

JSPS Grants-in-Aid for Scientific Research (S)
Understanding Persistent Deflation in Japan

Working Paper Series

No. 008

May 27, 2013

スキャナーデータを用いた日次物価指数の計測

渡辺 広太
渡辺 努

UTokyo Price Project
702 Faculty of Economics, The University of Tokyo,
7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo 113-0033, Japan
Tel: +81-3-5841-5595
E-mail: watlab@e.u-tokyo.ac.jp
<http://www.price.e.u-tokyo.ac.jp/english/>

Working Papers are a series of manuscripts in their draft form that are shared for discussion and comment purposes only. They are not intended for circulation or distribution, except as indicated by the author. For that reason, Working Papers may not be reproduced or distributed without the expressed consent of the author.

スキャナーデータを用いた日次物価指数の計測

渡辺広太*

渡辺努†

平成 25 年 5 月 27 日

要旨

本稿では、1988年から2013年まで四半世紀のスキャナーデータを用いて、トルンクヴィスト方式の日次物価指数を計測する。計測された指数の前年比は、消費者物価指数の対応する品目の計数を用いて作成した前年比とよく似た動きをしているがいくつかの重要な点で異なっている。第1に、日次物価指数の前年比は消費者物価指数の前年比を下回っている。両者の差はサンプル期間の平均では0.48%であるが、差は一定ではなく、時期によって異なっている。差が最も大きいのは1992年から1994年であり、バブル崩壊とともにスキャナーデータを用いた計測値が急落して1992年6月にはデフレに突入しているのに対して、消費者物価指数は1994年夏までプラスで推移し、デフレになるのは1994年10月である。28か月の差がある。第2に、日次物価指数の1日当りの変動幅は標準偏差で見て1.09%であり、これは、消費者物価指数の1月あたりの変動幅の標準偏差(0.29%)と比べてはるかにボラティリティが大きい。これは特売などによって生じる周期成分の動きを反映していると考えられる。第3に、前日から当日にかけての物価上昇率を計測し、それを連鎖させるかたちで物価上昇率を計測すると、25年間での物価変化は 10^{-10} となり(年率60%のデフレ)、強い連鎖ドリフトが生じる。連鎖ドリフトは、物価上昇率を計測する際の2時点の間隔を広げるにつれて縮小し、四半期より長い時間間隔ではほぼゼロになる。

キーワード: スキャナーデータ; 消費者物価指数; デフレーション; トルンクヴィスト指数; 連鎖ドリフト

*中央大学商学部 E-mail: kw.google@gmail.com

†東京大学大学院経済学研究科 E-mail: watanabe@e.u-tokyo.ac.jp 本稿は科学研究費補助金 基盤研究(S)「長期デフレの解明」プロジェクト(課題番号24223003)の研究活動の一環として作成されたものである。本稿の作成の過程では、David Weinstein, Jessie Handbury, Erwin Diewert, 今井聡, 上田晃三の各氏との議論が有益であった。また、日本経済新聞デジタルメディア社の塚原康匡, 長友健の両氏からは本稿で使用するスキャナーデータについてご教示いただいた。記して感謝したい。

1 はじめに

消費者物価の上昇率を、日本銀行の物価目標である2%まで引き上げるべく、政府と日銀による壮大な実験が繰り広げられている。デフレ脱却は最優先の政策課題のひとつであり、その第一歩は物価の現状を正確に知ることである。我が国の物価は総務省統計局によって計測されており、そこで作成される消費者物価指数は、日銀が政策判断の際に最も注目する指標である。また、消費者物価指数は、年金支給額の物価スライド幅を決める際に重要な役割を果たすなど、人々の生活にも直結している。

しかし物価の計測は決して容易な作業ではない。消費者は少しでも安い店で少しでも安い商品を手に入れようとし、この傾向は長期不況下の日本でとりわけ顕著である。しかし消費者のこうした行動をきちんと追跡するのは難しい。厳しい予算の制約がある中、総務省統計局の価格調査員の数は限られており、全ての消費者の購買行動をモニターすることは到底できない。予め決められた店で、予め決められた商品の価格を調べるのが精一杯である。

こうした状況を改善すべく、スイスやオランダなど欧州のいくつかの国では、スキャナーデータを使って消費者物価を作成する試みが始まっている。スキャナーデータとはスーパーのレジでバーコードを読み取る際に蓄積されるデータである。これらの国々では、流通業者の協力を得てこのデータを入手し、それをを用いて物価指数を作成している。スキャナーデータには、消費者が少しでも安い商品を求めて駆け回った痕跡がはつきりと残っており、これを活用することにより、売れ筋商品を確実に捕捉し、物価指数を精度高く計測できる。スキャナーデータは物価を研究する際の原データとしても利用される機会が急速に増えており、Feenstra and Shapiro (2003)以降、様々な研究が行われている。日本では Ariga et al. (2001) が先駆的な研究例であり、最近では, Abe and Tonogi (2010); Matsuoka (2010); Imai et al. (2012); Imai and Watanabe (2013) などの研究例がある。

