



日本銀行ワーキングペーパーシリーズ

POS データを用いた 需要関数の市場横断的推定

轟木亮太郎*

ryoutarou.todoroki@boj.or.jp

大高一樹**

kazuki.ootaka@boj.or.jp

No.25-J-6
2025 年 6 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。

POS データを用いた需要関数の市場横断的推定*

轟木亮太郎[†]・大高一樹[‡]

2025 年 6 月

【要旨】

本稿では、高粒度の POS データに対し、ミクロ経済学における標準的な実証モデルと機械学習手法を用い、わが国における幅広い消費財について、需要関数を品目別に推定した。具体的には、需要の価格弾力性や曲率といった需要関数の形状を規定するパラメータを市場横断的に時系列で推計したほか、マークアップ等への影響を考察した。集計された推計結果をみると、需要の価格弾力性は、中央値には大きな変化がみられなかったが、仔細にみれば、近年にかけて絶対値が緩やかに低下（マークアップは緩やかに上昇）していることが分かった。需要関数の曲率は、2010 年代半ばにかけ上昇し、その後は下落していたことが示された。最近の需要関数の決定要因について考察するため、推計された需要関数のパラメータを用いてパネル分析を行った結果、就業率や、市場集中度等が需要関数と関係している可能性が示唆された。特に、女性の就業率の上昇は、近年の価格弾力性の絶対値・曲率の低下に寄与したと考えられる。すなわち、この結果は、近年の労働参加の拡大により、家計の購買行動が変化している可能性を示している。

JEL 分類番号：C55、D12、D43、L11、L13、L16

キーワード：消費行動、屈折需要曲線、マークアップ、機械学習

* 本稿の作成に当たっては、青木浩介氏、川田恵介氏、北村行伸氏、陣内了氏、若森直樹氏、および日本銀行のスタッフから有益なコメントを頂戴した。また、経済産業省から「企業活動基本調査」の調査票情報の提供を、慶應義塾大学 経済学部附属経済研究所パネルデータ設計・解析センターから「日本家計パネル調査(JHPS/KHPS)」の個票データの提供を受けた。記して感謝の意を表したい。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 (ryoutarou.todoroki@boj.or.jp)

[‡] 日本銀行調査統計局 (現・金融研究所) (kazuki.ootaka@boj.or.jp)

1. はじめに

需要曲線の形状は、総需要の価格に対する感応度を決定し、国内総生産やインフレ率といった主要なマクロ経済変数に直接的な影響を及ぼすため、消費者行動を分析するミクロ経済学のみならず、マクロ経済学でも重要な意味を持つ。特に、需要曲線の傾き、すなわち、需要の価格弾力性は、企業の価格設定行動、すなわちマークアップを規定するうえで中心的な役割を果たす。また、需要関数の曲率は、日本における価格据え置き慣行を説明するうえで重要な意味を持っている（Furukawa *et al.* [2024]）。しかしながら、需要曲線の詳細な形状をマクロ経済の観点から、需要と価格のデータを直接的に用いつつ、品目・地域によって規定される市場において、横断的に、時系列で推計する試みは、データ制約や推計の難しさもあって、これまで十分には進展してこなかった¹。

本稿では、スーパーマーケット等の販売記録データ（Point-of-Sales; POS データ）を用いて、幅広い品目について、品目ごとの需要の価格弾力性（需要関数の 1 階微分）・需要関数の曲率（2 階微分）を市場横断的に推計した。産業組織論を中心とした需要関数の推計に関する従来の研究では、単一市場に注目し、企業の競争環境や市場支配力の推定を目的としているものが多く、本稿のように市場横断的に需要関数を推計する研究は限られていた。もっとも、近年、高粒度データに依拠する形で、複数市場に同時に適用可能な（スケーラブルな）手法を用いて、財の価格弾力性を市場横断的に推計する研究もみられている（Brand [2021]、Atalay *et al.* [2023] など）。本稿では、この手法を拡張し、テキスト分析と機械学習の手法を組み合わせることで、曲率を含む需要関数をより精緻に、市場横断的かつ時系列的に推計することを試みた。さらに、推計された、品目別、地域別、時期別の価格弾力性・曲率のパネルデータを用いて、わが国の財市場における需要関数のパラメータの決定要因やそれらの要因の変化の背景、およびマークアップへの影響を考察した。

本稿の主な結果は以下の通りである。過去 30 年間の価格弾力性やそこから示唆されるマークアップには時系列的にみて大きな変化はみられなかった。仔細にみると、近年にかけて、価格弾力性の絶対値は緩やかに減少、マークアップは緩やかに増加していた。需要曲線の曲率は 2010 年代半ばにかけて上昇後、足も

¹ 価格設定モデル等のマクロ経済モデルにおいて、マクロの需要関数のパラメータをパラメトリックに（間接的に）推計するような研究はいくつかみられ、Furukawa *et al.* [2024] はその一例である。

とにかけて低下していた。さらに、需要関数の決定要因について考察するため、パネル分析を行うと、競争環境・就業率・インフレ率が、価格弾力性および曲率と、統計的に有意に関係することが明らかになった。特に、女性の就業率の増加とインフレ率の上昇は、近年の価格弾力性の絶対値・曲率の低下の要因であると考えられる。すなわち、近年の労働参加の拡大やインフレ率の上昇により、消費者の購買行動に変化が生じた可能性を示している。

（先行研究）

本稿は、第一に、需要関数の推計に関する多くの研究と関連している。差別化された財の需要関数の推定においては、Berry, Levinsohn, and Pakes [1995]が確立した、操作変数法を用いて離散選択モデルを推計する方法が、以降、多くの研究で用いられている。この手法をスキャナーデータ（POS データに相当する米国におけるスーパーマーケット等の高粒度な販売記録データ）に適用して、消費財の需要関数を直接的に推定した研究の嚆矢として、米国のシリアル市場を対象に分析した Nevo [2001]がある。わが国でも、単一の市場に着目した研究としては、Igami [2017]（ハードディスク市場）や Yoo, Wakamori, and Yoshida [2021]（自動車市場）などが挙げられる。一方、最近では、Brand [2021]や Atalay *et al.* [2023] など、スキャナーデータを用い、複数市場に同時に適用可能な（スケーラブルな）方法で、市場横断的に幅広い財の需要の価格弾力性を推計する研究が米国でみられている。本稿の分析手法もこれらの拡張であり、わが国において、幅広い市場を対象に横断的に需要関数を推計した研究は、筆者らの知る限りではみられない。また、米国や欧州を対象にした研究では、需要の価格弾力性だけでなく、需要関数の曲率に着目した研究もごく一部でみられている (Dossche, Heylen, and Van den Poel [2010]; Nakamura and Zerom [2010]; Beck and Lein [2020])。例えば、Dossche, Heylen, and Van den Poel [2010]では、欧州のスーパーマーケットのデータをもとに、需要関数の非対称性を実証している。しかしながら、本稿のように、複数の市場を対象に需要曲線の曲率の時系列変化を実証した研究は今までのところみられない。

第二に、本稿はマークアップの推計に関する先行研究と関連している。マークアップの推計には、De Loecker and Warzynski [2012]で提案された、企業の財務データから生産関数を推定しマークアップを推計する、いわゆる「生産関数ア

アプローチ」が広く用いられている（IMF [2019]や De Loecker, Eeckhout, and Unger [2020]等）。わが国では、Nakamura and Ohashi [2019]が、企業活動基本調査の調査票情報を用いて、わが国企業の 2001 年から 2016 年のマークアップを推計し、この間明確なトレンドがないことを示している。また、青木・高富・法眼 [2023]は、Yeh, Macaluso, and Hershbein [2022]を参考に、マークアップを推計し、わが国企業が、マークアップが縮小傾向を辿るもとで、賃金マークダウンによる賃金抑制傾向を強めてきたことを示した²。一方、本稿では、「生産関数アプローチ」ではなく、推計された需要関数からマークアップを求める、いわゆる「需要関数アプローチ」によりマークアップを推計している。「需要関数アプローチ」は、後ほど詳しく論じるように、企業の財務情報に依拠しないため、生産関数アプローチと比べて速報性が高い等の利点がある。米国では、前述の Brand [2021]や Atalay *et al.* [2023]が、需要の価格弾力性から示唆されるマークアップを推計しているが、わが国を対象に、需要関数アプローチをマクロ的に適用したのは本稿が初めてである。

第三に、本稿は需要関数の決定要因についての先行研究と関連している。需要関数は、商品属性や消費者属性、競争環境、マクロ経済要因等によって複雑に影響を受ける³。特に、わが国を対象とした先行研究をみると、労働時間の趨勢的な変化や低インフレの長期化が、商品の需要動向と関係があることを示唆するものが多い。例えば、Sudo *et al.* [2018]は、1990 年初以降の労働時間の減少が、消費者のいわゆる「バーゲンハンティング」の不効用を減少させ、割引セールの頻度を増加させたことを示している。これは、この間、価格感応的な消費者が増加したことを示しており、需要関数と労働時間に一定の関係があることを示唆している。Aoki, Ichiue, and Okuda [2019]では、消費者のデフレ信念が強まると、消費者はサーチコストを払い、より安い商品を探そうとするため、需要関数

² このほか、同じく企業の財務データを利用し、マークアップを売上高と平均費用の比率と定義した、いわゆる「会計アプローチ」の研究もみられる（Kikuchi [2024]）。

³ 商品属性：生活必需品と贅沢品、代替可能性、ブランド効果などにより、需要の弾力性が異なる（Marshall [1920]; Krishnamurthi and Raj [1991]; Andreyeva, Long, and Brownell [2010]等）。消費者属性：所得、年齢、就業状態、買い物時間などが、消費者の価格感応度に影響を及ぼす（Chaloupka and Warner [2000]; Aguiar and Hurst [2007]; Sudo *et al.* [2018]等）。競争環境：市場の競争度や企業の価格戦略により、代替財の存在が需要の弾力性を高める傾向がある（Bijmolt, Van Heerde, and Pieters [2005]等）。マクロ経済要因：景気循環、インフレ、及び政策措置が、短期・長期の需要弾力性に影響を与える（Chaloupka and Warner [2000]; Bijmolt, Van Heerde, and Pieters [2005]; Gordon, Goldfarb, and Li [2013]等）。

