つが、これは古田（2020）が指摘するように、食料品について緊急事態宣言中の在宅需要の増加などを背景としていたと考えられる。

次に、図5は家計調査の夕食を除く食料で同様の分解を行った結果を示す。

図3：POS品目における需給要因の4分類構成比推移（3MA）



（備考）株式会社ナウキャスト「日経CPINow」により作成。

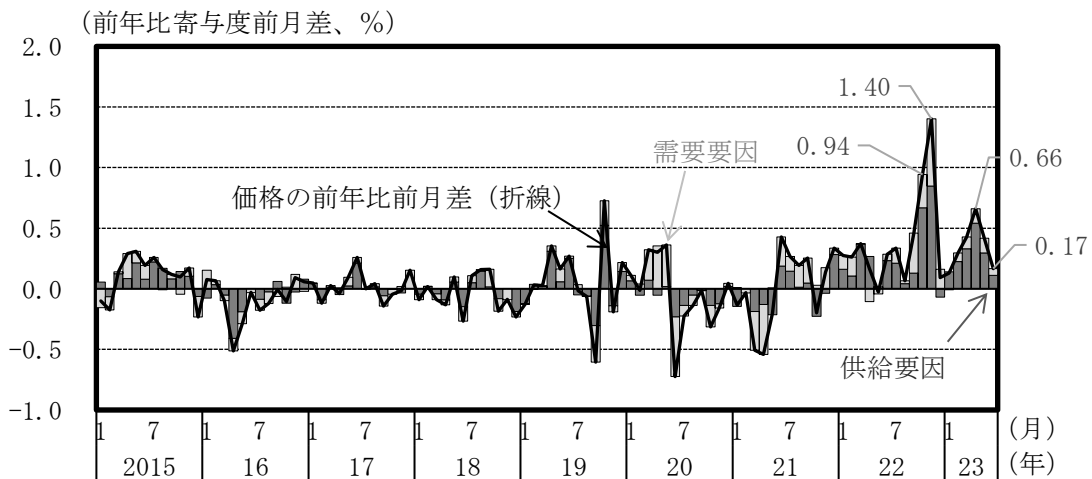
POSデータの全品目中、各要因に識別された品目数の割合の後方3か月移動平均を月ごとに掲載。

家計調査結果では、前年比前月差でみた夕食を除く食料の価格変動はPOSデータと比べて符号も含め変動が激しく、22年秋以降の物価上昇率の加速傾向は明らかではない。家計調査の実質増減率は、各項目に対応する消費者物価指数の変化率を用いて計算されているが⁶、上述のように消費者物価指数が把握する物価上昇率は、家計の購買時の実際の上昇

⁶ 家計調査では食料の購入数量を全調査世帯の六分の一の世帯（約1,500世帯）に対して調査しているため、これらの世帯については平均購入価格と購入数量を把握することができるが、家計調査で得られる購入価格では品質調整を十分に考慮できない点などを踏まえ、精度の観点から実質増減率は消費者物価指数を用いた値が公表されている。

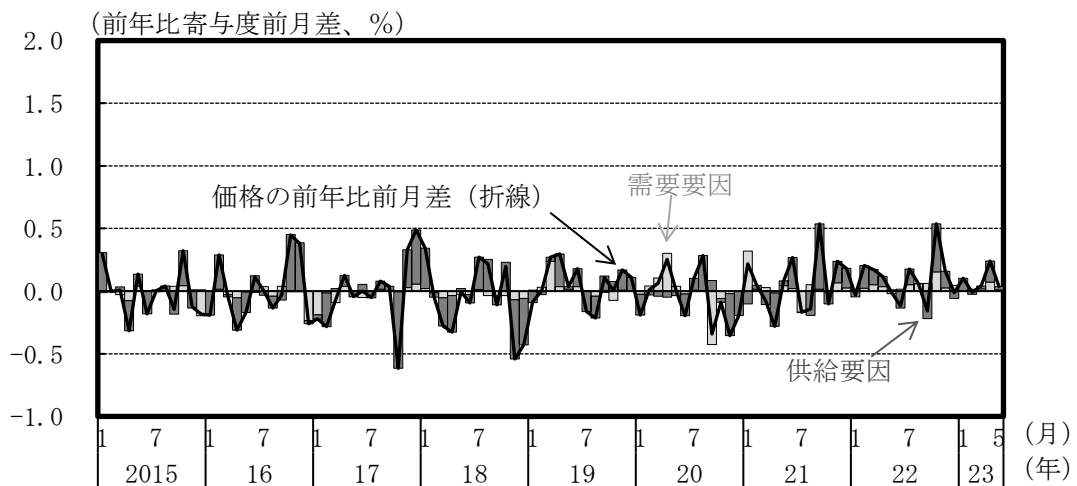
率とずれが生じる。図1の結果を踏まえれば、価格上昇率は高め、数量変化率は低めに推計されている可能性も考えられ、本稿で行う需要・供給の要因分析に用いるにはその点を十分留意する必要がある⁷。但し、22年秋に価格の前年比前月差が急上昇し、その際の寄与としては供給要因に加えて需要要因も相応にみられたことや、22年初め以降の前年比前月差のプラスの多くは供給要因によるものである点は、上述のPOSデータによる結果と整合的といえよう。

