

# 2021年度応用マクロ経済学講義ノート

阿部修人  
一橋大学

2021年7月

概要

(13) 消費の計測誤差

## 1 導入

今日まで、家計消費分析で用いられてきた代表的なマイクロデータはアメリカ合衆国の PSID と CEX であるが、この二つのデータセットは海外の研究者にマイクロデータが公開されており、また先行研究で実際に使用した元データおよび加工プログラムがネットで公開されるケースも多く、新たにこの分野に参入する研究者にとって、極めて便利なデータセットとなっている。また、アメリカ合衆国のみならず、多くの国でマイクロの家計消費データの蓄積は進んでおり、Review of Economic Dynamics の 2010 年に各国の所得・消費データの特徴をまとめた特集号が登場する等<sup>1</sup>、マイクロの消費データへのアクセスとその加工にかかる手間は、10 年前と比較し飛躍的に改善されていると言える<sup>2</sup>。

日本における代表的な家計消費データは総務省による『家計調査』と『全国家計構造調査』(旧全国消費実態調査)であり、どちらも比較的大きなサンプルサイズで長期的に行われており、Hayashi (1995) 等、多くの研究者が使用してきた。しかしながら、両調査は政府統計であるためデータの申請時点で作成する統計表等を確定する必要があるなど、CEX や PSID に比べて使い安いとは言えない<sup>3</sup>。現在、日本の経済学者がよく使用する家計消費データ

<sup>1</sup>この 2010 年の特集号には日本のデータに基づく研究が含まれていなかったが、その後、下記の論文が掲載された。

Jeremy Lise & Nao Sudo & Michio Suzuki & Ken Yamada & Tomoaki Yamada, 2014. "Wage, Income and Consumption Inequality in Japan, 1981-2008: from Boom to Lost Decades," Review of Economic Dynamics, Elsevier for the Society for Economic Dynamics, vol. 17(4), pages 582-612, October.、

<sup>2</sup>ただし、PSID は 1997 年より 2 年に 1 度の調査に変更され、支出等の質問も以前と変わってしまったことにより、前のデータとの接続が困難になっている。

<sup>3</sup>2009 年に施行された統計法により、マイクロデータの入手に関しては大きく改善されている。もっとも、『家計調査』と『全国消費実態調査』には学歴に関する情報がなく、消費や所得の分析において大きな障害となっている。

図 1:

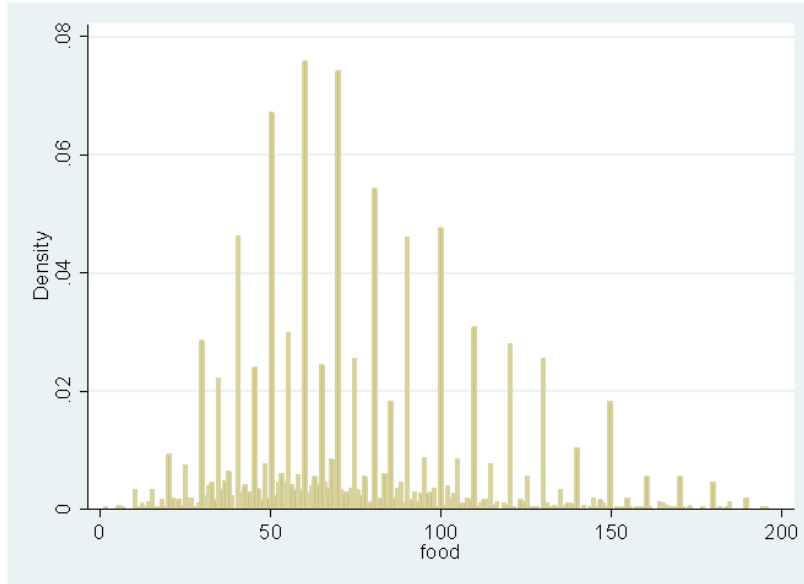


図 2: 図 1

は、1993 年から始まった家計経済研究所 (当時) による『消費生活に関するパネル調査』(JSPS)、および 2004 年より始まった慶應大学によるパネル調査 (KHPS) と大阪大学の『くらしの好みと満足度についてのアンケート』である。また、これら以外にも、旧郵政研究所による『家計と貯蓄に関する調査』、日経デジタルメディア社による日経スキャンパネル、インテージ社による『全国消費世帯パネル調査』(SCI) 等が使われている。

家計消費データは、データの作成方法により大きく異なる挙動をみせる。消費データは、大きく分けて家計簿に基づくもの (Diary Data) と記憶に基づくもの (Recall Data) に大別される。また、近年はバーコードリーダーに基づくもの (Scanner Data)、さらには家計簿アプリに基づくものも使用されることもある。CEX は、家計を Diary と Recall の二種類に分け、前者は二週間家計簿をつけさせているのに対し、後者は四半期に一度、前期の支出額を思い出させて記入させている。家計簿に基づくデータの方が記憶に基づくものよりも高精度であるが、家計にとり調査に協力する負担が大きく、長期間にわたった家計簿データは稀であり、総務省『家計調査』の六か月間の家計簿データは例外的な長さとなっている。そのため、多くのパネルデータは Recall Data となっており、調査前月における支出額を思い出してもらい、あるいは特定の月や週を特定せず、「平均的」な支出額を回答してもらいにより作成されている。

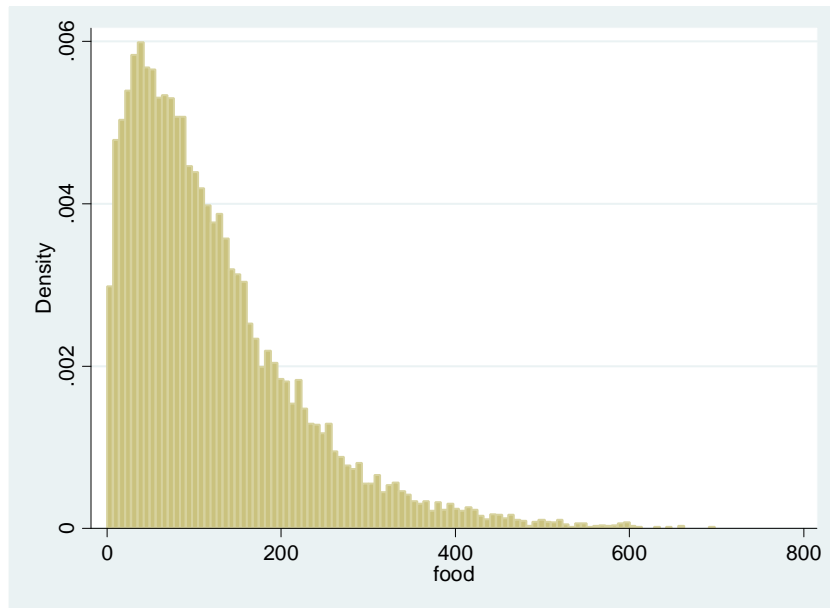


図 3: Diary Data に基づいた 1 週間の食料支出 (CEX2005)

Recall データの問題点は、図 1 から明らかである。

図 1 は慶應大学が作成している家計パネルデータ (KHPS) の 2009 年調査における食料支出額の分布である<sup>4</sup>。この図では、5000 の倍数で小さな山が、10000 の倍数で大きな山 (Heaping) が観察される。51000 円や 49000 円と答える家計は少なく、切りの良い数字で答えている家計が非常に多いのである。無論、この図が直ちに支出データのエラーを示しているとは限らないが、CEX による Diary Data における食料支出の分布を描いた図 2 には、そのような Heaping は生じておらず、図 1 に観察される山は、支出額を思い出させることによる誤差によるものと考えるのが自然である<sup>5</sup>。