本稿の目的はスキャナーデータを用いて日次物価指数を計測することである。本稿で作成する指数は日本経済新聞デジタルメディア社（以下、日経）の提供するデータを原データとして用いている。カバーする店舗は、日本全国の約300のスーパーであり、対象となる商品はこれらのスーパーで扱う全ての商品（食料品や日用雑貨など）である。商品の種類にして20万点超である。日経データの最大の特徴は、1988年から2013年まで四半世紀にわたる日次の販売記録が残されているということである。世界中にスキャナーデータは数多く存在するがこれだけ長い期間をカバーするデータは他に例がない。

消費の実態に近い物価指数を作成するには、何が売れ筋商品かについて精度の高い

情報を取得し、それに基づいて価格を集計することが重要である。日本をはじめとする各国の統計作成部署では、数年間に一度の頻度で売れ筋商品の調査を行い、それに基づいて物価指標を作成している。しかし企業間の価格競争が激化している昨今では、売れ筋商品は日々変化しており、こうした調査には限界がある。本稿で作成する日次物価指数では、販売価格だけでなく販売数量も記録されるというスキャナーデータの特徴を活用することにより、売れ筋商品の正確な捕捉を行う。具体的には、まず個々の商品の価格変化率を算出し、それを加重平均することにより指数を作成するが、その際に、加重平均のウェイトとして、比較の対象となる2時点（例えば、今日と前年の同じ日）におけるその商品の販売シェアを足して2で割ったものを用いる¹。こうすることで販売シェアの高い商品の価格変化率が物価指数に大きく影響する。この加重平均法は、トルンクヴィスト指数とよばれており、指数理論に照らして最も望ましい性質をもつ物価指標である（Diewert (1978)）。

消費者物価を日次で計測するという試みとしては、MITのスローンスクールにおける例がある（Billion Prices Project, <http://bpp.mit.edu/>）。このプロジェクトでは、インターネット上の価格を収集し、それを用いて物価指数を毎日作成するという試みを2010年から行っており、物価の先行きを予測する材料として金融機関や機関投資家などに広く活用されている。また、同様の試みとして、Googleは検索機能を使ってネット上の価格を収集し全世界の日次物価指数を作成するプロジェクトを進めている。この2つに共通するのはインターネット上の価格をクロールするという点である。しかし、ネット上の価格とリアル店舗の価格には隔たりがあり、ネット上での消費が拡大しているとは言っても、現段階ではネット上の価格が代表性をもつには至っていない。これはMITやGoogleの指数に対して根強く存在する批判である。また、これらの指数では販売数量の収集はできておらず、指数理論に則った加重平均を行うことはできない。これに対して、本稿で作成する日次指数はリアルな店舗で収集された価格であり、しかも販売数量の変化も勘案できているという点でユニークである²。

本稿の構成は以下のとおりである。第2節では本稿で使用するデータの概要を説明する。第3節では日次物価指数の計測手法を説明する。第4節では計測結果を報告す

¹これに対して、ラスパイレス方式のウェイトは、比較の対象となる2時点のうち過去の時点における販売シェアである。

²日次物価指数の先駆的な例は、ブラジルの民間調査機関である Fundação Getulio Vargas (FGV) が2006年以降、作成している消費者物価指数である (<http://portalibre.fgv.br/>)。この指数は、調査員が価格を収集するという伝統的な手法を用いているにもかかわらず、日々更新を実現している。固定時点のラスパイレス方式である。ブラジルに日次指数が生まれた背景には、過去に高インフレの時期があり、それ以来、人々が高頻度で物価をモニターするようになったという事情がある。詳細については Ardeo et al. (2013) を参照。

る。第 4.1 節で日次指数と月次指数の比較、そして月次指数と総務省の公表値との比較を行う。第 4.2 節では連鎖ドリフトに関する分析結果を説明する。第 4.3 節では日次指数の趨勢成分の抽出に関する分析結果を説明する。第 5 節は本稿の結論である。

2 本稿で使用するデータ

本稿では、日経によって収集された日次の販売時点情報管理 (Point of Sales, 以下 POS) データを用いて価格指数を計算する。このデータのサンプル期間は 1988 年 3 月 1 日から 2013 年 2 月 28 日までであり、日本全国から抽出した累計で約 400 店舗のスーパーマーケットで販売された商品の日次販売記録である。スーパーには、総合スーパー (General Merchandise Store, GMS) と独立系の比較的小規模なものが含まれる。商品の種類数は累計で約 180 万種類である。このデータは、「ある日 t , ある店舗 s において販売された商品 i の販売数 $q_{t, s, i}$ とその販売金額 $e_{t, s, i}$ 」を 1 レコードとして、総計約 60 億レコードから構成されている。収集される商品のほとんどは加工食料品や日用雑貨品であり、生鮮食料品や耐久財、サービス等は含まれていない。この点は本データセットを用いて計算した価格指数を議論する際に重要となるため、3.2.2 節で別途議論する。