図4：POS価格の需給分解（前年比前月差・食料品のみ）



(備考) 株式会社ナウキャスト「日経CPINow」により作成。
POSの全品目のうち、食料品に該当する品目データのみを使用。

図5：家計調査での食料価格の需給分解（前年比前月差）



(備考) 総務省「家計調査」により作成。二人以上の世帯。
食料品目について、外食は除いている。

⁷ 加えて、消費者の店頭での購買行動が正確に計測されるPOSデータと、記憶に基づいて記録される家計調査の間の調査方法の違いも、両者の違いの背景として考えられる。

次に、POSデータの品目分類別に、23年春の食料品価格上昇の加速にどのような品目が寄与していたのか、全体への寄与が大きい供給要因での動きがみられた品目に注目してリストアップした(表1)。前年比寄与度前月差でみた上位10品目のうち多くが正の供給ショックを受けている。内容を見ると、正の供給ショックを受けた品目のうち、前年比寄与度・同前月差寄与度共に最も大きいのが冷凍総菜であるが、それ以外にはヨーグルトやアイス、チーズやバターといった乳製品が数多く含まれている。原材料品価格や飼料価格など、輸入品価格の上昇を背景として、供給曲線が左上方にシフトしたことが変化の背景にあることが示唆される。他方、卵のように鳥インフルエンザの流行など一時的な要因で価格が急騰していた品目は、4月時点でも前年比の寄与度は大きいものの、供給曲線はいったん左上方に大きくシフトした後は、徐々に右下方にシフトしている可能性がうかがえる。なお、表1は23年4月時点で前年比寄与の前月差が大きかった品目を整理したものであるが、6月時点で同様の表を作ると、表2のように上位品目が入れ替わり、飲料やスナック菓子などでの供給曲線の左上方へのシフトが目立つ。このことから、23年の春時点で食料品での価格上昇と、それに伴う購入数量の減少が幅広い品目でみられていることや、価格の上昇が特定の品目グループで加速的に進んでいるのではなく、様々な品目で入れ替わり進展していること、それに伴い家計も様々な品目で購入数量を減らしていることが示唆される。

表1：POSデータでの価格変化率の寄与度前月差が大きい品目ランキング表
(供給要因による変化、2023年4月時点)

順位	品目	価格誤差	数量誤差	価格前年比	価格前年比寄与度	価格前年比寄与度前月差
1位	冷凍総菜	2.1	-1.6	14.17	0.38	0.10
2位	ヨーグルト	2.2	-3.7	10.13	0.25	0.09
3位	生鮮卵	-2.1	0.9	44.86	0.79	0.06
4位	レギュラーアイス	2.0	-6.9	10.66	0.13	0.05
5位	キャットフード	-0.5	5.0	19.39	0.18	0.03
6位	穀類	-0.3	1.3	3.15	0.09	0.03
7位	生めん・ゆでめん	0.7	-2.6	11.98	0.14	0.02
8位	ナチュラルチーズ	4.8	-6.2	12.97	0.06	0.02
9位	バター	6.6	-3.0	7.44	0.02	0.02
10位	豆乳類	3.2	-4.5	9.05	0.03	0.02