表 1 は、Diary Data である『全国消費実態調査』(NSFIE) と Recall Data である慶應パネル (KHPS) の各支出項目と勤労所得の統計量を比較したものである<sup>6</sup>。交通費等の一部を除き、両調査の平均値と標準偏差はよく似た値となっている。このことから、Recall Data の計測誤差は大きな問題には一見見えないかもしれない。しかし、各支出項目の変化率の標準偏差は極めて大きく、勤労所得の標準偏差よりもはるかに大きくなっている。また、支出の自己相関係数はどれもほぼ  $-1/2$  となっており、恒常所得仮説が予測する 0 とは大きく異なる。記憶に基づくによる家計消費支出データのクロスセクション方向の分散は大きなものではないが、その変化率の分散は非常に大きくなっ

<sup>4</sup>横軸の単位は 100 円である。

<sup>5</sup>一週間の食料支出を記録したものであり、単位は \$ である。

<sup>6</sup>詳細は阿部・稲倉 (2008) を参照せよ。

NSFIEとKHPSの比較							
Variable	NSFIE		KHPS		KHPS Difference ΔE		KHPS
	(1) Mean	(2) Std. Dev.	(3) Mean	(4) Std. Dev.	(5) Mean	(6) Std. Dev.	(7) Corr (ΔE, ΔE(-1))
Food (inc. eat out)	4.2293	0.3799	4.1385	0.4375	-0.0165	0.4415	-0.4897
Dining Out	2.2215	0.9739	2.5258	0.6994	0.0632	0.6925	-0.4355
Rent & Repair *	1.7376	2.1418	3.6689	0.7992	-0.0402	0.5338	-0.5103
Electricity, Gas, and Water	2.9220	0.3671	3.0981	0.4000	-0.0231	0.4229	-0.5135
Furniture, Daily Use	1.7866	0.8894	1.9373	0.7953	0.0094	0.9979	-0.5228
Clothes & Footware	2.1443	1.0709	2.5092	0.7950	0.0406	0.8770	-0.4766
Medical Expense	1.8558	1.1278	2.2477	0.8728	0.0174	1.0784	-0.4791
Transportation	3.0467	1.0878	3.6203	1.1285	0.0485	0.8533	-0.4002
Communication **	2.6690	0.6112	2.6118	0.6674	-0.0585	0.6372	-0.4395
Education	2.8836	0.6624	3.1866	0.8667	0.0218	0.8864	-0.4307
Social Intercourse	3.4114	1.1654	3.4793	0.7974	0.0186	0.7892	-0.4851
Total Expense	5.6967	0.4470	5.6328	0.4362	0.0169	0.4221	-0.4999
Earning ***	8.5272	0.4786	8.4647	0.5159	0.0095	0.2517	-0.3637

NSFIE: National Survey of Family Income and Expenditure  
KHPS: Keio Household Panel Survey  
NSFIE: Average of September-November, 2004. Married, Male Head, Working as Employees, aged between 25 and 65  
KHPS: December or January in 2004-2007. Married, Male Head, Workers, aged between 25 and 65.  
Samples which are below the lowest 1% or above the highest 1% are excluded.  
All the variables are in natural logarithms (in 1000 yen)  
\*: Excluding Imputed Rents.  
\*\*: Including internet connection fee  
\*\*\*: Annual Earning by male head in the previous year

図 4: 表 1

ているのである。

家計消費データ、特に記憶に基づくデータには無視できないほどの計測誤差が含まれていることは、パネルデータを用いた初期の消費分析である Hall and Mishkin (1982) も指摘している。PSID を用いた Zeldes (1989) は、食料支出変化率の標準偏差が 32% にのぼり、選好のシフトや家計の期待錯誤により説明するには大きすぎると述べている。ノルウェーの家計パネルデータを用いた Mork and Smith (1989) によると、消費変化率の分散は所得分散の 5 倍の水準にある。家計経済研究所による日本の家計データを用いた阿部・稲倉 (2007) も、同様に家計消費変化率の分散が所得よりもはるかに大きいことを報告している。このように所得よりも大きな消費変動は家計消費平滑化仮説に反するものであり、消費モデルの基本であるオイラー方程式を推計する上で大きな問題となりうる。家計消費データの計測誤差の程度、およびそれが推計に与える影響に関しては、未だに決定的なものがない半面、地道な努力が行われている。本章は、ミクロの消費データを扱う際に生じる諸問題、具体的には計測誤差の程度のその影響、および消費データを作成する際の、集計期間の問題に関して議論する。

## 2 計測誤差とバイアス

消費支出データに含まれる計測誤差が、真の消費支出額と無相関である限り、消費支出を被説明変数として用いる場合は、回帰分析において深刻な問題は発生しない。しかしながら、多くのマイクロデータを用いた分析では、計測誤差は真の値と負の相関を有することを指摘している。また、日本では、阿部・稲倉 (2010) が、家計簿を頻繁につけている家計とそうでない家計では消費分散が異なり、前者では Heaping が少ないことを報告し、消費の構造モデルを用い、消費の計測誤差が真の値と負の相関が生じているという結果を得ている。

回帰分析において、説明変数に計測誤差がある場合、パラメータの推計量にバイアスが発生することはよく知られている。観察値と真の値の間の乖離 (誤差) の平均がゼロで、かつ、他の真の値や他の説明変数と無相関である場合 (Classical Error)、回帰係数には負のバイアスが発生するのみならず、計測誤差のない他の説明変数の係数に関してもバイアスが発生する可能性がある<sup>7</sup>。一方、被説明変数に計測誤差がある場合、計測誤差が真の値と直行している限りは、深刻な問題は発生しない。下記のような、単純なモデルを考えてみる。

$$Y^* = \beta X + \varepsilon \quad (1)$$

$$Y = Y^* + \omega \quad (2a)$$

我々が興味のある二つの変数、 $Y^*$  と  $X$  があり、(1) のような関係があるとする。ここで、 $\varepsilon$  は  $X$  と直行する通常の誤差項であり、 $\beta$  が興味のあるパラメータである。ここで、我々は真の値  $Y^*$  の代わりに、 $\omega$  の誤差の入った  $Y$  しか観察できないと仮定する。すると、 $Y$  を  $X$  に回帰して得られる推計量  $\hat{\beta}$  は

$$\hat{\beta} = \beta + (X'X)^{-1} X'(\omega + \varepsilon). \quad (3)$$

仮定より、この期待値をとると

$$E[\hat{\beta}] = \beta + E[(X'X)^{-1} X'(\omega)]. \quad (4)$$

もしも  $\omega$  と  $Y^*$  が無相関であれば、 $\omega$  と  $X$  も無相関となり、上式右辺の第二項はゼロとなる。したがって、被説明変数に誤差が含まれていても、それが真の値と相関がない限り、残差の分散を高め、決定係数を低下させるだけであり、回帰分析で得られる推計量にはバイアスをもたらさないことがわかる。しかしながら、計測誤差が真の値と相関をもつときは、そして、その相関が誤差項  $\varepsilon$  ではなく、説明変数との相関で作られているときには、回帰係