が屈折し、企業は価格転嫁が難しくなることを示している。本稿では、高粒度なデータを用いて需要関数の品目・地域別かつ時系列の推計を行うことで、新たな決定要因についての分析を試みている。このように、高粒度データを用いて需要関数のパラメータの決定要因を考察した先行研究はまだ限られているが、例えば、米国では、Rosenthal-Kay, Traina, and Tran [2024]が、スキャナーデータから推計した個別商品ごとの需要の価格弾力性データを用い、①市場シェアが大きい商品の需要は、市場支配力の存在により価格変化に対して非弾力的になること、②人口が多いもしくは消費者の収入が多いローカル市場では、競争が激しいため、需要はより価格に対して弾力的になることを実証的に示している。

最後に、本稿は、需要関数の推計に用いる品質等の商品属性を、商品名等の非構造化データ（テキスト）から「機械的に」抽出するという点で、自然言語処理や機械学習の文献とも関係している。先行研究では、例えば、ヘドニック価格指数の推計に、自然言語処理や機械学習手法を用いた研究（Cafarella *et al.* [2023]; Bajari *et al.* [2023]）や、需要関数の推定において、AI 技術（深層学習による埋め込みモデル）を用いて商品の画像やテキストから品質等の情報を抽出する研究（Bach *et al.* [2024]）があるが、本稿もそうした研究の一つと考えられる。

2. データの概要

本稿では、マーチャンダイジング・オン社の POS データ（RDS-POS 市場データ）を使用した。本データセットは、約 80 万点の商品銘柄ごとに、商品名、商品分類（JICFS 分類）、メーカー名、100 店舗当たりの平均売上高および平均売上数量等のデータを含んでいる。本データは、①月次・地域別・店舗形態別に集計した「通常 POS」と、②年次・全国・スーパーのみを集計した「30 年 POS」、の 2 つのデータセットに分けて提供されている（図表 1）。なお、本稿の分析対象は、本データのうち、食品（飲料・たばこを含む）、日用品（日用雑貨・医薬品・家庭用品等）、文化用品（文具・玩具等）、衣料・身の回り品・スポーツ用品とした⁴。また、プライベートブランド（PB）商品は、メーカー名がマスクされているため、分析から除外した。

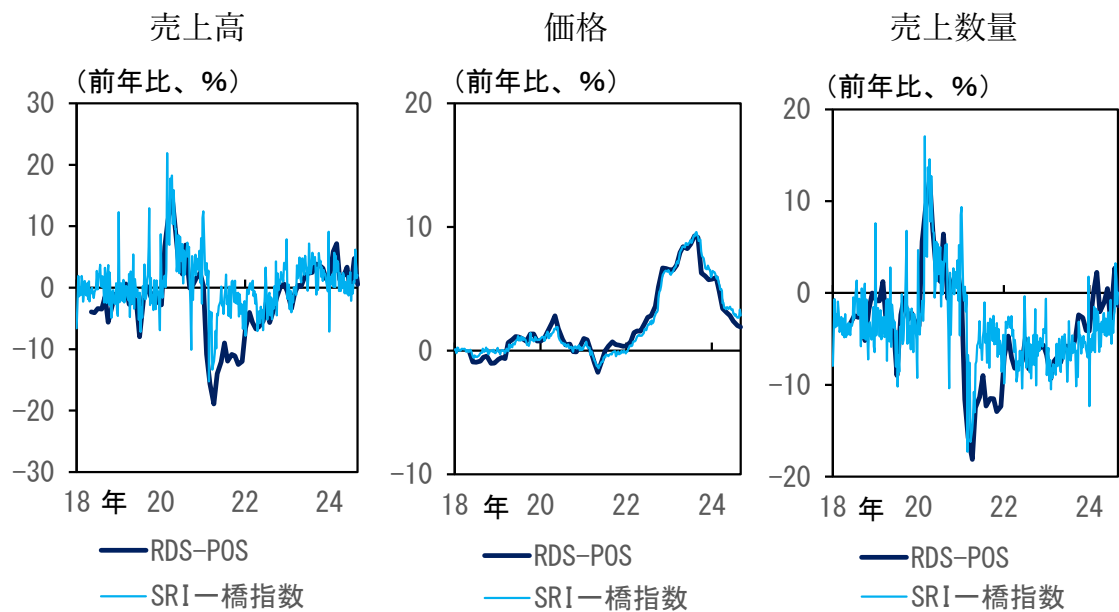
⁴ 2023 年における各カテゴリの売上高構成比は、食品：92.5%、日用品：6.8%、文化用品：0.3%、衣料・身の回り品・スポーツ用品：0.1%であった。

(図表 1) POS データの概要

	①通常POSデータ	②30年POSデータ
対象	スーパーマーケット・コンビニエンスストア・ドラッグストア	スーパーマーケットのみ
データ期間	2017/5月～（スーパーの場合）	1992年～
データ頻度	日次・週次・月次	年次
地域区分	全国・地域別（10地域）	全国のみ

本データの集計値を時系列で確認すると、データソースの異なる SRI 一橋大学消費者購買指数や CPI と概ね同様の動きをしていることが確認でき、マクロ的な消費行動を分析するうえで十分なカバレッジを有していることが示唆される（図表 2、3）。

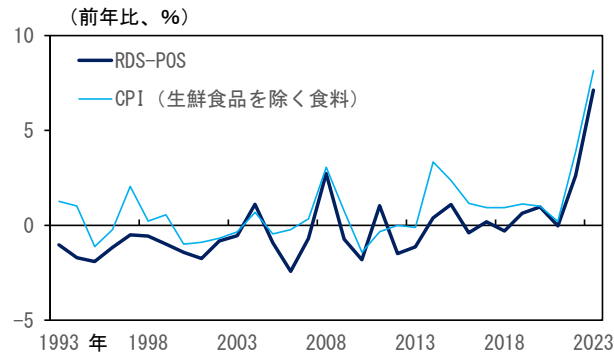
(図表 2) 集計値の時系列推移



(注) RDS-POS は月次、SRI 一橋指数は週次データ。RDS-POS は、スーパーマーケットで販売される食品（除く生鮮食品）のデータを用いて集計。

(出所) 一橋大学、マーチャндаイジング・オン RDS-POS 市場データ

(図表 3) 消費者物価指数との比較



(注) RDS-POS は、スーパーマーケットで販売される食品（除く生鮮食品）のデータを用いて集計。RDS-POS は、価格の Sato-Vartia 型指数の前年比。

(出所) 総務省、マーチャンダイジング・オン RDS-POS 市場データ

本稿で利用するデータは、30 年という長期間かつ、足もとまでのデータを全国・地域レベルで使用可能であるため、マクロ的な消費行動の分析に非常に有用であると考えられる。この点は、先行研究で用いられてきた POS データやスキナーデータが、データの制約から、長期の時系列分析やリアルタイム分析に限界があった点とは対照的である。一方、本データは店舗や顧客の属性についての情報は含まれておらず、先行研究 (Atalay *et al.* [2023] 等) でみられるような消費者の購買データと紐づけた分析は難しい面がある。

3. 推計手法

本章では、需要の価格弾力性、マークアップ、需要関数の曲率の推計方法について説明する。

本稿におけるマークアップの推計では、推計した需要関数と競争モデルを組み合わせて推計する「需要関数アプローチ」を用いる。「需要関数アプローチ」では、競争モデルと市場の競争度の仮定のもとで、需要の価格弾力性からマークアップを推計することができる。マークアップの推計には、企業の財務データから生産関数を推定する「生産関数アプローチ」が広く用いられているが、これを「需要関数アプローチ」と組み合わせることで、構造モデルなどのマークアップ推計で設定されている仮定の妥当性を評価することも可能である（De Loecker and Scott [2016]）。また、「需要関数アプローチ」は、推計に利用する POS データをリアルタイムで入手することが可能なため、企業の財務情報を利用する「生産関数アプローチ」と比して、速報性が高いことも利点の一つである。

具体的には、価格弾力性については、Atalay *et al.* [2023] を参考に、Berry [1994] のロジットモデルを仮定し、操作変数を用いて推計する。マークアップの推計では、Nevo [2001] と同様に、差別化された財におけるベルトラン競争を仮定する。需要関数の曲率は、Berry [1994] の推計式に価格の 2 次の項を含めることで推計する。

3-1. 需要モデル

Berry [1994] の離散選択モデルを概説し、本稿で用いる推計式を導く。まず、市場 m （品目・地域）において、消費者 i が商品 j を時点 t に購入した場合の間接効用（ $u_{m,t,i,j}$ ）が、以下のように与えられると仮定する。

$$u_{m,t,i,j} = \delta_{m,t,j} + \epsilon_{m,t,i,j} = \beta_{m,t}^0 + \sum_k \beta_{m,t}^k x_{m,t,j}^k - \alpha_{m,t} p_{m,t,j} + \xi_{m,t,j} + \epsilon_{m,t,i,j} \quad (j = 0, \dots, J)$$

ここで、 $\delta_{m,t,j}$ は商品 j の平均効用、 $x_{m,t,j}^k$ は k 番目の品質、 $p_{m,t,j}$ は価格、 $\xi_{m,t,j}$ は観察されない製品属性、 $\epsilon_{m,t,i,j}$ は個人・商品ごとに特有な選好へのショックを表す。 $\epsilon_{m,t,i,j}$ は、i.i.d.かつ以下の累積密度関数を持つ（第一種極値分布に従う）と仮定する。

$$P(\epsilon_{m,t,i,j} \leq x) = F(x) = \exp\{-\exp(-x)\}$$

また、 $j = 0$ は、潜在的な消費者が持つ「どの商品も買わない」という選択肢（アウトサイドオプション）であり、平均効用（ $\delta_{m,t,j}$ ）は $\delta_{m,t,0} = 0$ となるよう基準化する。