(備考) 株式会社ナウキャスト「日経CPINow」により作成。

2023年4月時点で供給要因による価格変化が起こったと識別された品目について、価格全体に対する前年比寄与度の前月差が大きい上位10品目を掲載。

表2：POSデータでの価格変化率の寄与度前月差が大きい品目ランキング表
(供給要因による変化、2023年6月時点)

順位	品目	価格誤差	数量誤差	価格前年比	価格前年比寄与度	価格前年比寄与度前月差
1位	コーヒー飲料	1.7	-3.7	14.76	0.15	0.05
2位	スナック菓子	1.7	-6.7	12.43	0.11	0.03
3位	カレー	3.2	-0.9	11.43	0.08	0.03
4位	ノリ	3.4	-4.9	3.88	0.02	0.02
5位	乾めん	0.2	-5.0	9.16	0.06	0.02
6位	砂糖・甘味料	0.0	5.1	8.36	0.05	0.01
7位	清涼飲料	0.4	-1.1	10.71	0.07	0.01
8位	果汁100%飲料	2.5	-3.7	11.76	0.03	0.01
9位	マヨネーズ	1.1	-6.3	21.20	0.10	0.01
10位	つゆ	0.7	-4.3	5.30	0.03	0.01

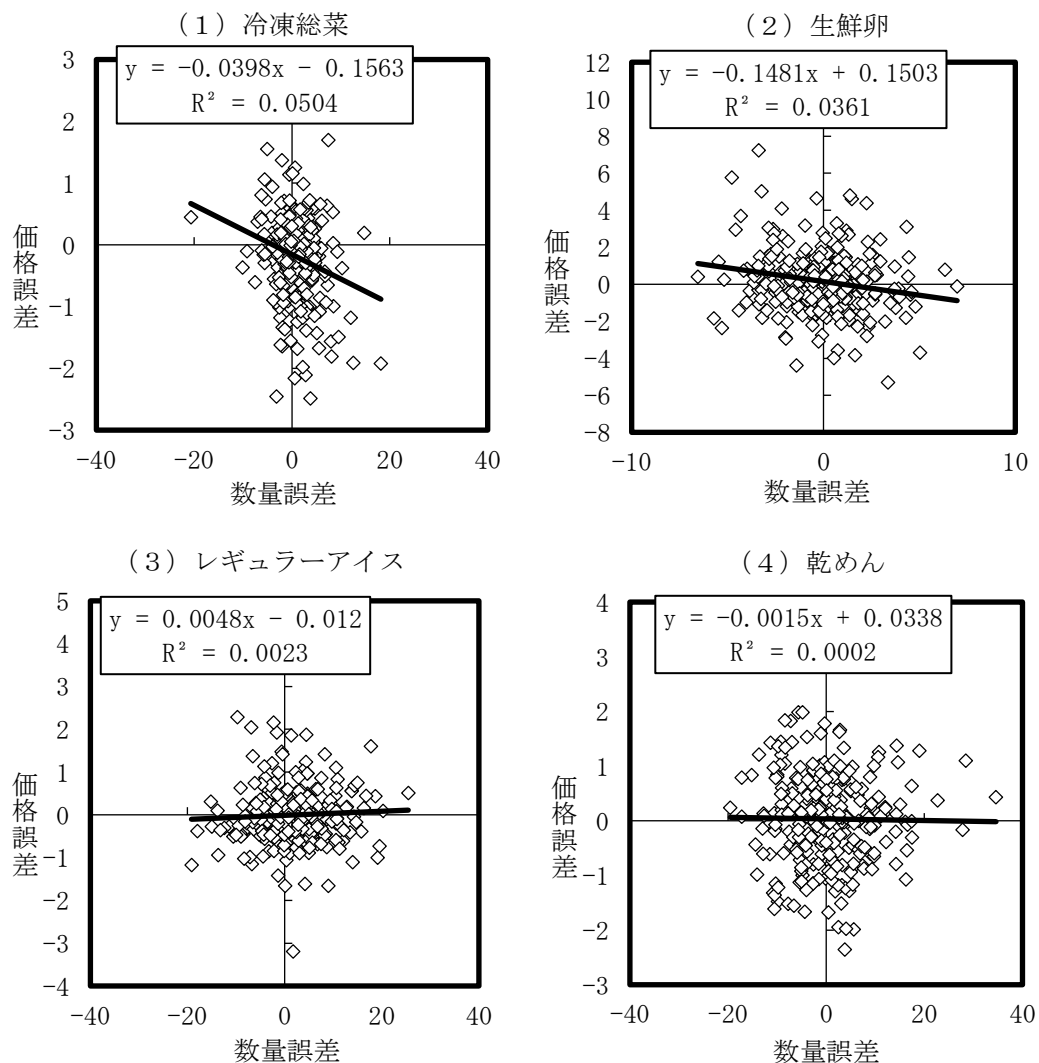
(備考) 株式会社ナウキャスト「日経CPINow」により作成。