<sup>7</sup>詳細は、労働データにおける計測誤差についてサーベイを行っている Bound, et. al. (2001) を参照せよ。

数はバイアスを持つ。そして、計測誤差と真の値との相関が負(正)である場合は、回帰係数は下(上)方にバイアスを持つことになる。

計測誤差が真の値と直交するか否かを検証することは容易ではないが、家計支出に関しては多くの分析が行われている。Ahmed et al. (2006)は、カナダにおいて、調査対象家計に対し、まず支出額思い出させ、その後、家計簿をつけさせ、両者の分布の比較をすることで計測誤差の比較を行っている。この場合、比較する支出期間が異なるという欠点があるが、家計固定効果をコントロールできるという利点がある。彼らは、Recall Dataに無視できない計測誤差があり、真の値と負の相関を持つことを報告している。Gibson (2002)はインドネシアで家計調査を行い、サンプルを Recall と Diary の二種類に分け、両者の分布比較を行い、同様に、計測誤差と真の消費支出の間に負の相関があることを指摘している。CEXのDiaryサンプルとRecallサンプルを比較したBattistin (2002)は、同じく計測誤差と真の値の間に負の相関があるとし、さらに、負の計測誤差が生じる理由として、家計が実際の値ではなく、時間を通じた平均値を答える(Averaging)を独自に行うため、平均回帰(Mean Reversion)が発生し、それが負の相関を作り出している可能性を指摘している。

### 3 日本家計の家計簿記入と計測誤差

アメリカ合衆国やイギリス、カナダにおけるDiary Dataの調査期間は短く、二週間程度である。一方、日本では、『家計調査』が六ヶ月、『全国消費実態調査』が三ヶ月と、他国に比べて長い。これは、日本家計にとり、家計簿をつけるという作業が他国に比べてそれほど大きな負担になっていないことを示唆している。慶應パネルデータ(KHPS)は2009年調査において、家計の家計簿作成の頻度に関して質問しており、全体の23%が「よくつけている」、29%が「めったにつけない」と答えている。

図3は、家計簿を「よくつけている」、および「めったにつけない」家計における食料支出の分布を描いたものである。よくつけている家計ではHeapingは観察されるものの、その度合いは家計簿をめったにつけない家計より小さい。ところが、変動係数を比較すると、家計簿を頻繁につけている家計は0.47であるのに対し、めったにつけない家計の値は0.39と、家計簿をつけていない家計のほうが小さくなってしまふ。一方、支出変化率の分散およびその自己共分散を計算すると、家計簿を頻繁につけている家計の支出変化率の分散はめったにつけない家計よりも小さく、自己共分散も小さくなっている。家計簿をつけている家計の方が、通時的な支出変化は小さく、平滑化されているのである。これは、クロスセクション方向での支出分散は、計測誤差の指標としては不適切であることを示唆する阿部・稲倉(2010)は、家計簿を頻繁につけている家計の消費データを基準とし、家計簿を頻繁につけていない家

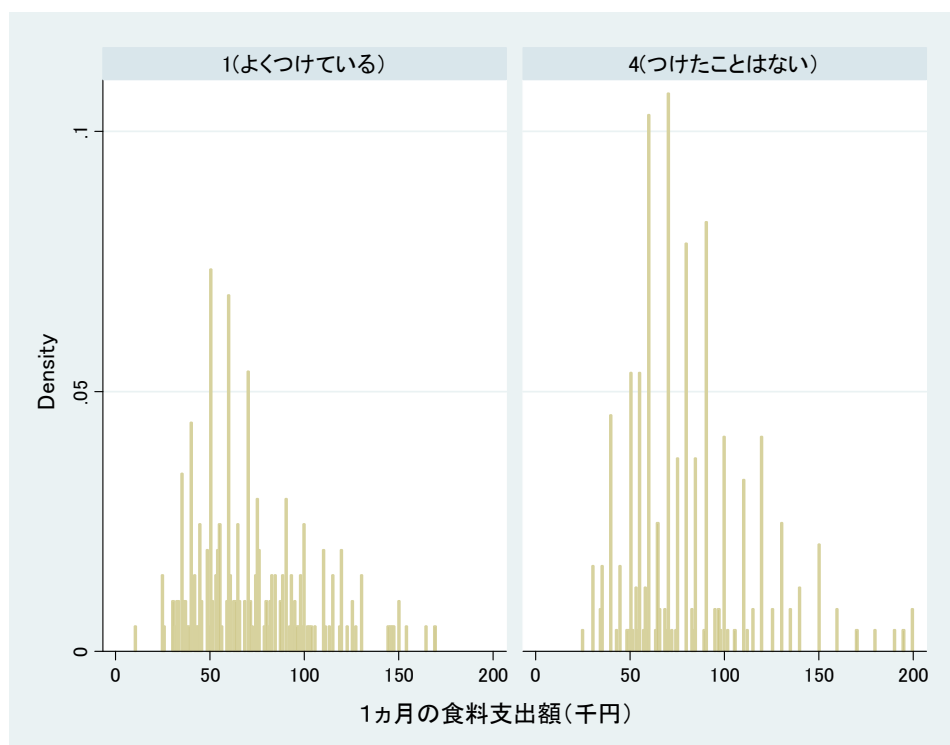


図 5: 図 3

計の消費データに含まれる計測誤差を、支出と所得の関係を用いて計測している。

食料支出  $F^*$  と家計所得  $y$  の間に

$$F^* = \alpha + \beta y + \varepsilon, \quad (5)$$

の関係があると仮定しよう。ただし、 $\alpha$  と  $\beta$  はパラメータであり、 $\varepsilon$  は通常の仮定をみたす誤差項である。ところが、実際には、計測誤差  $\omega$  を含む支出データ

$$F = F^* + \omega, \quad (6)$$

のデータしか得られないとする。 $F$  を  $y$  に回帰すると

$$\hat{\beta} = \beta + \frac{Cov(y, \omega)}{Var(y)}, \quad (7)$$

を得る。もしも

$$Cov(F^*, \omega) = x \quad (8)$$

であるなら、

$$\beta Cov(y, \omega) + Cov(\varepsilon, \omega) = x. \quad (9)$$

ここで  $Cov(\varepsilon, \omega) = 0$  と仮定すると、

$$Cov(y, \omega) = \frac{x}{\beta}, \quad (10)$$

を得る。家計簿を頻繁につけている家計のデータを用いて推計した  $\hat{\beta}$  が真の値に等しいと仮定すれば、家計簿をつけていないサンプルを用いた推計量から、 $x$  を計測可能である。阿部・稲倉 (2010) は、計測誤差と基準支出データの間を負の有意な相関があり、(対数)消費を(対数)所得に回帰する場合、消費の計測誤差は、所得弾力性に 25% 程度の方下バイアスを作り出しているという結果を報告している。

Ahmed et al. (2006) や Battistin (2002) 等の研究により、記憶に基づく消費データには無視できない計測誤差が含まれており、しかも、それは真の値と負の相関を持つ、ということはほぼ確実であると思われる。しかしながら、より正確な家計簿に基づくデータを長期にわたり作成するのは非現実的である。近年、Crossley and Browning (2009) は、計測誤差が含まれていることを覚悟の上、二種類の消費データを記憶に基づき質問し、両者の共分散を用いることを提唱している。二つの消費尺度に含まれる計測誤差が直交している限り、両者の共分散により真の消費情報が可能になるのである。消費データに関して、異なる質問を行うことには多くの追加費用がかからないため、今後、新たに消費のサーベイデータを作成する際、彼らの提案が採用されれば、消費に関する計測誤差は大きな問題にならなくなるかもしれない。しかし、今のところは、記憶に基づくミクロの消費データには、深刻な誤差が



含まれている可能性があり、分析の際には操作変数を用いるか、計測誤差に対してロバストな推計手法を開発する必要がある。もっとも、前者に関しては、操作変数がみたすべき多くの条件を満たす変数を見出すのは容易ではなく、後者に関しては、計測誤差の発生メカニズムに関して強い仮定を設ける必要がある。