潜在的な消費者が、間接効用を最大化する j を1つ選ぶ（離散選択）と仮定すると、商品 j のマーケットシェア（ $s_{m,t,j}$ ）は消費者 i が商品 j を購入する確率となり、以下のような多項ロジットモデルの形となる。

$$s_{m,t,j} = \frac{\exp(\delta_{m,t,j})}{1 + \sum_l \exp(\delta_{m,t,l})}$$

ここで、以下のように、商品 j のシェアとアウトサイドオプションのシェアの対数差をとると、価格（ $p_{m,t,j}$ ）と商品品質（ $x_{m,t,j}^k$ ）に関する推計可能な線形回帰式となる。

$$\begin{aligned} \ln(s_{m,t,j}) - \ln(s_{m,t,0}) &= \ln\left(\frac{\exp(\delta_{m,t,j})}{1 + \sum_l \exp(\delta_{m,t,l})} \bigg/ \frac{1}{1 + \sum_l \exp(\delta_{m,t,l})}\right) \\ &= \delta_{m,t,j} \\ &= \beta_{m,t}^0 + \sum_k \beta_{m,t}^k x_{m,t,j}^k - \alpha_{m,t} p_{m,t,j} + \xi_{m,t,j} \end{aligned}$$

このとき、商品 j の自己価格弾力性（商品 j の価格が1%変化したときにその商品 j の需要が何%変化するか）、商品 j の商品 r に対する交差価格弾力性（商品 j とは別の商品 r の価格が変化したときに商品 j の需要が何%変化するか）は、推計されたパラメータ（ $\alpha_{m,t}$ ）を用いて、以下のように計算される。

$$\frac{\partial s_{m,t,j}}{\partial p_{m,t,r}} \frac{p_{m,t,r}}{s_{m,t,j}} = \begin{cases} -\alpha_{m,t} p_{m,t,j} (1 - s_{m,t,j}) & : \text{自己価格弾力性 } (j = r) \\ \alpha_{m,t} p_{m,t,r} s_{m,t,r} & : \text{交差価格弾力性 } (j \neq r) \end{cases}$$

3-2. 競争モデル

価格弾力性からマークアップを算出するための競争モデルを考える。市場 m 、時点 t における、企業 f の利潤 ($\pi_{m,t,f}$) は、以下の式で表される。

$$\pi_{m,t,f} = \sum_{j \in \mathcal{J}_{m,t,f}} M_{m,t} s_{m,t,j} (p_{m,t,j} - mc_{m,t,j})$$

ここで、 $M_{m,t}$ は時点 t における市場 m の潜在的な消費者の数であり、マーケットサイズとも呼ばれる。 $mc_{m,t,j}$ は商品 j の限界費用、 $\mathcal{J}_{m,t,f}$ は時点 t に市場 m で企業 f が生産する商品の集合である。

Atalay *et al.* [2023]と同様、ここでは2つの仮定を置く。①企業 f （生産者）は市場 m における小売価格を、利潤を最大化するように、競合他社と同時に設定する⁵。ここで、限界費用 ($mc_{m,t,j}$) には、生産コストのほか、流通コスト、販売コスト等、実際には生産者以外が負担するコストも含まれる。②規模の経済や範囲の経済は考慮せず、限界費用は売上個数にかかわらず一定とし、他市場での売上個数や同社の他製品の売上にはよらないものとする。

以上の仮定の下で、企業間で製品差別化が行われているベルトラン競争（価格競争）を仮定すると、利潤最大化の一階の条件より、

$$s_{m,t,j} + \sum_{r \in \mathcal{J}_{m,t,f}} (p_{m,t,r} - mc_{m,t,r}) \frac{\partial s_{m,t,r}}{\partial p_{m,t,j}} = 0$$

が成立する。 $(s_{m,t,1} \dots s_{m,t,J})' = s$, $(p_{m,t,1} \dots p_{m,t,J})' = p$ とベクトル表記して整理すると、マークアップ (μ) は、以下のように求められる⁶。

$$\mu = \left(\frac{p_{m,t,1}}{mc_{m,t,1}} \dots \frac{p_{m,t,J}}{mc_{m,t,J}} \right)' = 1 / \left[1 + \left(\Omega \circ \frac{\partial s'}{\partial p} \right)^{-1} \frac{s}{p} \right]$$

⁵ Atalay *et al.* [2023]では、ここで、生産者が直接小売価格を設定し、小売業者は生産者から商品棚を使用するための固定費用のみを受け取り、小売マージンを取らないことを想定している。

⁶ なお、推計された自己価格弾力性が-1より大きい商品は、利潤最大化の条件（二階条件）を満たさないため、マークアップの推計からは除外した。

ここで、 Ω は、商品 j と商品 k を同じ企業が生産するとき (j, k) 要素が1、その他が0となる $J \times J$ の行列、 $\circ$ は行列の要素ごとの積（アダマール積）を表す。また、ベクトルの除算は要素ごとの除算を表す。

3-3. 品質情報等の抽出

一つの市場の中でも、品質や容量が大きく異なる商品銘柄が存在するため、推計上はこれらを適切に考慮することが重要であり、Berry [1994]の推計式の説明変数には商品品質 ($x_{m,t,j}^k$) が含まれている。品質には、例えば食品の場合、容量のほか、栄養成分や原材料、添加物、原産地、ブランドなどが含まれると考えられる。もっとも、本稿で用いた POS データには、品質や容量といった情報は、構造化された形では含まれていない。品質を考慮するために、商品別の固定効果を加えてパネル推計することも考えられるが、POS データでは、食品カテゴリーの約半数が2年以内に入れ替わるなど、商品の入れ替わりが激しく、固定効果パネルによる推計が安定しないという問題がある。そこで本稿では、テキスト分析と機械学習 (post-Lasso) の手法を用いて、商品名等からの品質情報の抽出を試みた。本手法を用いることで、商品サイクルに対してデータ頻度が低い場合でも、クロスセクションで比較的安定して推計が可能となる。また、後述のように、操作変数の独立性に影響を及ぼし得る、メーカー (ブランド) 単位の固有の大きな需要ショックがあった場合も、この方法により、商品名に含まれるメーカー名 (ブランド名) が抽出されることで、そのメーカーに対する平均的な効果がコントロールされることが考えられる。

本稿で提案する品質情報等の抽出の手順は以下の通り：

- ① 日本語形態素解析システム MeCab⁷を用いて、商品名を品詞分解する。
- ② 次に、品詞分解で数詞に分類された品詞のうち、原則、商品名の一番後ろにある数詞を容量情報として抽出する⁸。

⁷ MeCab: <https://taku910.github.io/mecab/> (2025年4月1日閲覧)。システム辞書にはIPA辞書を用いた。

⁸ 容量の情報は、商品名の最後にあることが多いため、商品名の最も後ろについている数詞を容量とみなした。また、数詞に続く単位が、「kg」や「L」の場合は1,000倍するなどして、gまたはml単位に揃えた (g単位とml単位の商品が混在する品目はごく僅少であった)。その他、パック商品 (「200g×3」など)

- ③ 数詞以外の品詞については、各品詞の出現頻度により商品名を数値ベクトル化 (Bag of Words: BoW) し、商品×品詞の行列を作成する⁹。
- ④ Berry [1994]の線形回帰式において、商品品質 ($x_{m,t,j}^k$) を、容量 ($V_{m,t,j}$) と出現頻度ベクトル ($w_{m,t,j}^k$) とした、以下の式を推計する。

$$\ln(s_{m,t,j}) - \ln(s_{m,t,0}) = \beta_{m,t}^0 + \beta_{m,t}^V V_{m,t,j} + \sum_k \beta_{m,t}^k w_{m,t,j}^k - \alpha_{m,t} p_{m,t,j} + \xi_{m,t,j}$$

先行研究に従い、上記を推計するに当たっては、価格の内生性に対処するため、操作変数法による2段階最小二乗法推計を行う。ただし、このまま操作変数法による推計を行うと、サンプル数に対して説明変数の数（ここでは品詞数）が多い品目が存在するため、劣決定系 (underdetermined system) の問題が生じる。一方、Lasso 回帰のようなスパース推定法を用いると、目的とする価格弾力性に関する係数 ($\alpha_{m,t}$) 等について一致推定量が得られないことがある。そこで、本稿では、推計の前に Lasso 回帰による変数選択を行う、post-Lasso (Belloni and Chernozhukov [2013]; Chernozhukov, Hansen, and Spindler [2015]) の手法を用いた。具体的には、説明変数を標準化した後、Lasso 回帰による変数選択（正則化パラメータ $\lambda=0.3$ ）を行い、係数が非ゼロとなった変数のみを説明変数として操作変数法による2段階最小二乗法推計を行う¹⁰。

の場合は、「×」を挟む2つの数詞の積を容量とした。なお、容量の抽出は、容量の情報を含む商品の多い食品および日用品カテゴリのみを対象とした。

⁹ なお、JICFS 細分類内で登場回数の合計が10回未満の品詞については、行列から除いた。

¹⁰ 本稿では、計算負荷等の制約から、簡単に、正則化パラメータを固定したうえで、 $\ln(s_{m,t,j}) - \ln(s_{m,t,0})$ を被説明変数とした Lasso 回帰のみで出現頻度ベクトル ($w_{m,t,j}^k$) の変数選択を行っている。よりデータ駆動的な推計方法として、交差検証による正則化パラメータ推定や、欠落変数バイアスの低減のため、変数選択時に、結果変数（ここでは、 $\ln(s_{m,t,j}) - \ln(s_{m,t,0})$ ）だけでなく、主要説明変数（ここでは、 $p_{m,t,j}$ および $V_{m,t,j}$ ）それぞれについて、関連変数を選択し、それらを統合して最終モデルの共変量とする post-double selection (Belloni, Chernozhukov, and Hansen [2014]) 等の手法があり、その活用は今後の課題である。なお、一部品目について post-double selection による変数選択を試行したが、結果は大きく変わらなかった。