次に、個別品目の動向を確認してみよう。例えば、4月時点で前年比寄与の前月差が大きかった冷凍総菜と生鮮卵について、2000年以降の期間について価格誤差を縦軸、数量誤差を横軸にとってみると、おおむね第Ⅱ象限と第Ⅳ象限に分布が集中し、供給要因で価格と購買数量が変動する傾向が強いことがわかる。これに対し、レギュラーアイスや乾めんについては、分布に特定の傾向がみられず、価格と購買数量の変動が需要・供給両面で生じていることがうかがえる。こうした品目別の違いの背景にある、消費者の嗜好や市場構造などの要因の分析は今後の課題と考えられる。

本節の最後に、Shapiro (2022a) の方法⁸を用いた各国での価格変動要因の分解結果を、OECD (2022) に基づいて紹介したい。図7は英国、カナダ、韓国の結果を示したものであるが、英国とカナダでは2021年以降、需要要因・供給要因の両方が物価上昇に寄与している一方、韓国では21年前半は需要要因の寄与が大きく、21年後半以降は供給要因の寄与が過半を占めている。先進諸国でコロナ禍からの景気回復の過程において、ロシアのウクライナ侵略なども相まって供給制約による価格上昇が加速した様子が読み取れる。なお、図8は我が国について、SNAの目的別最終消費支出のデータを用いて、同様の分析を試みた結果を示している。POSデータの分析と異なり、消費支出全体を10程度に分類した統計を用いた分析結果であり、品目分類が粗いことから結果の解釈は慎重に行うべきであるが、21年度のデフレーターの上昇の多くは価格誤差、数量誤差共にプラス（正の需要ショック）であり、ウクライナ侵略までの期間は我が国でも需要要因で、例えば娯楽・スポーツ・文化関連のサービスの価格が上昇していたことが示唆されている。