収集された各商品 i は、日経の定義する 6 桁分類 (6 桁の数値コード, 約 1800 分類), およびその上位分類である 3 桁分類 (3 桁の数値コード, 約 200 分類) に分けられている。例えば、日清食品の販売する「カップヌードル」は、「即席カップめん」という 3 桁分類の中の「即席カップ中華そば」という 6 桁分類に属しており、同 3 桁分類には、そのほかにも「即席カップ焼きそば」、「即席カップ日本そば」、「即席カップうどん」、「その他即席カップめん」という 6 桁分類が含まれる。

表 1: POS データの概要

年	店舗数	商品数	販売金額 (円)	レコード数
1988	29	88,207	24,967,387,530	25,397,753
1989	45	118,459	38,848,140,951	39,967,625
1990	50	131,217	47,914,018,985	46,449,145
1991	53	133,201	56,554,113,519	50,762,796
1992	62	135,862	67,325,003,923	56,069,411
1993	65	139,929	75,403,002,651	61,371,512
1994	103	157,148	115,779,158,308	91,670,103
1995	124	169,366	149,242,076,718	119,894,820
1996	132	177,116	180,557,355,210	150,298,311
1997	150	194,522	205,874,958,531	171,939,036
1998	172	218,661	262,631,787,495	218,298,976
1999	172	225,503	265,603,874,575	226,063,598
2000	189	250,497	276,182,400,451	242,140,503
2001	187	264,994	301,163,033,600	274,076,220
2002	198	275,815	313,697,755,019	283,176,100
2003 ¹	189	259,242	264,127,818,448	242,227,335
2004	202	278,894	306,121,269,565	281,899,515
2005	187	287,680	328,939,470,128	309,625,996
2006	189	305,223	334,615,509,093	323,381,091
2007	274	347,185	373,166,817,586	378,924,802
2008	261	367,064	407,677,569,675	412,836,053
2009	264	357,928	404,988,058,786	416,290,153
2010	259	358,282	395,223,198,995	415,348,828
2011	249	358,813	380,908,900,263	403,645,269
2012	261	356,587	399,628,611,703	445,046,118
2013 ²	256	244,582	61,426,810,036	71,502,482

¹ 11, 12月はオリジナルデータが欠損しているため、1月から10月末までの集計結果である。

² 1月から2月末までの集計結果である。

また、日本では商品に Japanese Article Number コード (以下、JAN コード) と呼ばれる 13桁もしくは8桁の数字が付されており、これによってメーカーや流通業者は商品を識別している。本稿でも JAN コードを用いて商品の識別を行う。ただし、既に生産を終了した商品に付されていた JAN コードが新たに販売開始される商品に再度割り当てられ、しかも新旧商品が同時に流通している場合には、単一の JAN コードに複

数の商品が対応するという事態が発生する。JANコードと商品が一对一对応しないケースは様々な状況で発生する。日経は、こうした問題に対処するために、1つのJANコードに複数の商品が対応する場合には、世代コード（以下、GENコード）を独自に付している。本稿では、JANコードとGENコードの組み合わせによって、コードと商品の完全な紐付けを行う。

表1は本稿で使用するPOSデータの概要を示している。対象店舗数は、データ蓄積の開始された当初は100店舗に満たなかったが1994年以降は100店舗超、2007年以降は200店舗超と増加している。最も最近（2012年）の店舗数は261店舗である。これらの店舗で扱われた商品の種類数（JANコードの種類数）は1990年代初は13万程度であったが年々増加する傾向にあり、最近（2012年）は35万に達している。商品の種類数の増加は、対象店舗数の増加に伴う面もあるが、店舗を固定してみても商品種類数は増加傾向にあり、商品の多様性（バラエティ）が年々増していることを示している。対象店舗の売上総額は、最近年（2012年）で約4000億円であり、レコード数は約4.5億である。本稿の物価指数計測の対象となるレコード数は全期間で約58億である。POSデータの3桁分類の一覧は表2にある。

3 計測手法

本節では価格指数の計測手法について説明する。まず3.1節では、POSデータを用いて価格指数を作成する方法について説明する。続いて3.2節では、POSデータを用いた価格指数を総務省統計局の価格指数と比較するための手順について説明する。

3.1 価格変化率の段階的な集計

価格指数は個別商品の価格変化率を集計することによって計算される。具体的には、まず、店舗 s における個別商品 i の t 日における総販売金額を総販売数量で割ることによりその商品の価格を計算する。その商品の価格を $p_{t,s,i}$ と表記する ($p_{t,s,i} \equiv e_{t,s,i}/q_{t,s,i}$)。次に、その商品の時刻（日付） $t-dt$ における価格と時刻 t の価格を比較し変化率を計算する。最後に、その価格変化率を以下のように段階的に集計する。

下位集計 店舗 s 、3桁分類 c に属する全ての商品について、時刻 $t-dt$ から時刻 t までの価格変化率を計算し、その加重平均を求める。このようにして計算された店舗別、3桁分類別の価格指数を $\pi_{t,c,s}$ と表記する。