## 4 Needs-Scan/Panel を用いた家計消費データ集計期間の重要性の検証 (阿部・稲倉 2007)

### 4.1 導入

計測誤差の他に、Hall and Mishkin (1982) 等の多くの研究が指摘する家計消費データの変動要因として、一時的な消費支出がある。「一時的な消費支出」とは、通常のライフサイクル・恒常所得モデルが想定していない支出行動であり、特売時の買いだめ、海外旅行等の分割不可能な大きな支出、嗜好ショック、クリスマスやサンクスギビング等の季節的変動等により生じるものである。本節では、特に買いだめ等による消費と支出のタイミングのずれについて考察する。

カップラーメンやインスタントコーヒー等、長期間保存可能な商品に関しては、多くの家計が特売時に買いだめを行うことが知られている<sup>8</sup>。消費データが一週間や一ヵ月月の家計簿に基づいており、かつその調査期間内に特売が発生した場合、非常に多くのカップラーメンの購入歴が記録されることになる。一方、特売がなされない場合、カップラーメンの購入歴はほとんど記録されない。この場合、カップラーメンの購入は消費モデルというよりも、在庫モデルに基づく投資行動により描写することが適切となるだろう。一般に、家計消費支出は車やタンス等の耐久消費財と非耐久消費財、半耐久財、およびサービスに分けられるが、全国消費実態調査ではカップラーメンやカレー、干しシイタケや砂糖は非耐久消費財に区分されている。実際には、砂糖には賞味期限がなく長期保存可能であり、カップラーメンも数カ月の保存が可能である。このような商品の購入に際しては、支出と消費のタイミングが一致しないと考えるのが自然である。

消費と支出のタイミングが一致しない場合、消費データの集計期間は消費平滑化やランダムウォーク性を考える上で極めて重要となる。非常に極端な例として、1時間単位の消費決定を考えてみよう。すると、たとえ魚やパンのような保存性の低いものであっても、消費の平滑化は観察されないであろう。また、魚を毎日購入するとも限らないので、かなり頻繁に魚を消費する家計でないかぎり、一週間単位のデータであっても魚の消費は平滑化されていない

<sup>8</sup>カップラーメンの特売時の売り上げに関しては、Abe and Tonogi (2010) が Nikkei POS データに基づいた事例を報告している。

い可能性が高い。しかし、今年の魚消費と去年の魚消費を比較すると、魚への支出は平滑化されているかもしれない。どの程度の期間で消費平滑化が行われているかは、実証的に検証すべき課題である。次節では日時の消費支出データを用い、消費平滑化とデータ集計期間について考察する。

## 4.2 データ

用いるデータは、日本経済新聞社が提供する Needs-Scan/Panel である。これは神奈川と東京の2地域、三千世帯を対象とし、特定のスーパーマーケットでの家計の購入歴を日次で記録したものであり、1998年1月1日から2001年12月31日までの4年間のデータが利用可能である。記録されている商品は Japanese Article Number (JAN) コードのついているものに限定されており、魚や野菜等の生鮮食料品は含まれていない<sup>9</sup>。このデータは JAN コード別、家計別、日別の購入額・購入量が含まれており、総観察数は700万弱に及ぶ大規模なものである。

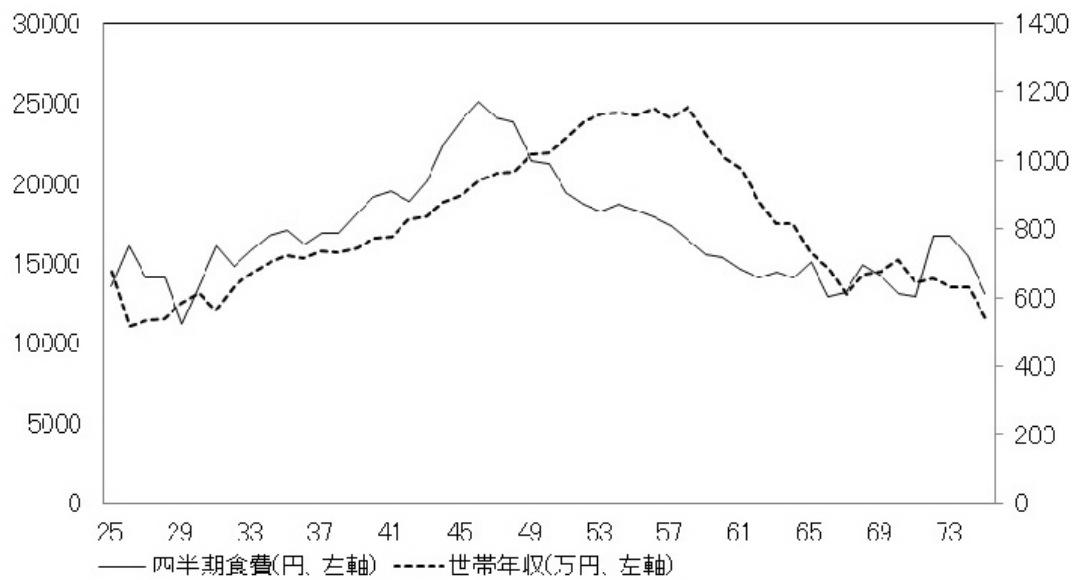
Needs-Scan/Panel は、家計の購入歴に加え、毎年、家計構成や年収等に関する家計属性のデータを収集している。表2はサンプル家計の基本属性を示したものである。サンプルのほとんどは有配偶者であり、男性も女性も高学歴な家計が多い。また、有業率も高く、94%の男性が仕事をしている。年齢のばらつきは大きく、男性、女性ともに20歳から100歳弱までの広い世代が対象となっている。税込家計年収は880万円と、平均年齢が48歳の家計としては高いが、これは高学歴であることを反映しているものと思われる。図4は1年単位で集計した家計食料支出および家計年収の年齢・平均プロフィールである。年収プロフィールのピークは50代前半であり、通常の年収・年齢プロフィールと大きな差はない。食費のプロフィールのピークは40代半ばであり、年収のピークよりも前にあることは、家計経済研究所のデータを用いた阿部・稲倉(2007)の結果と同様である。Needs-Scan/Panel には生鮮食料品や食料支出以外の消費項目が含まれていないため、このプロフィールの形状をもって消費全体の傾向を論じることには慎重にならねばならないが、消費支出が Hump-Shape であることは、日本以外の家計データを用いた Gourinchas and Parker (2002) や Attanashio, et al. (1999) 等の先行研究の結果とも整合的である。

<sup>9</sup>JAN コードは、国際的な商品共通コードであり、商品毎に固有の13桁あるいは8桁の数値がふられている。詳細は流通システム開発センターの web(<http://www.dsri.jp/index.htm>) を参照せよ

Needs-Scan/Panelの基本属性						
	平均値	標準偏差	最小値	最大値	サンプル数	
申込者の性別(1:女性、0:男性)	0.996	0.060	0	1	9294	
夫※の有無(1:いる、0:いない)	0.960	0.195	0	1	9294	
同居している人数(本人も含める)	3.675	1.091	1	8	9294	
過去1年間の税込年収(同居している家族全体)	881.172	426.192	200	2000	9292	
夫の年齢	48.021	10.449	21	99	8961	
夫の最終学歴						
中学卒	0.049	0.215	0	1	8927	
高校卒	0.376	0.484	0	1	8927	
短大卒	0.032	0.176	0	1	8927	
大学・大学院卒	0.543	0.498	0	1	8927	
夫の就業状況(1:無職、0:それ以外)	0.059	0.235	0	1	8923	
妻の年齢	45.657	10.276	20	100	9254	
妻の最終学歴						
中学卒	0.045	0.207	0	1	9252	
高校卒	0.537	0.499	0	1	9252	
短大卒	0.261	0.439	0	1	9252	
大学・大学院卒	0.158	0.364	0	1	9252	
妻の就業状況(1:無職、0:それ以外)	0.569	0.495	0	1	9247	
注: ※夫がいない場合でも、「中心的な存在の男性(20歳以上)」がいれば1とカウントする						
注: 1998年から2001年の間に1回以上更新を行った世帯すべてをブール						