3-4. 推計

最終的な推計式は、テキスト分析と機械学習を用いて抽出した容量 ($V_{m,t,j}$) と品詞 ($w_{m,t,j}^{k,extract}$) を用いて、以下のように表される。

$$\begin{aligned} \ln(s_{m,t,j}) - \ln(s_{m,t,0}) \\ = \beta_{m,t}^0 + \beta_{m,t}^V V_{m,t,j} + \sum_k \beta_{m,t}^k w_{m,t,j}^{k,extract} - \alpha_{m,t} p_{m,t,j} + \xi_{m,t,j} \end{aligned}$$

ここで、市場 (m) は、データの中で最も細かい商品分類である JICFS 細分類により区分した。

価格の内生性に対処するため、本稿では、Berry, Levinsohn, and Pakes [1995] の操作変数（以下、著者の頭文字を取って「BLP 操作変数」と省略）の考え方をベースとした、操作変数法による 2 段階最小二乗法推計を行った。

標準的な BLP 操作変数では、①自社の他製品の品質の和と、②他社の製品の品質の和を用いる。これらは、各製品が置かれている競争環境の差異を反映し、企業の価格戦略等を通じて価格に影響すると考えられるため、操作変数としての関連性の条件を満たす。一方、外生性に関しては、これらの観測可能な製品品質は、個々の製品の観測されない需要ショックとは相関しないという除外制約を満たすことが仮定される。しかし、BLP が提案するような製品品質を、推計可能な形で市場横断的に入手することは困難である。また、前節で提案した方法による品質情報も、容量を除けば推計結果そのものに依存するため、価格の内生性を解決するための操作変数として用いることはできない¹¹。

そこで、本稿では、代替的な操作変数として、①自社の他製品の販売数量の和と、②他社の製品の販売数量の和を操作変数として用いた。これらの操作変数と

¹¹ なお、容量のみからなる BLP 操作変数を用いることも考えられるが、Staiger and Stock の F 検定量は、ほとんどの品目で 10 を下回り、関連性の条件を満たさないことが示唆された。その他、考える操作変数として、米国を対象にした分析 (Atalay *et al.* [2023] 等) でよく用いられる、地理的に異なるマーケットにおける同商品の平均価格を操作変数とする、Hausman-Nevo 操作変数 (Hausman [1996]; Nevo [2001]) がある。同操作変数では、除外制約の条件として、地理的なマーケットをまたいで需要ショックが相関しないことを仮定している。もっとも、わが国では、米国に比べ、需要ショック (テレビ CM 等) が地理的なマーケットを超えて伝播しやすいことから、除外制約を満たすのは難しいと考えられる。実際に、通常 POS データにおける地域を地理的なマーケットとみなし、同操作変数を用いて食品市場の価格弾力性を推計すると、推計された価格弾力性 (首都圏・24/9 月における加重中央値: -0.23) は、OLS 推計した場合 (同: -0.35) とさほど変わらず、絶対値が 1 を大きく下回った。

しての条件について検討する。まず、関連性については、これらは、BLP 操作変数と同様、市場における製品間の競争度合いの差を通じて価格と相関し、操作変数としての関連性の条件を満たすと考えられる。実際、Staiger and Stock の F 統計量は、11.8（売上ウエイトによる加重中央値）と 10 を上回っており、大部分の品目で操作変数としての基準を満たしていると考えられる。次に、操作変数の除外制約について検討する。①自社の他製品の販売数量の和については、需要ショックが特定の製品に固有である場合は、除外制約を満たすと考えられる。②他社の製品の販売数量の和については、主に他社の生産・販売戦略、他社製品固有の需要変動、他社の供給コストなどによって決定され则认为、これらは分析対象である自社製品の観測されない需要ショックとは直接的な関連性が薄いと期待される。なお、本稿ではクロスセクション推計を行っているため、もし、市場全体に共通する需要ショックがあった場合も、それらが市場内で均一な影響を持つ限り、推計値にバイアスを及ぼさない。一方、ブランドイメージの毀損や、広告・マーケティング活動などにより、メーカー（ブランド）に固有の需要ショックが生じる可能性もある。このような場合には、メーカー固有の需要ショックは、前項で説明したような、品質情報等のダミー変数として抽出され、メーカー（ブランド）単位の平均的な効果が考慮される。このように、提案する操作変数は、入手可能なデータの中では、価格との関連性がみられ、かつ誤差項との相関が十分に弱いと认为られるため、OLS 推計と比較して需要関数のパラメータに関するバイアスを軽減するために有益であると判断した。

ここで、アウトサイドオプションのシェア（ $s_{m,t,0}$ ）は、市場 m のマーケットサイズ（ $M_{m,t}$ ）、および商品 j の 100 店舗当たりの売上数量（ $q_{m,t,j}$ ）を用いて、以下のように求める。なお、マーケットサイズ（ $M_{m,t}$ ）は、期間中の 100 店舗当たりの来店客数を用いる。

$$s_{m,t,0} = 1 - \sum_{j=1}^J \frac{q_{m,t,j}}{M_{m,t}}$$

需要関数の曲率は、間接効用が価格について線形であるとの仮定を緩め、上記の推計式に、価格の 2 次の項を加えることで推計する。曲率の推計でも同様に、操作変数を用いた 2 段階最小二乗法を行う。

$$\ln(s_{m,t,j}) - \ln(s_{m,t,0}) = \beta_{m,t}^0 + \beta_{m,t}^V V_{m,t,j} + \sum_k \beta_{m,t}^k w_{m,t,j}^{k,extract} - \alpha_{1,m,t} p_{m,t,j} - \alpha_{2,m,t} p_{m,t,j}^2 + \xi_{m,t,j}$$

このとき、需要の価格弾力性（ $\varepsilon_{m,t,j}$ ）と需要曲線の曲率（ $\eta_{m,t,j}$ ）は、以下のよう
に計算される¹²。なお、需要曲線の曲率は、Klenow and Willis [2016]の定義（需
要の価格弾力性の価格弾力性）に準ずる。

$$\begin{aligned} \varepsilon_{m,t,j} &\equiv \frac{\partial \ln s_{m,t,j}}{\partial \ln p_{m,t,j}} \\ &= \frac{\partial s_{m,t,j}}{\partial p_{m,t,j}} \frac{p_{m,t,j}}{s_{m,t,j}} \\ &= -(\alpha_{1,m,t} + 2\alpha_{2,m,t} p_{m,t,j}) p_{m,t,j} (1 - s_{m,t,j}) \\ \eta_{m,t,j} &\equiv \frac{\partial \ln(-\varepsilon_{m,t,j})}{\partial \ln p_{m,t,j}} \\ &= \frac{\partial \varepsilon_{m,t,j}}{\partial p_{m,t,j}} \frac{p_{m,t,j}}{\varepsilon_{m,t,j}} \\ &= \frac{\alpha_{1,m,t} + 4\alpha_{2,m,t} p_{m,t,j} + (\alpha_{1,m,t} + 2\alpha_{2,m,t} p_{m,t,j})^2 p_{m,t,j} s_{m,t,j}}{\alpha_{1,m,t} + 2\alpha_{2,m,t} p_{m,t,j}} \end{aligned}$$

4. 結果

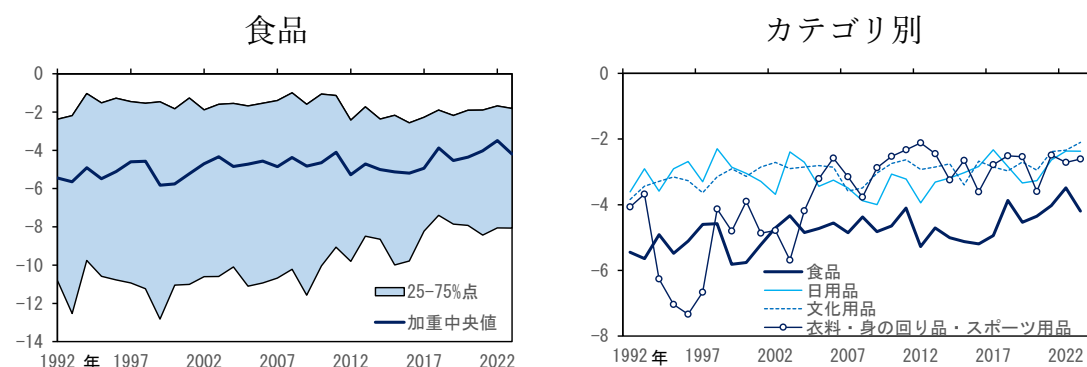
4-1. 過去 30 年間の価格弾力性・マークアップ・曲率

本章では、スーパーマーケットの売上の 9 割以上を占める食品カテゴリを中心
に価格弾力性・マークアップについて確認する。各年の売上高によるウェイト
で加重した価格弾力性の中央値の動きをみると、過去 30 年間、大きな変化はみ
られなかったが、仔細にみれば、近年にかけては緩やかに上昇（絶対値は低下）
している。この間、近年にかけてマークアップは緩やかに上昇している（図表 4、
5）。JICFS の大分類に従ったカテゴリ別にみると、食品はその他のカテゴリと比
べて価格弾力性の絶対値が大きい（マークアップは小さい）。これは、スーパー
マーケットの食品の品揃えが、他カテゴリと比べて充実しており、代替財が多い

¹² 以下では、需要の価格弾力性とマークアップについては、2 次の項を加えない推計式により推計された
結果のみを示すが、2 次の項を加えた推計結果と、時系列的な推移等はほとんど変わらなかった。