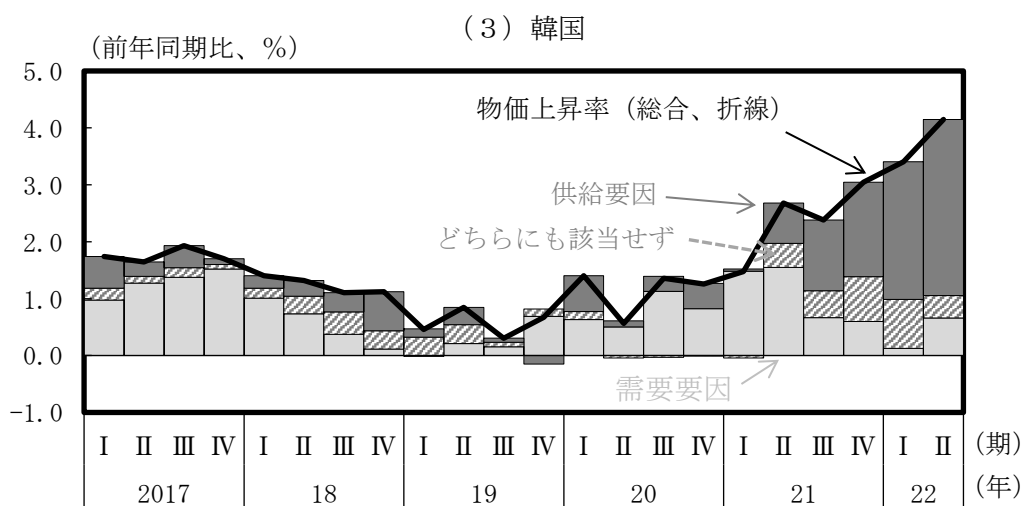
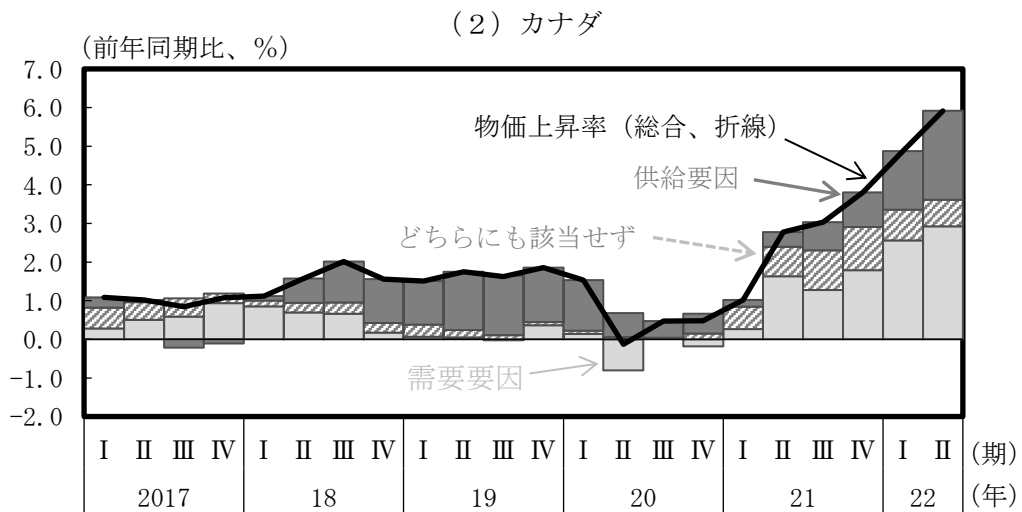
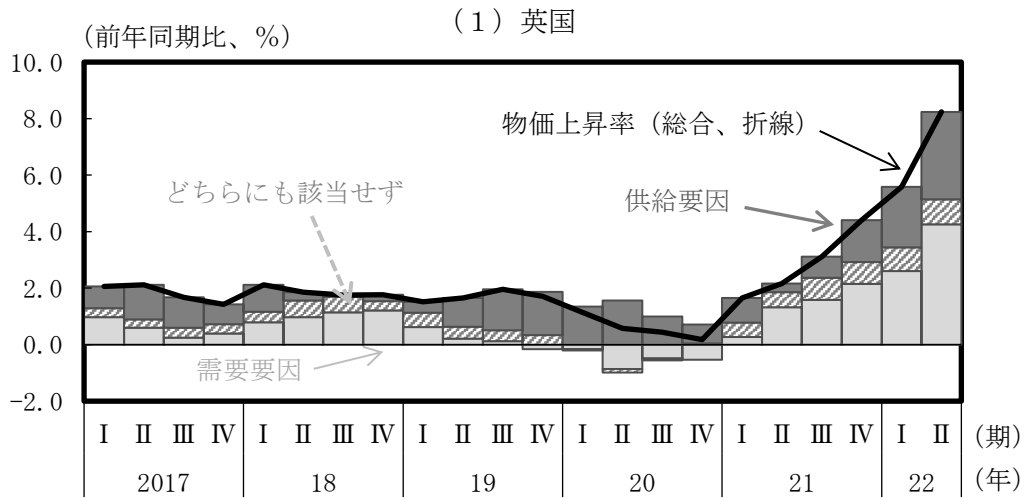
⁸ 分解方法は2節で紹介した方法と同じだが、ここでは価格や数量誤差が小さい品目を一定の基準で需要・供給の「どちらにも該当しない」分類としている。

図6：価格誤差と数量誤差の相関関係



(備考) 株式会社ナウキャスト「日経 CPINow」により作成。
2000年1月～2023年6月の各月における価格誤差と数量誤差をプロット。
各誤差の算出は、第2節(2)を参照。