中位集計 $\pi_{t,c,s}$ を店舗 s について加重平均する。計算された 3 桁分類別の指数を $\pi_{t,c}$ と表記する。

上位集計 $\pi_{t,c}$ を 3 桁分類 c について加重平均し、総合価格指数 π_t を計算する。

下位集計、中位集計、上位集計の詳細は以下のとおりである。

店舗別 3 桁分類指数の作成 個別商品 i の価格情報を用い、時刻 $t - dt$ と時刻 t の間の対数階差として価格変化を定義し、その加重平均値を店舗 s 別、3 桁分類 c 別に計算する。

$$\pi_{t,c,s} = \sum_{i \in I_{[t-dt,t],s,c}} \omega_{t,s,i} \ln \left(\frac{p_{t,s,i}}{p_{t-dt,s,i}} \right) \quad (1)$$

ここで、 $I_{[t-dt,t],s,c}$ は店舗 s において、 $t - dt$ と t の 2 つの時刻で販売記録のある 3 桁分類 c の商品の集合である。時刻 t に販売されている商品のうち時刻 $t - dt$ 以降に発売された商品は、両時刻において販売記録がないので、この集合には含まれない。また、時刻 $t - dt$ に販売されていたが時刻 t までの間に販売中止となった商品もこの集合には含まれない。(1) 式の各商品 i のウェイト $\omega_{t,s,i}$ は、店舗ごとに時刻 t と $t - dt$ のそれぞれにおける商品 i の 3 桁分類 c 内の販売金額シェアを計算し、その平均値として以下のように定義する。

$$\omega_{t,s,i} = \frac{1}{2} \left(\frac{e_{t-dt,s,i}}{\sum_{i \in I_{[t-dt,t],s,c}} e_{t-dt,s,i}} + \frac{e_{t,i,s}}{\sum_{i \in I_{[t-dt,t],s,c}} e_{t,s,i}} \right) \quad (2)$$

加重平均指数の中でも、比較 2 時点における販売金額シェアの平均値をウェイトに用いるものはトルンクヴィスト方式 (Törnqvist formula) と呼ばれる。(2) のウェイトを用いて計算される本稿の価格指数はトルンクヴィスト指数である。これに対して、総務省統計局が作成する消費者物価指数 (Consumer Price Index, 以下 CPI) では、価格変化をみる際の始点 (基準時点とよばれる) における消費ウェイトのみを利用したラスパイレス方式 (Laspeyres formula) が採用されている。そこで用いられるウェイトは、基準時点の家計調査から得られる品目別支出を用いた値 (5 年ごとに改定) である。ただし、CPI の集計に際して消費ウェイトが考慮されるのは上位集計の段階のみであり、下位集計の段階、すなわち市町村ごとの価格情報の集計に際しては、調査対象店舗から採集される価格を算術平均した上で、2 時点間の比率を取ることによって各品目の価格指数を計算する。これは Dutot 方式とよばれている。

なお、(1) 式では、計算上の理由から比較 2 時点間の対数階差として価格変化を定義し、その算術平均値として π を計算している。一方、価格比の幾何平均値としてイン

フレートを計算することも少なくない。両者は比較2時点間の価格変化が0に十分近い場合には、 $\ln(p_{t,s,i}) - \ln(p_{t-dt,s,i}) \approx \frac{p_{t,s,i} - p_{t-dt,s,i}}{p_{t-dt,s,i}}$ と近似できるものの、価格変化が大きくなるにつれて顕著に乖離する。本稿では、POSデータを用いて計測されるインフレ率を議論する場合には、 π そのものではなく $\exp(\pi) - 1$ と変換することで、対数価格成長率を価格変化率に直したものを用いる。

3 桁分類指数の作成 前のステップで計測された $\pi_{t,c,s}$ を店舗 s について加重平均することで、3桁分類別の価格変化率を計算する。具体的には

$$\pi_{t,c} = \sum_{s \in S_{[t-dt,t]}} \omega_{t,s,c} \pi_{t,s,c} \quad (3)$$

であり、ここで、 $S_{[t-dt,t]}$ は、 $t-dt$ と t の両時刻に存在する店舗集合である。また、 $\omega_{t,s,c}$ は以下で定義される。

$$\omega_{t,s,c} = \frac{1}{2} \left(\frac{\sum_{i \in I_{[t-dt,t],s,c}} e_{t-dt,s,i}}{\sum_{s \in S_{[t-dt,t]}} \sum_{i \in I_{[t-dt,t],s,c}} e_{t-dt,s,i}} + \frac{\sum_{i \in I_{[t-dt,t],s,c}} e_{t,s,i}}{\sum_{s \in S_{[t-dt,t]}} \sum_{i \in I_{[t-dt,t],s,c}} e_{t,s,i}} \right) \quad (4)$$

ウェイト $\omega_{t,s,c}$ はトルクヴィスト方式のウェイトであり、 $t-dt$ と t の両時刻に販売実績がある3桁分類 c に分類される商品の店舗ごとの販売金額シェアを $t-dt$ と t の2時点間で平均したものである。