ことに加え、個々の商品の差別化の度合いが小さく、消費者が価格を基準に代替品に乗り換えやすいため、食品の価格弾力性の絶対値が大きくなっている可能性が考えられる。

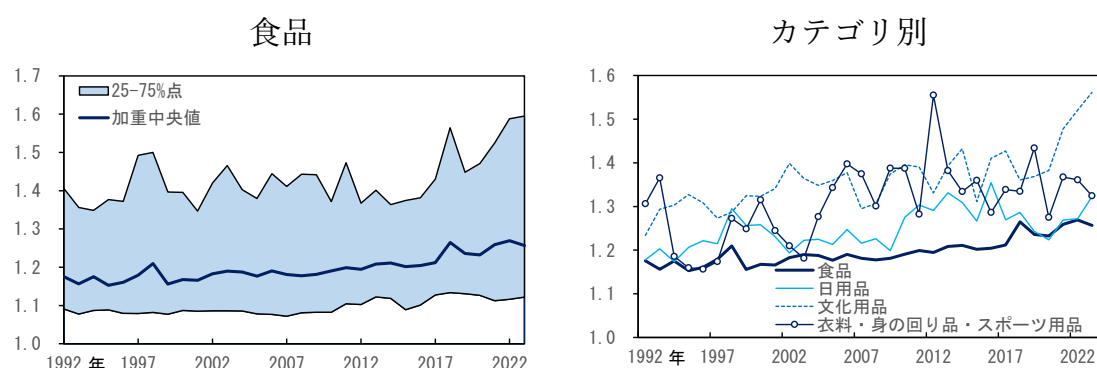
(図表 4) わが国における価格弾力性の推移



(注) 売上ウエイトによる加重四分位、加重中央値。

(出所) マーチャンダイジング・オン RDS-POS 市場データ

(図表 5) わが国におけるマークアップの推移



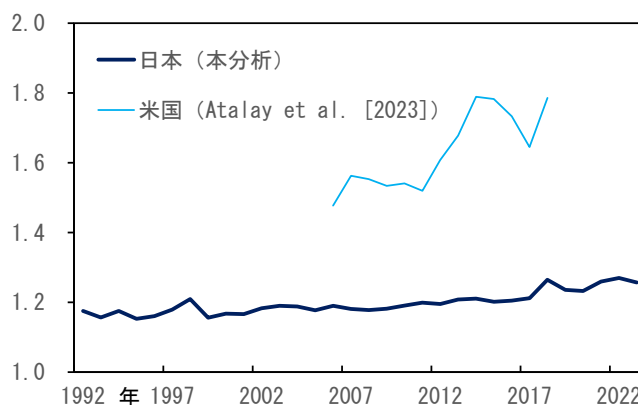
(注) 売上ウエイトによる加重四分位、加重中央値。

(出所) マーチャンダイジング・オン RDS-POS 市場データ

本稿で推計したわが国のマークアップを、米国において同様の手法で推計を行った Atalay *et al.* [2023] の推計結果と比較すると、米国におけるマークアップは 2000 年代以降ははっきりと上昇しており、同期間にほとんど変化がみられなかったわが国とは対照的である (図表 6)。生産関数アプローチを用いて日米のマークアップを比較した青木ほか [2024] でも、わが国企業の競争環境の厳しさなどから、米国対比わが国製造業のマークアップが抑制されてきたことを示して

おり、日米の競争環境の差が、本稿の対象とした食品市場においても同様に影響してきた可能性が考えられる¹³。

(図表 6) マークアップの日米比較



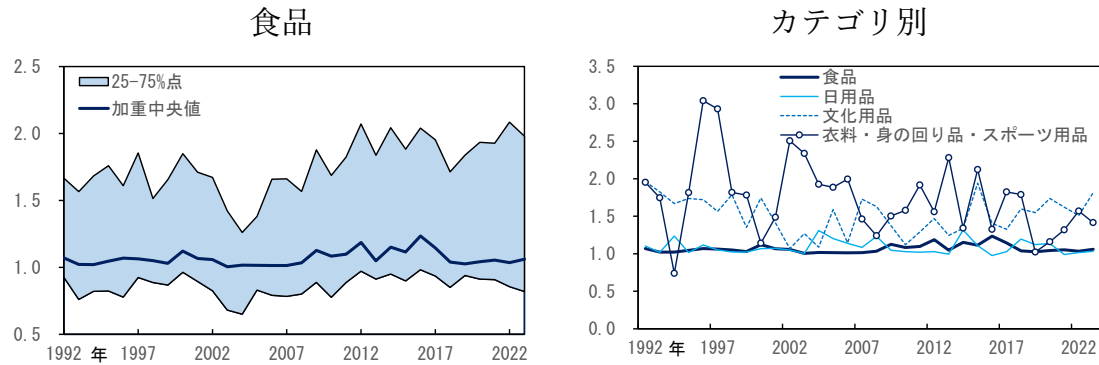
(注) 日本 (本分析) は、スーパーマーケットにおける食品を対象に、売上ウエイトによる加重中央値で算出。

(出所) マーチャンダイジング・オン RDS-POS 市場データ

需要関数の曲率は、2010 年代半ばにかけて上昇（屈折度合いは強まり）したのち、足もとにかけて低下している（図表 7）。この変動パターンは、状態依存型価格設定モデルを用いてパラメトリックに推計した Furukawa *et al.* [2024] の財に関する結果とも整合的であった。また、カテゴリ別にみると、振れが大きいものの、「食品」、「日用品」に比べ、「文化用品」、「衣料・身の回り品・スポーツ用品」で平均的な水準が高い。

¹³ 青木ほか [2024] では、わが国企業のマークアップは、製造業・非製造業とも 1990 年代後半から 2010 年代にかけて縮小したと推計している。本稿の対象とした食品市場は、内需中心の産業であることから、グローバル市場における我が国企業のシェア低下などの影響をさほど受けなかったと考えられ、他の産業対比、マークアップが縮小しなかった背景として、後述の消費者の生活スタイルの変化の影響があったと考えられる。

(図表 7) わが国における曲率の推移



(注) 売上ウエイトによる加重四分位、加重中央値。

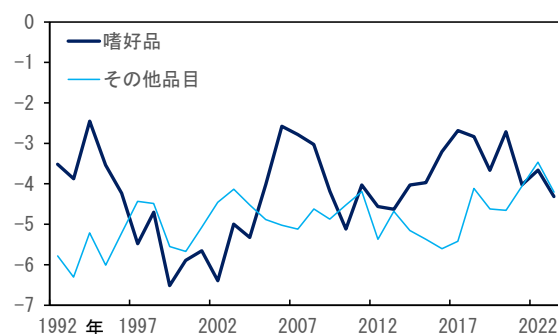
(出所) マーチャンダイジング・オン RDS-POS 市場データ

この曲率の違いは、各財の「必需性」の度合いを反映していると考えられる。「食品」や「日用品」のような必需品は、価格水準によらず需要の変化が安定しているため、需要曲線が直線に近くなり曲率が低い。対照的に、「文化用品」等の選択的に支出が行われる財は、低価格帯では価格に鈍感な消費者が、高価格帯になると購入自体を断念するなど価格に敏感になる。このように価格上昇に伴い価格弾力性の絶対値が大きくなるため、需要曲線の曲率は大きくなると考えられる。

4-2. 価格弾力性の循環的変動：嗜好品と生活必需品

再び食料品の分析に戻ると、同じ食品に属する品目でも、品目によって消費者の消費行動が異なる可能性も考えられる。嗜好品（酒・たばこ・菓子類・アイスクリーム）の過去 30 年間の価格弾力性の変化をみると、2000 年代半ばや 2010 年代後半の実質所得が増加した局面で上昇（絶対値は低下）し、その他の局面で低下（絶対値は上昇）するなど、循環的な変動をしている（図表 8）。一方、その他品目については、循環的な変動は小さいか、逆循環的である。これは、直感的には、嗜好品においては、実質所得が増加する好景気局面では消費者の財布の紐が緩み、価格弾力性の絶対値が低下する一方、不況期には節約志向から価格に敏感になり価格弾力性の絶対値が上昇するためであると考えられる。これに対し、生活必需品を多く含むその他品目では、こうした循環的な変動は小さいか、逆の動きを示すと考えられる。また、理論的には、このことは、ストーン・ギアリー型の効用関数を用いた簡易的なモデルを仮定することで説明することが可能である（Matsuyama [2023]、補論 1 参照）。

(図表 8) 嗜好品の価格弾力性



(注) スーパーマーケットにおける食品が対象。売上ウエイトによる加重中央値。嗜好品は酒（除くみりん）・たばこ・菓子類・アイスクリーム。

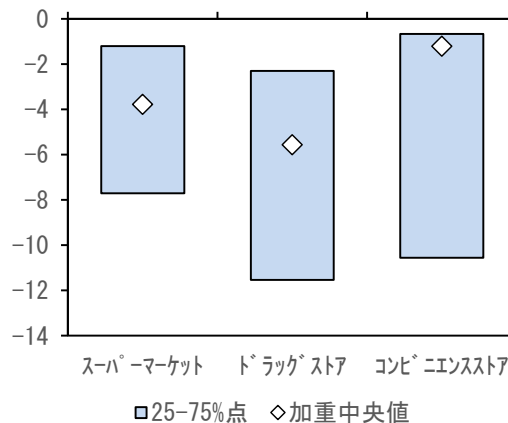
(出所) マーチャンダイジング・オン RDS-POS 市場データ

4-3. 店舗形態別の価格弾力性

販売チャネルによる違いをみるため、「通常 POS」データが利用可能な直近期間について、スーパーマーケット、コンビニエンスストア、ドラッグストアにおける価格弾力性の水準を比較すると、ドラッグストア、スーパーマーケット、コンビニエンスストアの順で、価格弾力性の加重中央値の絶対値が大きい(図表 9)。このような違いの背景には、店舗形態ごとに販売品目の構成が大きく異なっている点や、ドラッグストアでは、スーパーマーケットやコンビニエンスストア対比、より安価な商品を求める客層が多いと考えられる点¹⁴、コンビニエンスストアでは、販売品目数が他の店舗形態に比べ大幅に少ない点、が考えられる。分布をみると、コンビニエンスストアでは、中央値と 25%四分位点が近接している。これは、嗜好品等の価格弾力性の比較的低い商品の売上ウエイトが大きいことによるものと考えられる。

¹⁴ なお、品目ごとのウエイトを揃えて比較しても、各店舗形態の中でドラッグストアの価格弾力性の加重中央値の絶対値が最も大きく、大きな姿は変わらなかった。

(図表 9) 店舗形態別の価格弾力性



(注) 推計期間は 2020/1 月～2024/9 月。売上ウエイトによる加重四分位、加重中央値。

(出所) マーチャンダイジング・オン RDS-POS 市場データ

5. 考察：価格弾力性・曲率の決定要因

本章では、食品のデータを用い、過去 30 年間の需要関数、価格弾力性および曲率の決定要因を考察する。先行研究 (Sudo *et al.* [2018]、Rosenthal-Kay, Traina, and Tran [2024] 等) を踏まえると、需要関数の変化には、競争環境や消費者のインフレ予想、生活スタイルの変化等が関係している可能性が考えられる。ここでは、前章までに得られた、品目別・地域別・時期別の需要関数パラメータに対して、上記の要因の代理変数を用いたパネル分析を行うことで、需要関数の決定要因について考察する。