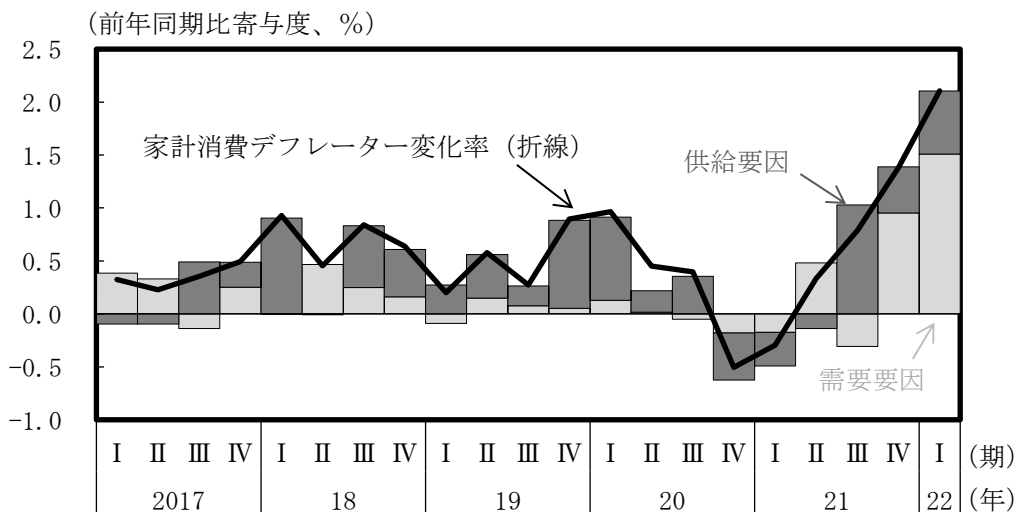
図7：各国の物価上昇率の需給分解



(備考) OECD.Economic outlook により作成。

「どちらにも該当せず」は、価格誤差または数量誤差が0に近いことにより、要因の識別が困難と判断された項目。

図8：国民経済計算における家計の目的別消費デフレーターの需給分解



(備考) 内閣府「国民経済計算年報」により作成。

連鎖方式の実質系列を使用していることから、加法整合性が成立していない。

表3：目的別消費デフレーターの需要項目一覧

(デフレーター前年比寄与度順、2022年1-3月期)

順位	品目	価格誤差	数量誤差	デフレーター前年比	デフレーター前年比寄与度
1位	住宅・電気・ガス・水道	0.4	0.3	3.4	0.9
2位	食料・非アルコール	2.2	0.3	3.1	0.5
3位	娯楽・スポーツ・文化	0.2	0.4	1.0	0.1
4位	被服・履物	1.1	2.0	0.7	0.0

(備考) 内閣府「国民経済計算年報」により作成。

4. 諸外国の参考事例と今後の活用可能性

本稿の分析では、カテゴリー、もしくは品目分類別の価格と購入数量のオルタナティブデータを用いた。これ以外にも、内閣府では景気動向をみる上でオルタナティブデータの活用を進めており、特に消費動向の分析においては、クレジットカードデータに加え各種の公表データを補完的に組み合わせることで、公的統計よりも迅速かつ、公的統計との整合性も保たれた新たな指標の開発を行っている（鈴木・森 2023）。

欧米等の諸外国でも、景気動向や政策運営の判断材料としてオルタナティブデータを活用する例が増えていると考えられ、この節では欧米での活用事例を簡単に紹介し、我が国での今後の活用余地を考える上での参考にしたい。

最初に、我が国と欧米諸国との違いとして、海外では統計作成部局が率先して、オルタナティブデータを活用した補完的な景気指標を作成・公表している点を指摘したい。例えばアメリカでは、GDP統計の公表を担うBEA（商務省経済分析局）がHPで、リアルタイムに近い消費動向としてクレジットカードやデビットカードの日次の取引額の公表を開始⁹している。当該データは国内最大手のクレジットカード事業者（Fiserv）から提供されたもので、ウェイト調整や必要な補正は施しているものの、必ずしも各業界の販売額動向に対する代表性は有していないことが留保されている。BEAはこうした速報性の高いクレジットカードデータの公表が当局者の政策運営上の判断に有益だった例として、コロナ禍以外にも、2019年初の政府機関閉鎖（小売販売統計の公表が通常よりも1か月遅れ）時の代替指標としての活用や、2017年の大型ハリケーンによる一部地域の消費動向の迅速な把握を挙げている¹⁰。