図 6: 表 2

Scan/Panel: 家計年齢-平均プロファイル



注: 1998年から2001年の間に1回以上更新を行った世帯すべてをブール

図 7: 図 4

来店頻度・集計期間別食料消費支出(月次値に変換)

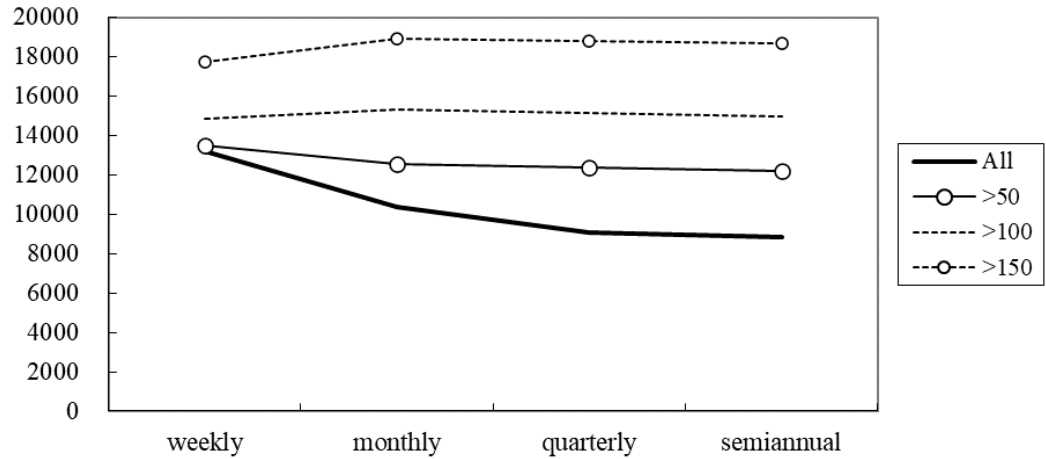


図 8: 図 5

### 4.3 家計の来店頻度

本データでは、記録されている消費支出は特定の小売店における購入歴のみであり、他の小売店で購入した場合はデータに表れないことに注意する必要がある。そこで、本論文では、家計の当該小売店にとっての忠実度 (Loyal Customer) 度合いを示す指標として、一年間に家計が当該小売店で買い物をした頻度を用いる。

図 5 は来店頻度別の、週次、月次、四半期、半年の食料支出額を示したものである。ただし、それぞれの集計期間を定数倍 (例えば、半年であれば 1/6 倍) することで、月次データと比較可能に単位を揃えてある。明らかなように、来店頻度を全く考慮しないと、集計期間を長くするほど食料支出は減少してしまう。これは、減多に当該小売店で購入しない家計を含めてしまうことによる効果であり、消費支出の変化を分析するためには、そのような家計はサンプルから除外することが望ましい。図 5 から、年間来店頻度が 100 回以上の家計であれば、週次と半年データがほぼ整合的となっていることがわかる。

表 3 は、消費支出に占める割合が上位 1% を占める 20 カテゴリーに関して、商品を耐久性のあるものとならないものに分け、来店頻度別・集計期間別の対数家計食料支出の分散を示したものである<sup>10</sup>。なお、季節性の影響を除

<sup>10</sup>このうち、Perishable としたのは、賞味期限がほぼ 10 日以内である以下の 13 商品である。  
Perishable:豆腐・豆腐製品、納豆、漬物、チルド半製品、生めん・ゆでめん、ハム・ベーコン、ソーセージ、畜肉製品、ヨーグルト、牛乳、食パン、菓子パン・蒸しパン、和菓子。また、

耐久度別・来店頻度別消費支出分散							
集計期間	来店頻度	Total		Perishable		Not-Perishable	
		N	Variance	N	Variance	N	Variance
weekly	All	334544	0.904	319863	0.844**	223254	0.731
	>50	266225	0.861	257654	0.816**	182620	0.733
	>100	162567	0.780	159334	0.757**	116887	0.731
	>150	71275	0.628	70509	0.642	56017	0.728**
monthly	All	104038	1.221	101959	1.200**	88756	1.137
	>50	70084	0.722	69812	0.762	64000	1.036**
	>100	39576	0.506	39551	0.536	37297	0.970**
	>150	16790	0.360	16786	0.391	16239	0.868**
quarterly	All	37791	1.424	37456	1.451	35369	1.458
	>50	23674	0.591	23664	0.631	23231	1.097**
	>100	13277	0.411	13277	0.422	13134	0.964**
	>150	5616	0.300	5616	0.313	5581	0.801**
semiannual	All	19572	1.466	19488	1.524	18891	1.601*
	>50	11929	0.538	11928	0.568	11859	1.037**
	>100	6666	0.369	6666	0.374	6643	0.895**
	>150	2814	0.266	2814	0.274	2808	0.723**

注： データ： Needs-Scan/Panel。 期間：1998年1月1日から2001年12月31日。  
注： 総食料品支出は上位1%シェアの商品カテゴリーの家計毎の集計量をもとに計算。  
注： 灰色の部分は、PerishableとNot-Perishable間で分散が大きい方を示す。\*\*、\*はそれぞれ1%、5%の有意水準で灰色側の分散が大きいことを示す。

図 9: 表 3

去するため、対数家計支出を週次ダミーおよび月次ダミー等に回帰した後の残差を用いている。この表から、来店頻度が多いほど、また集計期間を長くするほど分散は小さくなっていることがわかる。また、耐久度の低い財の分散は、耐久度の高い財よりも週次データと月次の一部を除き小さくなっており、消費の平滑化は耐久度の低い財のほうが強いことを伺うことができる。

#### 4.4 家計食料消費支出の平滑化とランダムウォーク性の検証

表4は対数家計食料支出の変化率および自己相関係数をまとめたものである。週次や月次の集計期間では、来店頻度に関わらず自己相関係数は高く、-0.5に近い、すなわち i.i.d. に近い挙動を示している。牛乳やヨーグルトなど、長期にわたる保存が不可能な商品に関しても傾向は同様である。家計経済研究所のパネルデータを用いた阿部・稲倉(2007)でも消費支出変化率の自己相関係数は-0.5に近い値となっており、消費支出はランダムウォークからはほど遠い挙動を示している。一方、集計期間を四半期や半年まで拡大すると、消費変化率の分散、自己相関係数ともに低下し、特に、年間来店頻度が150を超える家計では、変化率の分散が0.1未満となり、消費支出は極めてスムーズになる。また、長期保存可能な財に関しては、データ集計期間を四半期や半年にしても、-0.35から-0.4の間にあり、ランダムウォークよりも i.i.d. に近い。一方、牛乳等の財に関しては、自己相関係数は-0.2程度であり、ランダムウォークにより近いものとなっている。表4から、月次や週次のパネルデータが示す消費変化率の不安定性は、データ集計期間が短すぎるためである可能性が高いことがわかる。

表4では、変化率を計算する際に、直前の期からの変化を用いている。例えば、5月の消費支出変化率は、4月からの1ヵ月分の変化率である。しかしながら、通常のパネルデータの変化率は前年同期比で与えられることが多い。消費支出に含まれる測定誤差、あるいは一時的要素を  $\omega_t$ 、恒常ショックを  $\varepsilon_t$  とする。1年前が現在から  $s$  期前だと仮定した場合、消費支出変化率の分散とその自己相関は下記で与えられる。

$$Var(\Delta C_{t-s}) = 2Var(\omega) + sVar(\varepsilon), \quad (11)$$

$$Corr(\Delta C_t, \Delta C_{t-s}) = \frac{-Var(\varepsilon)}{2Var(\omega) + sVar(\varepsilon)}. \quad (12)$$