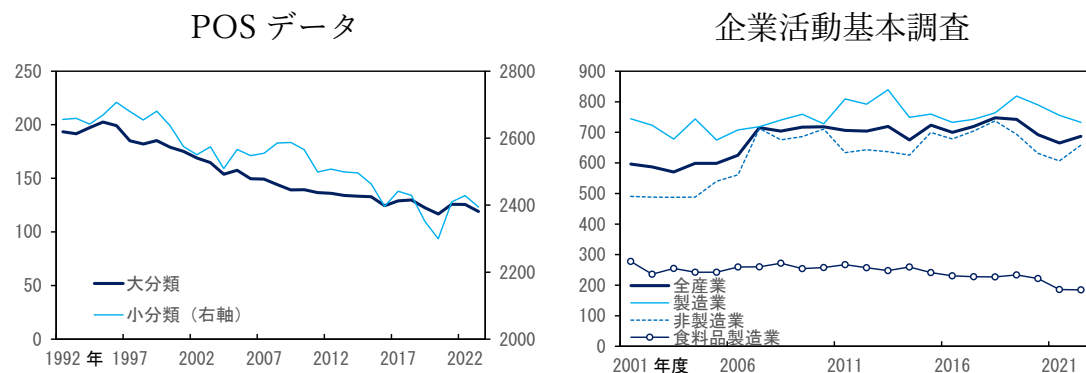
5-1. 競争環境およびインフレとの関係

はじめに、過去 30 年間の食品市場ないし食料品製造業の競争状態¹⁵の平均的な推移を確認するため、ハーフィンダール・ハーシュマン指数 (HHI) の加重平均値をみると、出所の異なるデータでみても、ほぼ一貫して低下してきており、競争状態は趨勢的に激化してきている (図表 10)。こうした食料品製造業の競争環境は、先行研究 (Nakamura and Ohashi [2019]、Kikuchi [2024]) で指摘されている通り、輸出業種を中心に寡占化が進んできた製造業全体 (HHI は上昇) とは対照的な動きである。食料品製造業の競争激化は、代替財の増加というチャ

¹⁵ 本分析における「競争環境」とは、食料品製造業の企業間における競争を指している。実際には、小売店間の競争環境も消費行動に影響を与えるものと考えられる (Kikuchi [2024])。

ネルを通じて、需要の価格弾力性の絶対値を上昇させる方向に寄与してきた可能性が考えられる。

(図表 10) わが国における HHI の推移



(注) 大分類・小分類は、HHI を算出する品目の分類のレベルを示す (大分類：食品・日用品…等、小分類：マヨネーズ・カップ麺…等)。売上ウエイトによる加重平均。右図は、経済産業省企業活動基本調査の調査票情報を独自集計したものである。産業格付小分類ごとに HHI を算出し、産業別の売上高で加重平均している。

(出所) 経済産業省、マーチャндаイジング・オン RDS-POS 市場データ

Aoki, Ichioe, and Okuda [2019]や Furukawa *et al.* [2024]が指摘しているように、価格弾力性の絶対値、および曲率は、近年、デフレ期に低位安定していたインフレ予想が、実績のインフレ率の上昇に伴い高まるもとの、低下した可能性がある。

価格弾力性の絶対値および曲率との関係を見るため、POS データから推計された価格弾力性および曲率を被説明変数とし、品目・地域で分割した市場ごとの HHI・インフレ率を説明変数とするパネル推計を行った。推計期間は 2017/5 月～2024/9 月とし、地域別・月別のデータが取得可能な「通常 POS」データを用いた。パネル推計の結果、①インフレ率の上昇に伴い、価格弾力性の絶対値や曲率が低下する傾向、②HHI の低下（競争激化）に伴い、価格弾力性の絶対値や曲率が上昇する傾向、が示唆された¹⁶（図表 11）。この背景には、インフレ率・競争環境と価格弾力性・曲率の間における双方向の因果関係が想定される。具体的には、インフレ率や競争環境の変化が消費者行動を通じて需要関数に影響を与える経路と、需要関数の変化が企業の参入・退出や価格設定行動に影響し、結

¹⁶ 価格弾力性は、 $\varepsilon_j = \frac{\partial \ln(s_{m,t,j})}{\partial \ln(p_{m,t,j})}$ で与えているため、一般的に負である。そのため、インフレ率に係る正の回帰係数は、インフレ率の上昇に伴い価格弾力性の絶対値が低下すること、HHI に係る正の回帰係数は、HHI の低下（競争激化）に伴い価格弾力性の絶対値が上昇することを意味する。

果的にインフレ率や競争環境へ影響を及ぼす経路である。また、この結果は、上記の先行研究の仮説と整合的な結果であり、近年のインフレ率の上昇に伴い、価格弾力性の絶対値および曲率が平均的に低下したことを示唆している。一方、競争環境に関しては、HHI が近年も低下トレンドを続けていることから、足もとみられている価格弾力性の絶対値の低下を説明する要因とはならないことを示唆している。

(図表 11) パネル推計 (地域×品目×月)

価格弾力性				
市場別インフレ率	0.0104***	0.0108***	0.0157***	0.0127***
HHI	2.0670***	1.9038***	1.9545***	4.5775***
固定効果	地域・品目・月	品目・月	品目	—
No. Observations:	89,078	89,078	89,078	89,078
Adj. R-squared:	0.29	0.29	0.28	0.024
曲率				
市場別インフレ率	-0.0016***	-0.0015***	-0.0020***	-0.0014**
HHI	-0.2447***	-0.2664***	-0.2667***	-0.2286***
固定効果	地域・品目・月	品目・月	品目	—
No. Observations:	89,078	89,078	89,078	89,078
Adj. R-squared:	0.12	0.12	0.12	0.00099

(注) 価格弾力性と曲率は 2017/5 月～2024/9 月のスーパーマーケットの食品から推計。***は 1%、**は 5%水準で統計的に有意であることを示す。

(出所) マーチャンダイジング・オン RDS-POS 市場データ

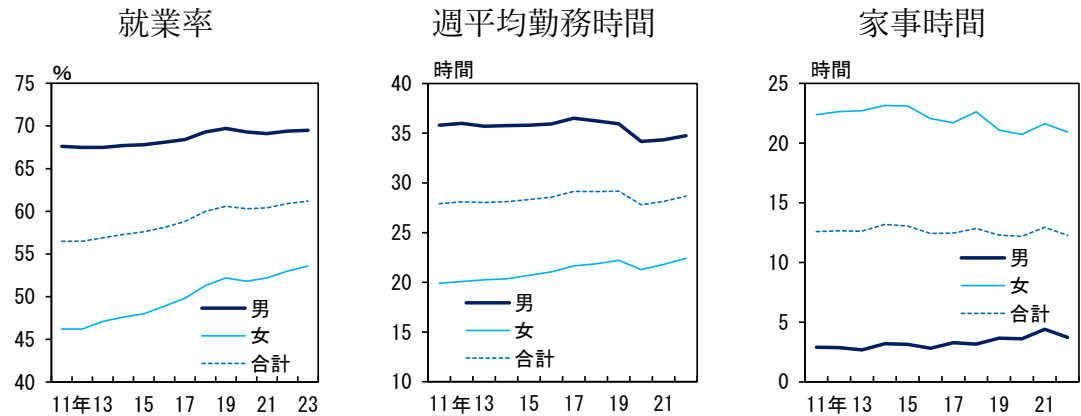
5-2. 消費者の生活スタイルの変化の影響

そのほか、消費者の生活スタイルの面から需要関数を決定する要因として、就業状態や労働時間との関係が考えられる (Sudo *et al.* [2018])。特に 2010 年代以降、就業率は女性を中心に上昇しており、人口一人当たりの週平均勤務時間も女性では増加している (図表 12)。こうしたもと、家事時間は、女性で減少傾向、男性で増加傾向にある。労働と家事時間の関係について、固定効果を仮定したパネル推計の結果をみると、労働時間が長いと家事時間が短くなることが示唆され、これは、Sudo *et al.* [2018]とも整合的である¹⁷ (図表 13)。また、就業

¹⁷ Sudo *et al.* [2018]では、2010 年代前半にかけて、労働時間の減少により、買い物時間が増加していることを示しているが、今回分析対象とした 2011 年以降では、反対に、女性を中心とした就業率の上昇が、家事時間 (含む買い物時間) の抑制に寄与した関係を示唆している。

ダミーを加えると、この係数も統計的に有意となり、非就業状態から就業状態に移行すると、非連続的に家事時間が減少することも示唆される。これらの関係は、高齢者ダミーを含めても頑健であった。

(図表 12) 就業率と家事時間



(注) 就業率・週平均勤務時間は労働力調査。週平均勤務時間は、15-64 歳人口における延週間就業時間を 15-64 歳人口で除したもの。家事時間は日本家計パネル調査(JHPS)。65 歳未満の継続サンプルのみを集計。

(出所) 慶応義塾大学 経済学部附属経済研究所パネルデータ設計・解析センター、総務省

(図表 13) パネル推計 (労働と家事時間)

	家事時間			
const	-0.0057	-0.0071	-0.1421	0.1097
週平均勤務時間	-0.0491***	-0.0224***	-0.0489***	-0.0225***
就業者ダミー		-3.8561***		-3.8623***
高齢者ダミー			0.1384	-0.1185
固定効果	年・回答者ID	年・回答者ID	年・回答者ID	年・回答者ID
No. Observations:	29,239	29,239	29,239	29,239
Adj. R-squared:	0.728	0.73	0.728	0.73