総合指数の作成 前のステップで計測された $\pi_{t,c}$ を3桁分類 c について加重平均することで、全ての3桁分類指数を集計した価格変化率を計算する。

$$\pi_t = \sum_{c \in C_{[t-dt,t]}} \omega_{t,c} \pi_{t,c} \quad (5)$$

ここで、 $C_{[t-dt,t]}$ は $t-dt$ と t の両時刻に存在する3桁分類の集合である。また、 $\omega_{t,c}$ は以下のようなトルクヴィスト方式のウェイトとして定義する。

$$\omega_{t,c} = \frac{1}{2} \left(\frac{\sum_{s \in S_{[t-dt,t]}} \sum_{i \in I_{[t-dt,t],s,c}} e_{t-dt,s,i}}{\sum_{c \in C_{[t-dt,t]}} \sum_{s \in S_{[t-dt,t]}} \sum_{i \in I_{[t-dt,t],s,c}} e_{t-dt,s,i}} + \frac{\sum_{s \in S_{[t-dt,t]}} \sum_{i \in I_{[t-dt,t],s,c}} e_{t,s,i}}{\sum_{c \in C_{[t-dt,t]}} \sum_{s \in S_{[t-dt,t]}} \sum_{i \in I_{[t-dt,t],s,c}} e_{t,s,i}} \right) \quad (6)$$

つまり、 $\omega_{t,c}$ は、 $t-dt$ と t の両時刻に販売実績がある3桁分類 c に分類される商品の売上を店舗間で集計した販売金額シェアを $t-dt$ と t の2時点間で平均化したものである。

上記3段階のプロセスによって、全店舗、全3桁分類について集計された $[t-dt, t]$ 間の価格変化率を計算することができる。ここで、 $dt=1$ とした場合には系列 $\{\pi_{t,c,s}\}$ は1日毎の価格変化率となり、この変化率を積み上げることによって価格指数を得ることができる。このように、重複しない2時点間の価格変化率を積み上げることによって計算される指数は連鎖指数 (chain index) と呼ばれる。連鎖指数では、比較2時点間の各商品の販売金額シェアの情報を逐次更新しながら価格指数を計測するため、家計の消費構造の変化を速やかに捉えることができると言われている。他方、CPIで用いられるウェイトは基準時点の消費バスケットに基づいた5年間固定値であるため、基準時から時間が経過するにつれ、物価指数の変化率が実体と乖離するという問題が生じると指摘されている。

例えば、基準年の消費ウェイトを用いるラスパイレス指数の場合には、ある財がそれと代替可能な他の財と比較して相対的に価格が上昇 (下落) するケースでは、一般的にその財に対する需要は減少 (増加) すると考えられる。これは比較時点での消費ウェイトが減少 (増加) することを意味するが、ラスパイレス指数の場合にはウェイトはあくまでも基準年での消費構造に基づくため、その価格上昇 (下落) 効果を高く (低く) 評価することになる。同様に、比較年の消費ウェイトを用いるパーシェ指数の場合には、価格上昇 (下落) 効果を低く (高く) 評価することになる。このため、真の物価指数と比べると、ラスパイレス指数は上方にぶれ、パーシェ指数は下方にぶれと指摘されている。こうしたバイアスは、基準時点固定方式から連鎖方式へ移行することで縮小すると言われており、総務省統計局では、参考値として連鎖ラスパイレス指数に基づく値を公表している。

3.2 消費者物価指数との比較

3.2.1 POS 月次指数の作成

POS データを用いて計測した日次価格指数を総務省統計局の作成する消費者物価指数と比較するには、まず第1に、データの頻度を合わせる必要がある。消費者物価指数は月次なので、以下の手順により POS 月次指数を作成する。日次 POS データを用いて、各商品 i についてある月 T の販売金額、販売数量、販売単価を計算し、これを

月次データとして取り扱う。

$$e_{T,s,i} = \sum_{t \in M_T} e_{t,s,i} \quad (7)$$

$$q_{T,s,i} = \sum_{t \in M_T} q_{t,s,i} \quad (8)$$

$$p_{T,s,i} = \frac{e_{T,c,s}}{q_{T,s,i}} \quad (9)$$

ここで、 M_T はある月 T の日付の集合である。このように定義された月次データを用いて、(1) 式から (6) 式における t を T に、また dt を dT にそれぞれ読み替えることで、日次データの場合と同様に月次ベースの価格情報の集計を行う。

3.2.2 消費者物価指数との品目対応

本稿で用いる POS データは、各 3 桁分類に類別される商品の調査店舗における全販売履歴であり、各分類に含まれる多様な商品の価格情報が集計されたものである。一方、POS データのカバレッジは、食料品と日用品雑貨が大半であり、生鮮食料品や耐久消費財（家電など）、エネルギー、サービス等は含まれていない。これに対して、消費者物価指数は、「各分類の代表的な商品・サービスの選定と採集」を基礎としており、588 の品目を設定し、それぞれの品目について 1 つ、あるいは限られた数の商品（銘柄）を対応させ、それらの商品の価格を調査している。そのため、品目では、消費者物価指数の方が幅広い範囲の財・サービスをカバーしている一方、銘柄では、POS データの方がより多様である。消費者物価指数の調査対象となる 588 品目の中で POS データによってカバーされる割合を計算すると、品目数にして 170 品目、家計調査に基づく平成 22 年基準の消費ウエイト（全国）ベースでみて約 17% である。170 品目の内訳は表 3 に示されている。