したがって、遡る期間が長くなればなるほど、すなわち  $s$  が長くなればなるほど、消費変化率の分散は上昇し、自己相関係数の絶対値は低下する。

月次データの年間変化率を計算する場合、(11) および (12) 式に  $s=12$  を代入すればよい。 $s$  の値と、対応する期間での消費変化率の分散および自己相

賞味期限が10日以上、数ヶ月、数年以上に及び以下の7商品を Not-Perishable とした。  
Not-Perishable: 清涼飲料、即席カップめん、チョコレート、スナック菓子、せんべい、冷凍総菜、レギュラーアイス。

耐久度別・購入頻度別消費支出変化率分散・自己相関係数										
集計期間	来店頻度	Total			Perishable			Not-Perishable		
		N	Var( $\Delta Et$ )	Corr( $\Delta Et, \Delta Et-1$ )	N	Var( $\Delta Et$ )	Corr( $\Delta Et, \Delta Et-1$ )	N	Var( $\Delta Et$ )	Corr( $\Delta Et, \Delta Et-1$ )
weekly	>0	206580	0.905	-0.508	188557	0.910	-0.509	81425	0.986**	-0.506
	>50	196421	0.894	-0.508	180359	0.902	-0.510	78690	0.983**	-0.506
	>100	140970	0.826	-0.507	132334	0.847	-0.509	60893	0.966**	-0.504
	>150	66995	0.657	-0.503	64642	0.705	-0.505	35429	0.908**	-0.501
monthly	>0	84570	0.527	-0.462	81437	0.552	-0.456	60689	0.786**	-0.473
	>50	64168	0.361	-0.447	63438	0.409	-0.444	50858	0.722**	-0.472
	>100	36765	0.235	-0.435	36687	0.279	-0.442	31388	0.617**	-0.457
	>150	15693	0.156	-0.403	15679	0.191	-0.410	14358	0.505**	-0.438
quarterly	>0	28290	0.431	-0.378	27725	0.457	-0.379	24499	0.647**	-0.415
	>50	18430	0.196	-0.304	18413	0.229	-0.311	17474	0.480**	-0.397
	>100	10512	0.129	-0.292	10510	0.144	-0.276	10156	0.389**	-0.393
	>150	4502	0.095	-0.268	4502	0.110	-0.260	4425	0.297**	-0.386
semiannua	>0	10723	0.368	-0.226	10635	0.407	-0.253	10031	0.553**	-0.334
	>50	6785	0.166	-0.191	6784	0.190	-0.253	6667	0.362**	-0.317
	>100	3906	0.103	-0.206	3906	0.117	-0.211	3854	0.293**	-0.347
	>150	1664	0.072	-0.197	1664	0.086	-0.167	1652	0.192**	-0.359

注: データ: Needs-Scan/Panel。期間:1998年1月1日から2001年12月31日。各データ集計期間に関し3期間のラグをとることが可能なサンプル。

注: 総食料品支出は上位1%シェアの商品カテゴリーの家計毎の集計量をもとに計算。

注: 灰色の部分は、PerishableとNot-Perishable間で分散が大きい方を示す。\*\*, \*はそれぞれ1%、5%の有意水準で灰色側の分散が大きいことを示す。

図 10: 表 4



直近および前年同期比の比較							
集計期間	1年間の 来店頻度	直近との階差			1年前との階差		
		N	Var( $\Delta Et$ )	Corr( $\Delta Et, \Delta Et-1$ )	N	Var( $\Delta Et$ )	Corr( $\Delta Et, \Delta Et-s$ )
weekly	All	231263	0.9227	-0.5155	110571	0.9372	-0.4585
	>50	217986	0.9086	-0.5161	98755	0.9080	-0.4590
	>100	151418	0.8054	-0.5154	66925	0.8077	-0.4524
	>150	69066	0.5870	-0.5129	29885	0.6117	-0.4501
monthly	All	88163	0.4894	-0.4677	41502	0.6674	-0.3922
	>50	64662	0.3034	-0.4539	29310	0.4392	-0.3754
	>100	36808	0.1928	-0.4404	17294	0.3065	-0.3465
	>150	15697	0.1299	-0.4203	7268	0.2278	-0.3244
quarterly	All	28780	0.3946	-0.3776	15780	0.5576	-0.2764
	>50	18437	0.1653	-0.2913	10080	0.2796	-0.2433
	>100	10515	0.1043	-0.2769	5885	0.1926	-0.2035
	>150	4503	0.0753	-0.2609	2464	0.1480	-0.1860
semiannual	All	10777	0.3319	-0.2132	8212	0.4357	-0.1395
	>50	6786	0.1452	-0.1950	5148	0.2012	-0.1607
	>100	3906	0.0850	-0.1880	2993	0.1285	-0.1130
	>150	1664	0.0561	-0.1713	1255	0.0910	-0.0744

注: データ: Needs-Scan/Panel。期間:1998年1月1日から2001年12月31日。  
注: ここでの食料総額は上位1%シェアの商品カテゴリーに限らない。

図 11: 表 5

関係数がわかれば、そこから  $Var(\omega)$  と  $Var(\varepsilon)$  の値を計算することが可能である。

表 5 は全食料支出に関して、直近との階差および 1 年前との階差を用いた場合の対数食料消費支出変化率の分散および自己相関係数を示している<sup>11</sup>。消費変化率の分散は直近よりも 1 年前との階差のほうが大きく、自己相関係数は逆に全同期比のほうが小さくなっている。これらは、いずれも (11) および (12) 式と整合的である。また、通常のパネルデータである月次消費支出の 1 年前との階差に関しては、自己相関係数の絶対値が-0.3 よりも大きく、ランダムウォークからは程遠い挙動を示している。

表 6 は、表 5 で示された消費変化率の分散および自己相関係数を基に、(11) および (12) 式を用いて、消費データに含まれる恒常ショック、 $Var(\varepsilon)$ 、および一時ショック、 $Var(\omega)$ 、を推計したものである。なお、直近との階差を用いた週次データでは、自己相関係数の絶対値が-0.5 より大きくなっているため、恒常ショックを推計できていない。まず、直近との階差情報を用いた結果をみると、一時ショックの大きさはデータ集計期間の減少関数となってい