(注) 推計期間は 2011~2022 年。***は 1%水準で統計的に有意であることを示す。

(出所) 慶応義塾大学 経済学部附属経済研究所パネルデータ設計・解析センター

就業率の価格弾力性の絶対値および曲率への影響をみるため、被説明変数を地域別の価格弾力性および曲率、説明変数を地域別の就業率とするパネル推計を行った(図表 14)。パネル推計の結果、就業率の上昇は、その地域の価格弾力性の絶対値および曲率を低下させることが示唆された。特に、一部の推計では、女性の就業率に係るパラメータは、男性より統計的に有意に大きく、女性の就業率の変化は、男性に比べ、価格弾力性の絶対値や曲率の変化に対し強く影響している可能性がある。2010 年代以降、就業率は女性を中心に上昇してきたことを

踏まえると、女性の就業拡大により家計の購買行動が変化し、価格弾力性の絶対値および曲率が低下したと考えられる。

また、実質可処分所得に係るパラメータは、地域固定効果を含めたパネル推計では統計的に有意にプラスとなっており、実質可処分所得の下落は、価格弾力性の絶対値を上昇させることが示唆される。これは、所得が低いと一部の食品の価格弾力性の絶対値が大きくなることを示した Andreyeva, Long, and Brownell [2010]と整合的な結果と考えられる。

(図表 14) パネル推計 (地域×月)

就業率を男女計とした場合

	価格弾力性			曲率		
就業率	8.4844*	21.6514***	0.3927	-0.5189	-3.4302***	-0.8581***
実質可処分所得	0.006	0.0050***	0.0053***	0.0011	0.0004*	0.0003
固定効果	地域・月	地域	-	地域・月	地域	-
No. Observations:	712	712	712	712	712	712
Adj. R-squared:	0.52	0.21	0.014	0.31	0.24	0.039

就業率を男女別とした場合

	価格弾力性			曲率		
就業率(男)	0.8889	-19.4251***	-16.9691***	0.5486	-0.4925	0.1913
就業率(女)	8.1090*	24.5564***	14.5088***	-1.5432**	-2.3406***	-1.0084***
実質可処分所得	0.0059	0.0051***	0.0059***	0.0012	0.0004*	0.0003
固定効果	地域・月	地域	-	地域・月	地域	-
No. Observations:	712	712	712	712	712	712
Adj. R-squared:	0.52	0.28	0.1	0.31	0.25	0.046
P> t (男女差)	0.254	0.000	0.000	0.038	0.007	0.018

(注) 就業率は労働力調査、実質可処分所得は家計調査。価格弾力性と曲率は 2017/5 月～2024/9 月のスーパーマーケットの食品から推計。***は 1%、**は 5%、*は 10%水準で統計的に有意であることを示す。

(出所) 総務省、マーチャンダイジング・オン RDS-POS 市場データ

6. まとめ

本稿では、わが国のスーパーマーケットにおける過去 30 年間の需要の価格弾力性、マークアップ、需要関数の曲率を推計し、その変動要因を考察した。推計では、先行研究の手法に依拠しつつも、テキスト分析と機械学習を用いた独自の手法を用いることで、高粒度な POS データから品質情報を自動的に抽出し、推計精度の向上を図った。

本稿の結果は、主として 2 つである。第一に、需要の価格弾力性の絶対値は、過去 30 年間、大きな変化はみられなかったが、仔細にみれば、近年にかけては緩やかに低下（マークアップは緩やかに上昇）していることが分かった。曲率については、パラメトリックに推計した Furukawa *et al.* [2024] とも整合的であった。

第二に、競争環境、インフレ率および就業率は、需要の価格弾力性および曲率と関係することが示唆された。需要関数の決定要因を定量的に分析するため、2017 年以降のデータを用いて、推計された需要関数のパラメータに関するパネル分析を行った結果、需要の価格弾力性の絶対値や需要関数の曲率は、競争環境の緩和、インフレ率の上昇、就業率の増加（家事時間の減少）に伴い、低下する関係が明らかになった。これらは、先行研究（Sudo *et al.* [2018]、Aoki, Ichieue, and Okuda [2019]、Furukawa *et al.* [2024]）を支持する結果である。特に、女性の就業率の増加とインフレ率の上昇が、近年の価格弾力性の絶対値や曲率の低下の要因であると考えられる。このうち、就業率の影響について、具体的には、2010 年代以降、女性を中心に就業率が上昇するもとで、家事時間が減少し、価格弾力性の絶対値および需要関数の曲率は低下した（需要曲線の屈折は解消に向かった）と整理できる。

なお、本稿の結果については以下の点に留意する必要がある。第一に、データの制約から、本稿の分析はスーパーマーケット・コンビニエンスストア・ドラッグストアで販売される食品等が中心であり、インターネットなどの他のチャネルで販売される財、およびサービスは分析の対象外としている。サービスの価格設定行動については、わが国の価格据え置き慣行を説明するうえで重要な役割を果たすことが指摘されており（Furukawa *et al.* [2024]）、マクロ経済の動向を説明するうえで、データの拡充とともに今後分析が拡充されることが期待される。第二に、本稿で推計した需要関数は、年次データを用いたクロスセクションでの結果であり、特定の商品の価格が時系列的に変化した場合の需要関数では

ない点である。例えば、消費者がある商品の価格について、「この商品はいくらぐらいの価格であるべきだ」という強い認識（相場観）を持っており、その商品の価格改定に過剰に反応する場合、その商品の需要の価格弾力性の絶対値あるいは需要関数の曲率は、本推計より大きくなることが予想される。第三に、本稿の価格弾力性・曲率の決定要因に関するパネル推計では、データの制約上、2017年以降を推計期間としており、それ以前の期間については分析の対象外としている点である。各変数の変動の背景にある構造的な要因の変遷などから、各要因の価格弾力性・曲率への影響は時期によって異なる可能性があるため、より長期の決定要因に関する分析については、異なるデータを用いて検証する必要がある。

参考文献

- Aguiar, M. and Hurst, E. (2007), "Life-Cycle Prices and Production," *American Economic Review*, 97(5), 1533-1559.
- Andreyeva, T., M. W. Long, and K. D. Brownell (2010), "The Impact of Food Prices on Consumption: A Systematic Review of Research on the Price Elasticity of Demand for Food," *American Journal of Public Health*, 100(2), 216-222.
- Aoki, K., H. Ichiue, and T. Okuda (2019), "Consumers' Price Beliefs, Central Bank Communication, and Inflation Dynamics," Bank of Japan Working Paper Series, No.19-E-14.
- Atalay, E., E. Frost, A. T. Sorensen, C. J. Sullivan, and W. Zhu (2023), "Scalable Demand and Markups," NBER Working Paper No. 31230.
- Bach, P., V. Chernozhukov, S. Klaassen, M. Spindler, J. Teichert-Kluge, and S. Vijaykumar (2024), "Adventures in Demand Analysis Using AI," arXiv preprint arXiv:2501.00382.
- Bajari, P., Z. Cen, V. Chernozhukov, M. Manukonda, S. Vijaykumar, J. Wang, R. Huerta, J. Li, L. Leng, G. Monokroussos, and S. Wan (2023), "Hedonic Prices and Quality Adjusted Price Indices Powered by AI," arXiv preprint arXiv:2305.00044.
- Beck, G. W. and S. M. Lein (2020), "Price Elasticities and Demand-Side Real Rigidities in Micro Data and in Macro Models," *Journal of Monetary Economics*, 115, 200-212.
- Belloni, A. and V. Chernozhukov (2013), "Least Squares after Model Selection in High-Dimensional Sparse Models," *Bernoulli*, 19(2), 521-547.
- Belloni, A., V. Chernozhukov, and C. Hansen (2014), "Inference on Treatment Effects after Selection among High-Dimensional Controls," *Review of Economic Studies*, 81(2), 608-650.
- Berry, S. T. (1994), "Estimating Discrete-Choice Models of Product Differentiation," *The RAND Journal of Economics*, 25(2), 242-262.

- Berry, S., J. Levinsohn, and A. Pakes (1995), "Automobile Prices in Market Equilibrium," *Econometrica*, 63(4), 841-890.
- Bijmolt, T. H., H. J. Van Heerde, and R. G. Pieters (2005), "New Empirical Generalizations on the Determinants of Price Elasticity," *Journal of Marketing Research*, 42(2), 141-156.
- Brand, J. (2021), "Differences in Differentiation: Rising Variety and Markups in Retail Food Stores," <https://ssrn.com/abstract=3712513>
- Cafarella, M., G. Ehrlich, T. Gao, J. C. Haltiwanger, M. D. Shapiro, and L. Zhao (2023), "Using Machine Learning to Construct Hedonic Price Indices," NBER Working Paper No. 31315.
- Chaloupka, F. J. and K. E. Warner (2000), "The Economics of Smoking," in A. J. Culyer and J. P. Newhouse (eds.), *Handbook of Health Economics*, Edition 1, Vol.1, Chapter 29, Elsevier, 1539-1627.
- Chernozhukov, V., C. Hansen, and M. Spindler (2015), "Post-Selection and Post-Regularization Inference in Linear Models with Many Controls and Instruments," *American Economic Review*, 105(5), 486-490.
- De Loecker, J., J. Eeckhout, and G. Unger (2020), "The Rise of Market Power and the Macroeconomic Implications," *The Quarterly Journal of Economics*, 135(2), 561-644.
- De Loecker, J. and P. T. Scott (2016), "Estimating Market Power: Evidence from the US Brewing Industry," NBER Working Paper No. 22957.
- De Loecker, J. and F. Warzynski (2012), "Markups and Firm-Level Export Status," *American Economic Review*, 102(6), 2437-2471.
- Dossche, M., F. Heylen, and D. Van den Poel (2010), "The Kinked Demand Curve and Price Rigidity: Evidence from Scanner Data," *Scandinavian Journal of Economics*, 112(4), 723-752.
- Furukawa, K., Y. Hogen, K. Otaka, and N. Sudo (2024), "On the Zero-Inflation Norm of Japanese Firms," IMES Discussion Paper No. 2024-E-15.