POS データから計算される価格指数と消費者物価指数を比較するには、カバレッジをできるだけ同じにする必要がある。本稿では、POS データに含まれる 3 桁分類と対応する 170 の品目別価格指数のみを以下のように集計し、その前年同月比を計算し、それを π_T^O を表記する。

$$P_T = \sum_{n=1}^{170} \frac{\mathbb{1}_{\{n:P_{T,n} \neq 0\}} W_{T,n}^O}{\sum_{n=1}^{170} \mathbb{1}_{\{n:P_{T,n} \neq 0\}} W_{T,n}^O} P_{T,n} \quad (10)$$

$$\pi_T^O = \frac{P_T - P_{T-dT}}{P_{T-dT}} \quad (11)$$

ここで、 $W_{n,T}^O$ は POS データと対応可能な品目 n の消費ウエイトである。なお、POS データのサンプル期間は 1989 年から 2013 年であるが、品目別価格指数の中には、こ

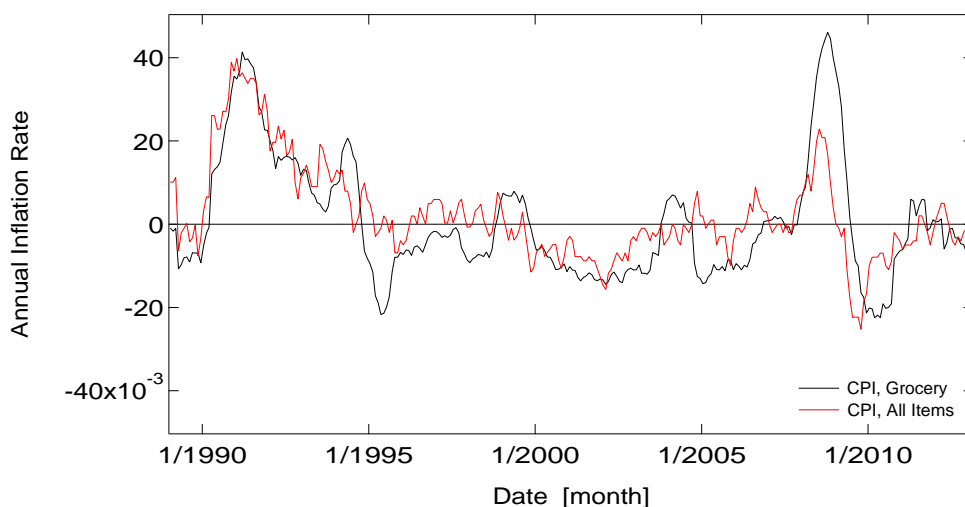


図 1: 消費者物価指数（総合）と π_T^O の比較

の期間の途中から調査対象となったものが含まれており、必ずしも全ての期間に全ての品目別価格指数が存在しているわけではない。そのため、 P_T を計算する際には、各月において値が存在している品目についてのみ価格 $P_{T,m}$ を集計する扱いとする。

図 1では、このようにして計算された π_T^O と消費者物価指数（総合）を比較している。 π_T^O は 170 品目から構成されており、消費者物価を構成する 588 品目の 3 分の 1 にも満たないが、それにもかかわらず両者の動きは非常によく似ている。二つの指数の前年同月比の相関係数は 0.77 である。サンプル期間中には 1991 年と 2008 年の二度のインフレ期があるが、どちらの指数もほぼ同じ時期に変化率がプラスになっている。また、1995 年から 2007 年の時期と 2008 年末のリーマンショック以降の時期は、どちらの指数とも変化率がマイナスで、デフレを示している。ただし、子細にみると、両指数の動きがずれている時期もある。例えば、2008 年のインフレ期には π_T^O が 4% を超すインフレを記録しているのに対して消費者物価指数（総合）は 2% 程度のインフレに止まっている。この時期のインフレは穀物価格の急騰などが原因で起きており、その影響が食料品を中心に起きたためと考えられる。

4 計測結果

4.1 日次指数と月次指数

図2のパネル(a)は、日次の物価上昇率(黒線)と月次の物価上昇率(赤線)を示している。日次物価上昇率は365日前の指数との比較であり($dt = 365$)、月次物価上昇率は前年同月比である($dT = 12$)。黒線と赤線はほぼ同じ動きをしており、日次の価格をプールして作成した月次の価格が元々の日次価格と同じ性質を持つことを示している。ただし、日次の物価上昇率は月次と比べるとボラティリティが格段に大きい。実際、標準偏差を計算すると、月次では0.38%(前年同月比の前月差の標準偏差)に対して日次では1.09%(前年同日比の前日差の標準偏差)であり、大きな差がある。日次の物価上昇率には曜日要因など様々な季節性が含まれており、それらがボラティリティを高めていると考えられる。日次の物価上昇率のボラティリティを下げするためにはどのような工夫があり得るかについては4.3節で詳しく議論する。