<sup>11</sup>表 4 よりもサンプルサイズが大きいのは、上位 1% のシェア、20 カテゴリーに限定していないためである。

一次ショックと恒常ショックの推定量

集計期間	1年間の 来店頻度	Var( $\omega$ )		Var( $\varepsilon$ )		Corr( $\Delta Et$ , $\Delta Et$ -s)		Var( $\varepsilon$ ) / Var( $\omega$ )	
		直近との 階差	前年同期 との 階差	直近との 階差	前年同期 との 階差	直近の Var( $\omega$ )、 Var( $\varepsilon$ ) を用いて 予測	前年同期 との 階差	直近との 階差	前年同期 との 階差
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(3) / (1)	(4) / (2)
weekly	All	0.4641	0.4297	NA	0.0015	NA	-0.4585	NA	0.0035
	>50	0.4570	0.4168	NA	0.0014	NA	-0.4590	NA	0.0034
	>100	0.4029	0.3654	NA	0.0015	NA	-0.4524	NA	0.0040
	>150	0.2902	0.2753	NA	0.0012	NA	-0.4501	NA	0.0043
monthly	All	0.2281	0.2618	0.0308	0.0120	-0.2763	-0.3922	0.1349	0.0458
	>50	0.1366	0.1649	0.0278	0.0091	-0.2251	-0.3754	0.2036	0.0553
	>100	0.0832	0.1062	0.0238	0.0078	-0.1842	-0.3465	0.2857	0.0738
	>150	0.0524	0.0739	0.0223	0.0067	-0.1409	-0.3244	0.4248	0.0902
quarterly	All	0.1481	0.1541	0.0976	0.0623	-0.2157	-0.2764	0.6589	0.4045
	>50	0.0478	0.0680	0.0693	0.0359	-0.1283	-0.2433	1.4483	0.5275
	>100	0.0288	0.0392	0.0468	0.0286	-0.1176	-0.2035	1.6258	0.7285
	>150	0.0196	0.0275	0.0363	0.0232	-0.1065	-0.1860	1.8476	0.8441
semiannual	All	0.0704	0.0608	0.1903	0.1571	-0.1351	-0.1395	2.7015	2.5842
	>50	0.0282	0.0323	0.0883	0.0683	-0.1210	-0.1607	3.1335	2.1114
	>100	0.0163	0.0145	0.0523	0.0497	-0.1186	-0.1130	3.2165	3.4248
	>150	0.0102	0.0068	0.0359	0.0387	-0.1102	-0.0744	3.5371	5.7204

注: 集計期間別に、週次、月次、四半期、半年ダミーで回帰したresidualを使用。

weekly: s=52, monthly: s=12, quarterly: s=4, semiannual: s=2

(5): 本文の(11)および(12)式より $-(1列)/(2*(1列)+s*(3列))$ として計算。(6): 表5より再掲。ただし、 $-(2列)/(2*(2列)+s*(4列))$ と一致する。

図 12: 表 6

る。これは、集計することにより一時ショックが消滅する自明な効果による。一方、恒常ショックは逆にデータ集計期間の増加関数となっているが、これも、例えば真のプロセスが月次のランダムウォークであると仮定すれば、四半期や半年に集計することにより、変化率分散が上昇するのは自然なことである。恒常ショックと一時ショックの大きさの比は最後の 2 列に示されている。この値が大きいほど、消費データの変動要因は恒常的なものであることになる。この値が 1 を超えるのは四半期よりも長期の集計期間をとった場合のみであり、半年データでは消費支出はほとんど、恒常的要因により動かされている。

前年同期比情報を用いて計算した一時ショックおよび恒常ショックの大きさは直近情報を用いた場合と大きくは変わらないが、相対的には一時ショックの大きさが大きく推定されている。直近の推計量を用いて、年間変化率の自己相関係数を計算した 5 列と実際の年間変化率を示した 6 列を比較すると、明らかに 6 列のほうが絶対値が大きく、年度変化率はより i.i.d. に近い挙動を示している。両者がほぼ一致するのは半年という長期のデータ集計期間を用いた場合のみである。これは、(11) および (12) 式が週次や月次では成立していない、すなわち、消費のランダムウォークを考える場合の集計期間が週次や月次では短すぎ、年間での変化率と非整合になっていることを示している。

## 5 ホームスキャンデータの可能性

前節で用いた家計消費データは、特定の店舗での購入行動に関する情報に基づいていた。これは、当該店舗における支出はほぼ正確に捕捉可能である一方、その店舗以外で買い物をする場合、その情報が欠落してしまうという欠点があった。その点を解決するデータとして、各家計にバーコードリーダーを設置し、日々の買い物を記録させる、ホームスキャン (homescan) と呼ばれる家計消費データが存在する。ホームスキャンデータは AC Nielsen や Taylor Nelson Sofres (TNS) 等のマーケティング会社により欧米諸国は勿論、中国、韓国、インド等でも作成されており、日本ではインテージ社や東急エージェンシー社、ビデオリサーチ社が作成している。家計簿ベースの CEX や『家計調査』がケチャップやチョコレートのような商品カテゴリー単位の支出を記録しているのに対し、マーケティング会社のデータは、いつ、どこで、どのような家計が A 社の X タイプのケチャップを幾らで購入したかが記録されており、非常に大規模なデータとなっている。このようなデータは、従来は、マーケットシェアの補足や特定ブランドの需要関数の推計等、マーケティングサイエンスの分野で主に活用されてきた<sup>12</sup>。

Diary Data や Recall Data と比較したとき、ホームスキャンデータは、(1)

<sup>12</sup>マーケティングサイエンスの分野におけるスキャナーデータの活用例に関しては、阿部・近藤 (2005) が参考になる。

個別商品単位の、購入数量、購入価格、購入店舗、購入日のデータが利用可能であること、(2) 同一家計を長期にわたり追跡していること、という二点を大きな特徴としてあげることが出来る。(1) は、元来は特定商品の需要予測等を行うためのものであるが、この情報により、Aguiar and Hurst (2007) のような家計間の価格指数の差異の分析や Erdem, et al. (2003) および Hendel and Nevo (2006) のような、家計内在庫モデルの分析が可能となる。(2) の同一家計の調査継続期間はホームスキャンデータにより異なるが、日本のインテージ社による『全国消費者世帯パネル調査』の場合は最大 10 年間となっている。日次という高頻度の 10 年にわたるパネルデータにより、PSID 等の、1 年に 1 度の支出データでは不可能な分析、例えば家計間季節性パターンの異質性や集計期間を変化させた場合の消費データの時系列的特徴の変化等が可能となる。ホームスキャンデータを用いた家計消費行動の分析は近年開始されたばかりであるが、その情報量の多さと Aguiar and Hurst (2007) や Griffith et al. (2009) 等<sup>13</sup>、Major Journal に掲載される論文が増えてきたこともあり、近年特に増加する傾向にある。

多くの情報を有するホームスキャンデータではあるが、家計消費データとみなした場合、危惧すべき点も存在する。TNS による英国のホームスキャンを除き、前節の Scan/Panel と同様に、生鮮食料品等、バーコードのついていない商品の購入記録は原則として存在しておらず、外食や耐久消費財の情報もない<sup>14</sup>。そのため、支出データとして扱う場合、PSID よりもさらに狭いカテゴリーのデータとなっているという欠点がある。また、家庭内部でのスキャン作業の際、一部の支出が脱落する可能性も否定できない。

Leicester and Oldfield (2009) は、イギリスのホームスキャンデータと家計簿ベースの支出データである FES の比較を行い、ホームスキャンによる支出額は FES に比べ 20% から 25% 低い水準となっているが、支出・年齢プロファイルの形状はほぼ同一であることを報告している。したがって、レベル調整を行う必要はあるものの、ホームスキャンによる支出データと年齢等の他の変数との相関構造に関しては信頼できることを示唆している。阿部・新関 (2010) はインテージ社によるホームスキャンデータと総務省の『家計調査』のミクロデータを用い、詳細な商品カテゴリー・世帯年齢・就業状況別の両データの比較を行った。その結果、日本のホームスキャンも Leicester and Oldfield (2009) と同様に、Diary Data と比較して 30% 程度低い水準になっているものの、年齢プロファイル等は Diary Data とよく似ているという結果を得ている。ホームスキャンデータを使用する際には、カテゴリーに偏りがあることと、全体的に下方にバイアスがあることを念頭に置く必要があるのである。