- Gordon, B. R., A. Goldfarb, and Y. Li (2013), "Does Price Elasticity Vary with Economic Growth? A Cross-Category Analysis," *Journal of Marketing Research*, 50(1), 4-23.
- Hausman, J. A. (1996), "Valuation of New Goods Under Perfect and Imperfect Competition," in T. F. Bresnahan and R. J. Gordon (eds.), *The Economics of New Goods*, Chapter 5, University of Chicago Press, 207-248.
- Igami, M. (2017), "Estimating the Innovator's Dilemma: Structural Analysis of Creative Destruction in the Hard Disk Drive Industry, 1981-1998," *Journal of Political Economy*, 125(3), 798-847.
- IMF (2019), "World Economic Outlook," April 2019.
- Kikuchi, S. (2024), "Trends in National and Local Market Concentration in Japan: 1980-2020," RIETI Discussion Paper Series 24-E-049.
- Klenow, P. J. and J. L. Willis (2016), "Real Rigidities and Nominal Price Changes," *Economica*, 83(331), 443-472.
- Krishnamurthi, L. and S. P. Raj (1991), "An Empirical Analysis of the Relationship between Brand Loyalty and Consumer Price Elasticity," *Marketing Science*, 10(2), 172-183.
- Marshall, A. (1920), *Principles of Economics* (8th ed.). London: Macmillan. (Original work published 1890)
- Matsuyama, K. (2023), "Non-CES Aggregators: A Guided Tour," *Annual Review of Economics*, 15(1), 235-265.
- Nakamura, E. and D. Zerom (2010), "Accounting for Incomplete Pass-Through," *The Review of Economic Studies*, 77(3), 1192-1230.
- Nakamura, T. and H. Ohashi (2019), "Linkage of Markups through Transaction," RIETI Discussion Paper Series, 19-E-107.
- Nevo, A. (2001), "Measuring Market Power in the Ready-to-Eat Cereal Industry," *Econometrica*, 69(2), 307-342.

- Rosenthal-Kay, J., J. Traina, and U. Tran (2024), "Several Million Demand Elasticities," <https://jrosenthalkay.github.io/pdfs/SMDE.pdf>
- Sudo, N., K. Ueda, K. Watanabe, and T. Watanabe (2018), "Working Less and Bargain Hunting More: Macroimplications of Sales during Japan's Lost Decades," *Journal of Money, Credit and Banking*, 50(2-3), 449-478.
- Yeh, C., C. Macaluso, and B. Hershbein (2022), "Monopsony in the US Labor Market," *American Economic Review*, 112(7), 2099-2138.
- Yoo, S., N. Wakamori, and Y. Yoshida (2021), "Preference or Technology? Evidence from the Automobile Industry," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 96, 102846.
- 青木浩介、高富康介、法眼吉彦 (2023)、「わが国企業の価格マークアップと賃金設定行動」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、No.23-J-4
- 青木浩介、法眼吉彦、伊藤洋二郎、金井健司、高富康介 (2024)、「わが国企業における価格マークアップの決定要因と生産性への含意」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、No.24-J-11

(補論1) ストーン・ギアリー型の効用関数を用いた考察

ここでは、本文のモデルを離れ、必需的消費と予算制約を考慮したストーン・ギアリー型の効用関数を用いて、所得と価格弾力性の関係について考察する。

まず、2財のコブ・ダグラス型の効用関数に、必需的消費量 $(\bar{C}_1, \bar{C}_2)$ を導入した、ストーン・ギアリー型の効用関数は、

$$(C_1 - \bar{C}_1)^\alpha (C_2 - \bar{C}_2)^{1-\alpha}$$

である。ここで、財1は生活必需品であるため、 $\bar{C}_1 > 0$ 、財2は嗜好品であるため、 $\bar{C}_2 < 0$ と仮定する。予算制約式は、所得を I として、

$$P_1 C_1 + P_2 C_2 = I$$

とする。効用最大化問題を解くと、

$$\begin{aligned} C_1 &= \frac{\alpha}{P_1} (I - (P_1 \bar{C}_1 + P_2 \bar{C}_2)) + \bar{C}_1 \\ C_2 &= \frac{1-\alpha}{P_2} (I - (P_1 \bar{C}_1 + P_2 \bar{C}_2)) + \bar{C}_2 \end{aligned}$$

である。ここで、財1、財2の平均消費性向をみると、

$$\begin{aligned} \frac{P_1 C_1}{I} &= \frac{\alpha (I - (P_1 \bar{C}_1 + P_2 \bar{C}_2)) + P_1 \bar{C}_1}{I} \\ \frac{P_2 C_2}{I} &= \frac{(1-\alpha) (I - (P_1 \bar{C}_1 + P_2 \bar{C}_2)) + P_2 \bar{C}_2}{I} \end{aligned}$$

となっている。さらに、簡単のため、 C_1, C_2 の単位を適当に取り直すことにより、一般性を失わず、 $\bar{C}_1 = 1$ 、 $\bar{C}_2 = -1$ とすることができ、

$$\begin{aligned} \frac{P_1 C_1}{I} &= \alpha + \frac{(1-\alpha)P_1 + \alpha P_2}{I} \\ \frac{P_2 C_2}{I} &= 1 - \alpha - \frac{(1-\alpha)P_1 + \alpha P_2}{I} \end{aligned}$$

となる。財 1 は、平均消費性向が所得の減少関数となっており、生活必需品の定義を満たし、財 2 は、平均消費性向が所得の増加関数となっており、嗜好品の定義を満たす。

財 1、財 2 の自己価格弾力性は、

$$\begin{aligned}\varepsilon_1 &= \frac{\partial \ln C_1}{\partial \ln P_1} = - \frac{\alpha(I - P_2 \bar{C}_2)}{\alpha(I - (P_1 \bar{C}_1 + P_2 \bar{C}_2)) + P_1 \bar{C}_1} \\ \varepsilon_2 &= \frac{\partial \ln C_2}{\partial \ln P_2} = - \frac{(1 - \alpha)(I - P_1 \bar{C}_1)}{(1 - \alpha)(I - (P_1 \bar{C}_1 + P_2 \bar{C}_2)) + P_2 \bar{C}_2}\end{aligned}$$

である。価格弾力性の所得に対する変化は、

$$\begin{aligned}\frac{\partial \varepsilon_1}{\partial I} &= - \frac{\alpha(1 - \alpha)P_1 \bar{C}_1}{\{\alpha(I - (P_1 \bar{C}_1 + P_2 \bar{C}_2)) + P_1 \bar{C}_1\}^2} \\ \frac{\partial \varepsilon_2}{\partial I} &= - \frac{\alpha(1 - \alpha)P_2 \bar{C}_2}{\{(1 - \alpha)(I - (P_1 \bar{C}_1 + P_2 \bar{C}_2)) + P_2 \bar{C}_2\}^2}\end{aligned}$$

である。ここで、上記と同様、 $\bar{C}_1 = 1$ （生活必需品）、 $\bar{C}_2 = -1$ （嗜好品）とすると、

$$\begin{aligned}\frac{\partial \varepsilon_1}{\partial I} &= - \frac{\alpha(1 - \alpha)P_1}{\{\alpha(I - (P_1 - P_2)) + P_1\}^2} < 0 \\ \frac{\partial \varepsilon_2}{\partial I} &= \frac{\alpha(1 - \alpha)P_2}{\{(1 - \alpha)(I - (P_1 - P_2)) - P_2\}^2} > 0\end{aligned}$$

となる。すなわち、価格弾力性は負であるため、嗜好品の価格弾力性の絶対値（ $|\varepsilon_2|$ ）は、所得が増加すると低下し、所得に対する逆循環性を示すことが予想される。

（補論 2）容量の変化に対する需要の弾力性（容量弾力性）

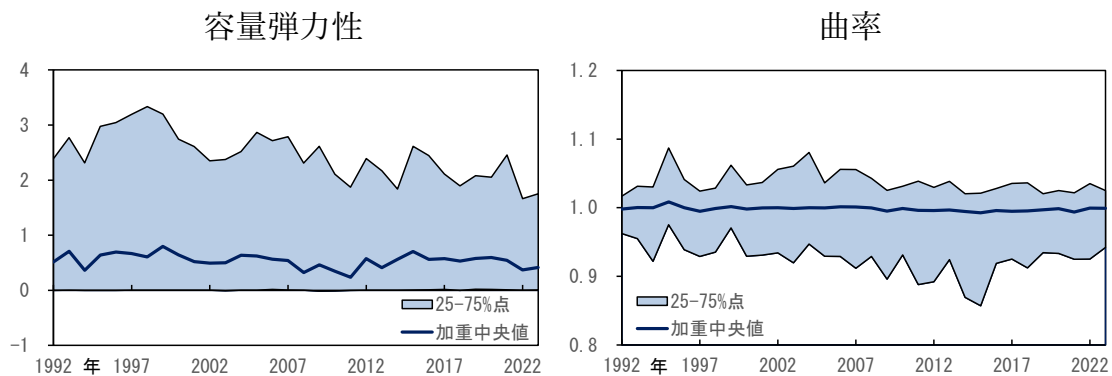
本稿の手法では、商品別の容量をテキスト分析により取得し、その係数を同時に推計しているため、容量の変化に対する需要の弾力性（容量弾力性）を推計することが可能である。

需要の容量弾力性は、以下の式で表される。

$$\eta_{m,t,j}^V = \frac{\partial s_{m,t,j}}{\partial V_{m,t,j}} \frac{V_{m,t,j}}{s_{m,t,j}} = \beta_{m,t}^V V_{m,t,j} (1 - s_{m,t,j})$$

食品の容量弾力性をみると、加重中央値は 0.5 近傍（容量を 1%減らしたとき、需要の減少は 0.5%程度）となっており、大きな変化はみられない（補論図表）。分布をみると、品目別のばらつきはきわめて大きい、75%点は緩やかに低下しており、容量変化に対する需要の反応が大きかった品目について、弾力性はやや小さくなっている。なお、曲率についても、価格弾力性と同様に推計したが、大きな変化はみられなかった。

（補論図表）需要の容量弾力性



（注）スーパーマーケットにおける食品が対象。売上ウエイトによる加重四分位、加重中央値。

（出所）マーチャндаイジング・オン RDS-POS 市場データ