次に、POSデータを用いて計測した月次の物価上昇率(赤線)と消費者物価指数の品目別指数のうちPOSデータに対応する品目だけを取り出して作成した物価上昇率(緑線、 π_T^O)とを比較すると、両者は非常に似た動きをしていることがわかる。赤線と緑線の相関係数は0.83である。両者とも、1991年と2008年にインフレを記録しており、それ以外の時期のデフレ傾向もほぼ同じである。図2のパネル(b)では、緑線から赤線を差し引いた差を示している。この差は、多くの時期で正であり、POSデータによる計測値が消費者物価指数より低めに出ていることを示している。差は平均でみると0.48%であるが、時期によって変化しており、決して一定ではない。つまり、POSデータによる計測値に一定の値を足せば消費者物価指数に等しくなるといった単純な関係は存在しない。時期別にみると、最も大きな差が出ているのは1992年から1994年の時期である。バブル崩壊とともにPOSデータによる計測値が急落して1992年6月にはデフレに突入しているのに対して、消費者物価指数は1994年夏までプラスで推移しており、デフレになるのは1994年10月である。どちらの指数を用いるかで、バブル崩壊後のデフレ突入の時期に28か月の差がある。また、2008年のインフレ期にも両者の差が大きくなっている。穀物価格の上昇などを反映して消費者物価指数が4%超まで上昇しているのに対してPOSデータを用いた計測値は3%に止まっている。Imai and Watanabe (2013)が示したように、この時期には、商品の容量やグラム数を減らす一方で表面価格を据え置くというかたちでの実質値上げが行われた。そうした実質値上げの一部は消費者物価指数には反映されているがPOSデータを用いた計測値には反映されていない。2008年のインフレ率の差の一部はこうした要因を反映したものと