英国でも、国家統計局（ONS）が定期的に、リアルタイムデータのみを用いた経済動向分析結果をレポート形式で公表し、データ提供も行っている。同レポートには、事業環境及び雇用動向、消費者行動、エネルギー及び住宅、運輸の4つの分類で週次・日次等で更新されるデータの分析結果が掲載され、各データ系列には季節調整が行えないことやカバレッジに限界があることなど制約もあるが、よりタイムリーな経済動向の把握に資する、と位置付けている。

第二に、オルタナティブデータの経済分析への有用性は、従前より研究者やエコノミスト等から指摘され¹¹、実証的な分析の場で用いられてきたが、コロナ禍で注目度がさらに高まったのち、コロナ禍の影響が落ち着いて以降も引き続き注目が続いていると考えられる。オルタナティブデータのうち、特に政府が保有するデータは整備状況・利用可能性共に国によって大きく異なるが、民間が保有するデータのうち例えばクレジットカード支出データは、先進諸国では比較的共通して利用できるデータと考えられる。

クレジットカードデータを用い、リアルタイムで異なる財・サービス間の消費動向を検証する動きはコロナ禍で活発に行われてきた¹²が、それ以外にも失業期間に応じた消費動向の検証¹³など、オルタナティブデータはその情報量の多さゆえに伝統的なデータでは実現できなかった分析を可能とし、結果としてマクロ経済動向をみる上で不可欠な位置づけとなっているとも考えられる。

第三に、様々な経済政策の効果をみる上での高頻度データの優位性も指摘されている。

⁹ 2023年5月5日時点で、日次取引額データが7つの業種分類別に公表されている。

<https://www.bea.gov/data/special-topics/near-real-time-spending>

¹⁰ Aladangady et. al. (2022) <https://www.nber.org/chapters/c14267>

¹¹ Einav and Levin (2014) は公的統計以外のデータ（行政データや民間が保有するデータ）を用いた経済学の実証研究論文の比率が2000年代末以降大きく増えていることを指摘し、そうしたデータが経済的な影響や効果の計測を改善することへの期待を述べている。

¹² 例えば、Chetty et.al (2020) や Hacıoglu-Hoke et.al. (2021) が挙げられる。

¹³ Andersen et.al. (2021) では、行政データとクレジットカード支出データを組み合わせることにより、失業保険給付の受給とカード支出額の関係や、どのような要因が支出減への保険として機能しているのか（self-insurance channel）を議論している。

例えば、内閣府（2023）では、コロナ禍での家計への支援のために行われた給付事業である「特別定額給付金」の政策効果を、家計の収入と支出がリアルタイムで記録される家計簿アプリデータの強みを活かして検証している。また、効果の即効性が見込まれる金融政策については、これまでは高頻度で利用できるマクロ経済指標が利用できなかったことから、金融資本市場のデータを用いて、その効果が議論されてきた。欧米諸国では急激なインフレの加速を抑制するため、22年初頃から中央銀行が利上げを進めており、こうした金融政策の変更が実需に及ぼした影響の振り返りが重要である。これに際して、高頻度で利用できるクレジットカードデータを使うことで、金融政策発動のタイミングとずれのない分析を行うことができ、政策効果が発現するまでのラグも把握できることから、今後の活用の拡がりへの期待が高まっている¹⁴。

オルタナティブデータの景気判断や政策判断への活用可能性が高まる一方、活用するための課題も指摘されている。まず、こうしたデータのほとんどは経済指標を作成するためではなく別な目的のため、または自然発生的に生成されており、指標として利用するには、コストをかけて従来のような経済指標に近いものに加工することが必要である。こうした加工を民間企業が行う場合、利用する側は加工コストを負担することが必要となるのが一般的である。このため、オルタナティブデータの活用を考える景気判断部局は、その財源の範囲内で必要性が高いデータを選ぶことが求められる。

次に、こうしたデータの多くは、収集が始まってから日が浅いか、もしくは過去に遡ることに限界があり、利用可能な期間が公的統計などよりもはるかに限られている。このため、従来から用いられてきた季節調整手法を適用することが難しい。また、データの頻度が高くなることに伴い（例えば月次から週次）、消費や貿易などに影響を及ぼし得る主要なイベント（例えば欧米のイースターや中国の春節）が起きる週が毎年異なるため、パターンを調整することが難しくなると考えられる。