<sup>13</sup>日本のホームスキャンデータを用いた分析には Abe and Shiotani (2014) 等がある。

<sup>14</sup>日本のインテージ社によるホームスキャンでは、米とコーヒー豆に関してはバーコードがなくとも記録対象になっている。

## 5.1 ホームスキャンデータにおける消費変動

インテージ社によるホームスキャンデータ、SCI は、全国の有配偶家計を対象にしたものであり、調査対象家計は各時点で 12000 に登る。同一家計を三年間追跡調査していることから、様々な集計期間で消費支出の分析が可能となっている。2004 年 1 月 1 日から 2006 年 12 月 31 日までの三年間の SCI データを用い、Scan/Panel と同様に、家計消費支出変化率の分散および自己相関係数を様々なデータ集計期間別に整理したものが表 7 である<sup>15</sup>。表 1 で示されていた KHPS の食料支出変化率の標準偏差は 0.4415 であり、その分散は 0.19 であった。また、表 3 の来店頻度 150 以上家計における月次食料支出変化率の分散は 0.156 であり。表 7 では、月次データの変化率分散は、前期からの場合は 0.166、前年同期比の場合は 0.176 と、KHPS や Scan/Panel とほぼ同じ大きさとなっている。自己相関係数も、三つの表でほぼ整合的な結果となっている。一方、集計期間を半年にした場合、その分散は極めて小さくなり、前期比で 0.036、前年同期比で 0.046 と、月次データの 1/4 以下にまで低下する。一年間の場合は 0.029、自己相関係数も 0.04 程度と、ほぼランダムウォークと言ってよい水準にまで低下している。集計期間を長くすることによる分散の低下は Scan/Panel を用いた表 3 よりも遥かに急であり、Scan/Panel のデータには未だ、調査対象外店舗による購入の変動が含まれていることを示唆している。一方、年次データにおける消費変化率の分散が極めて小さく、自己相関係数が、統計的に有意ではあるものの、極めて小さな値となっていることは、強力な消費平滑化が行われていることを意味する。年間消費支出変化率の分散は、表 3 から計算できる年間労働所得変化率の分散 0.063 よりも遥かに小さく、標準的なライフサイクル・恒常所得仮説を支持する結果となっているのである<sup>16</sup>。

ホームスキャンデータを用いた分析は全世界的にも開始されたばかりであり、PSID や CEX のように研究の蓄積によりデータの特徴が明らかになっていくにはまだ多くの時間が必要であろう。しかしながら、個別商品価格の情報が利用可能であるという点と、同一家計を長期に追跡可能であるという性質は経済分析の上で極めて魅力的なものであり、今後の研究の蓄積が期待される分野である。

## 5.2 参考文献

Abe, N. and A. Tonogi (2010) "Micro and macro price dynamics in daily data" *Journal of Monetary Economics*, Vol.57(6), pp.716-728.

Abe, N. and Shiotani, K. (2014), "Who Faces Higher Prices?". *Asian*

<sup>15</sup>支出額の対数を取り、期間ダミーに回帰した後の残差を用いている。\*は 1% で有意であることを意味する。詳細は阿部・新関 (2010) を参照せよ。

<sup>16</sup>表 3 の Earning の変化率の標準偏差は 0.2517 であり、その二乗をとると 0.063 となる。

SCIIにおけるTemporal Aggregationと自己 相関構造		
前期からの変化率		
	支出変化率分散	自己相関係数
monthly	0.166	-0.5117*
quarterly	0.055	-0.4328*
semiannual	0.036	-0.3529*
annual	0.029	-0.0395*
前年同期からの変化率		
	支出変化率分散	自己相関係数
monthly	0.176	-0.4053*
quarterly	0.070	-0.2963*
semiannual	0.046	-0.2005*
annual	0.029	-0.0395*
注: 三年間継続して観察値がある家計に限定し推計した。		

図 13: 表 7

- Economic Policy Review, 9: 94-115. <https://doi.org/10.1111/aepr.12050>
- Aguiar, M. and E. Hurst (2007) "Life-Cycle Prices and Production," American Economic Review, Vol. 97(5), pp. 1533-59.
- Ahmed, N., M. Brzozowski, and T. Crossley, T. (2006) "Measurement Errors in Recall Food Consumption Data," IFS Working Papers, W06/21, Institute for Fiscal Studies.
- Attanasio, O. P., T. Banks, C. Meghir, and G. Weber (1999) "Humps and Bumps in Lifecycle Consumption," Journal of Business and Economic Statistics, Vol.17, pp. 22-35.
- Battistin, E. (2002) "Errors in Survey Reports of Consumption Expenditures" London: Institute for Fiscal Studies, Mimeo.
- Bound, J., C. Brown, and N. Mathiowetz (2001) "Measurement Error in Survey Data." In Handbook of Econometrics, ed. Edward Learner and James Heckman, 3705-3843. New York: North Holland Publishing.
- Browning, M and T. Crossley (2009) "Are Two Cheap, Noisy Measures Better Than One Expensive, Accurate One?," American Economic Review, American Economic Association, vol. 99(2), pp.99-103.
- Black, D., M. C. Berger, and F. A. Scott (2000) "Bounding Parameter Estimates with Nonclassical Measurement Error," Journal of the American Statistical Association, Vol. 95 , pp. 739-748.
- Einav, L. E. Leibtag, and A. Nevo (2008) "On the Accuracy of Nielsen Homescan Data," Economic Research Report, No.(ERR-69) 34
- Erdem, T., S. Imai and M. Keane (2003) "Consumer Price and Promotion Expectations: Capturing Consumer Brand and Quantity Choice Dynamics under Price Uncertainty," Quantitative Marketing and Economics, Vol.1, pp.5-64.
- Freeman, R. B. (1984) "Longitudinal Analyses of the Effects of Trade Unions," Journal of Labor Economics, University of Chicago Press, Vol. 2(1), pp. 1-26.
- Gibson, J. (2002) "Why does the Engel Method work? Food demand, economies of size and household survey methods," Oxford Bulletin of Economics and Statistics, Vol.64(4), pp 341-359.
- Gourinchas, P.O. and J. Parker (2002) "Consumption Over the Life Cycle," Econometrica, Vol.70, pp.47-89.
- Griffith, R., E. Leibtag, A. Leicester, and A. Nevo (2009) "Consumer Shopping Behavior: How Much Do Consumers Save?" Journal of Economic Perspectives, Vol. 23(2), pp.99-120.
- Hall, R. (1978) "Stochastic Implications of the Life Cycle-Permanent Income Hypothesis: Theory and Evidence," Journal of Political Economy,

Vol.86, pp.971-987.

Hendel, I. and A. Nevo (2006) "Measuring the Implications of Sales and Consumer Inventory Behavior," *Econometrica*, Vol. 74(6), pp. 1637-1673.

Hayashi, F. (1995) "Is the Japanese Extended Family Altruistically Linked? A Test Based on Engel Curves," *Journal of Political Economy*, Vol.103, pp.661-674.

阿部誠・近藤文代 (2005) 『マーケティングの科学 POS データの解析』朝倉書店.

阿部修人・稲倉典子 (2007) 「日本家計の消費・貯蓄・労働プロフィール」*Understanding Inflation Dynamics of the Japanese Economy Working Paper Series*, No. 7.

Leicester, A. and Z. Oldfield (2009) "An analysis of consumer panel data," *IFS Working Papers*, No W09/09

阿部修人・稲倉典子 (2008) 「パネルデータにおける家計消費の変動要因—計測誤差とデータ集計期間に関する一考察—」*JSPS Grants-in-Aid for Creative Scientific Riserch, Working Paper Series No.21*

阿部修人・稲倉典子 (2010) 「消費支出データの計測誤差とその相関構造」*瀬古・照山・山本・樋口. 編 『日本の家計行動のダイナミズム VI』慶應義塾大学出版会* pp. 199-216.

阿部修人・新関剛史 (2010) 「Homescan からみる家計消費 - - 他の家計消費データとの比較 - 」『*経済研究*』Vol.61(3), pp.224-236.