本稿の議論を振り返ると、オルタナティブデータの景気判断への応用可能性については、多くの課題が残されているものの、その潜在的な活用余地は多くの先進諸国で認識され、様々な取組みが進められていることが明らかになった。こうしたオルタナティブデータは、高頻度かつ迅速に利用可能であることから、政府の景気判断部局が特にコロナ禍やリーマンショック、震災時といった、経済社会活動に対して突発的に大きなショックが生じた際に迅速に経済動向を把握することに、公的統計にはない強みを有している。また政策効果の分析に関しても、例えば給付金などの所得移転が行われた際に、家計の消費行動にどのような影響が及ぶのかなどについて精緻な分析を行うことが可能となる。今後、政府が景気判断や政策効果分析を行っていくうえでは、オルタナティブデータの制約や特性を認識し、データの分析方法を検証しながら、今後一層の活用を図っていくことが重要であろう。

¹⁴ Grigoli and Sandri (2022) はドイツのクレジットカード支出データを用いて ECB の金融政策変更の効果を検証した結果、短期金利に影響を及ぼす伝統的な金融政策は、より長期の金利に影響を及ぼす非伝統的な金融政策より即時性が高く効果が明らかであるとしている。

参考文献

- 浦沢聡士 (2023) 「オルタナティブデータと経済ナウキャストーGDP 統計との比較で見る人流データ、クレカ利用情報の特徴ー」, 神奈川大学『経済貿易研究』第49号, pp.209-217.
- 小寺信也・藤田隼平・井上祐介・新田堯之 (2018) 「POS・テキストデータを用いた消費分析ー機械学習を活用してー」 経済財政分析ディスカッション・ペーパー・シリーズ DP18/1.
- 鈴木源一朗・森成弥 (2023) 「クレジットカードデータを用いた個人消費動向把握の精度向上の取組」 経済財政分析ディスカッション・ペーパー・シリーズ DP23/1.
- 内閣府 (2023) 「特別定額給付金が家計消費に与えた影響ーリアルタイムに記録される家計簿アプリデータを活用した分析ー」 政策課題分析シリーズ 22.
- 古田謙一 (2020) 「新型コロナウイルス感染症による物価変動ー需要ショックか供給ショックかー」 マンスリートピックス No.60, 内閣府経済財政分析担当.
- Aladangady, Aditya, Aron-Dine, Shifrah, Dunn, Wendy, Feiveson, Laura, Lengermann, Paul, Sahm, Claudia (2022) “From Transactions Data to Economic Statistics: Constructing Real-time, High-frequency, Geographic Measures of Consumer Spending,” *Big Data for Twenty-First-Century Economic Statistics*, NBER.
- Andersen, Asger Lau, Amalie Sofie Jensen, Niels Johannesen, Claus Thustrup Kreiner, Søren Leth-Petersen, and Adam Sheridan (2021) “How do households respond to job loss? Lessons from multiple high-frequency data sets,” CEPR Discussion Paper 16131.
- Chetty, Raj, John N. Friedman, Nathaniel Hendren, Michael Stepner, and the Opportunity Insights Team (2020) “The Economic impacts of COVID-19: Evidence from a new public database built using private sector data,” NBER Working Paper 27431.
- Einav, Liran, and Jonathan Levin (2014) “Economics in the age of big data,” *Science*, 346(6210): 1243089.
- Grigoli, Francesco, Sandri, Damiano (2022) “Monetary Policy and Credit Card Spending,” IMF Working Paper, WP/22/255.
- Hacioglu-Hoke, Sinem, Diego R. Kânzig, and Paolo Suricö (2021) “The distributional impact of the pandemic,” *European Economic Review*, 134: 103680.
- OECD (2022) *OECD Economic Outlook*, Volume 2022 Issue 2, Paris: OECD Publishing.
- Shaprio, Adam (2022a) “A Simple Framework to Monitor Inflation,” Working Papers 2020-29. Federal Reserve Bank of San Francisco.
- Shaprio, Adam (2022b) “Decomposing Supply and Demand Driven Inflation,” Working Papers 2022-18. Federal Reserve Bank of San Francisco.