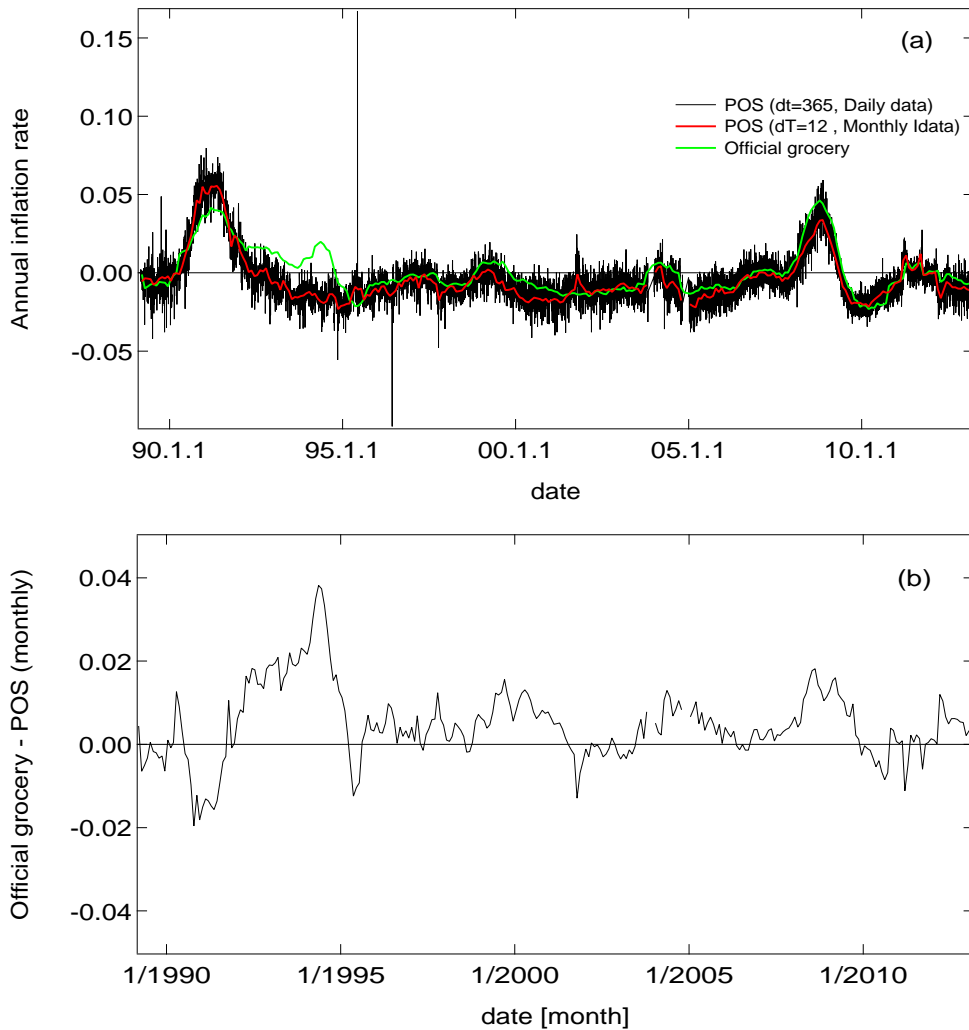


図 2: POS データから計測された物価上昇率と消費者物価品目別指数から計算された物価上昇率の比較。パネル (a) の黒線は、日次 POS データを用いて計測された 1 年前比の物価上昇率を示す ($dt = 365$)。物価上昇率は $\exp(\pi_t) - 1$ で定義されている。パネル (a) の赤線は、月次化した POS データを用いて計測された前年同月比の物価上昇率を示す ($dT = 12$)。物価上昇率は $\exp(\pi_T) - 1$ で定義されている。パネル (a) の緑線は、消費者物価指数の品目別指数のうち POS データに対応する品目だけを取り出して作成した前年同月比の物価上昇率である (π_T^O , $dT = 12$)。パネル (b) は、月次化した POS データを用いて計測された前年同月比と消費者物価指数の品目別指数のうち POS データに対応する品目だけを取り出して作成した前年同月比の差である。

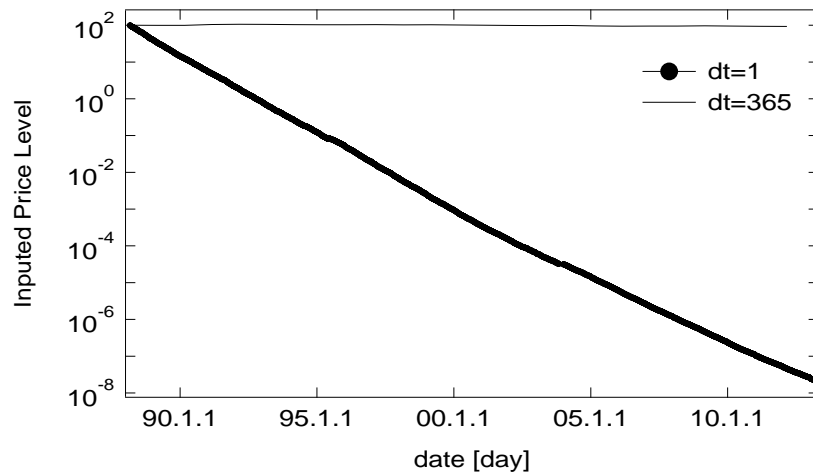


図 3: 連鎖トルクヴィスト指数の計測例

考えられる。

4.2 連鎖ドリフト

(5) 式で $dt = 1$ の場合には、 π_t の系列は対前日比の物価上昇率を計測していることに対応している。これを繋ぎ合わせることで連鎖トルクヴィスト指数を計算できる³。一方、 $dt > 1$ の場合には、隣接する π_t はウィンドウが重複しているため、直接連鎖させることはできないが、系列 $\{\pi_t\}$ を dt おきに抽出した系列を連鎖させることで連鎖指数を計算できる。

図 3 は、 $dt = 1$ 、 $dt = 365$ についてそれぞれ基準時点 (1988 年 3 月 1 日) を 100 と固定した上で計測した連鎖トルクヴィスト指数を比較したものである。これをみると、 $dt = 1$ の場合には価格指数に一貫して下方トレンドが生じており、価格指数は約 25 年間で基準値の 10^{-10} 倍程度にまで大幅に低下している (年率換算で 60% のデフレに相当)。連鎖方式によって計測される価格指数に生じるトレンドは連鎖ドリフト (chain drift or chain link bias) と呼ばれており、高頻度データで特に顕著であることが知られている。近年、POS データをはじめとした高頻度のマイクロ価格・数量データを用いて連鎖指数の計測が行われているが、そうした中で、連鎖ドリフトの処理が重要な課題となり、活発な議論が展開されている。

³ただし、本稿の手法では、比較する 2 つの時点で存在している全ての商品の価格変化を計算対象としているため、各時刻 t において計算対象となる商品は同じではない。このため、価格指数を計測する際の基礎要件である商品の連続性を満たしていない点には注意が必要である。

Szulc (1983); Hill (1993) は、季節変動や特売等の企業間競争戦略によって観察される価格に振動やスパイク的な変動がある場合には、連鎖指数を用いるのは適切ではないと指摘している。特に、特売に起因する価格の変動と販売数量の変動の間の相関構造が、上述の連鎖ドリフトの発生源となっていることが度々議論されている (Reinsdorf (1999); Melser (2011))。単純化のため、価格割引率 r の特売日をはさむ連続した3時点の価格系列と消費ウェイトを考え、それぞれ $\{p, (1-r) * p, p\}, \{s_1, s_2, s_3\}$ とする。ここでは、(1) 特売による一時的な値下げは販売数量 (消費シェア) の一時的な増加を引き起こす ($s_2 > s_1$)、(2) 消費者は特売時に商品を買いだめるので、特売直後にはその商品の販売数量 (消費シェア) が平時より低くなる ($s_1 > s_3$) と仮定する。これらの仮定の下では、価格指数は時点2の特売を反映して一時的に下落した後、時点3でも元の水準に戻らないということが起こる。実際に対数階差を用いて時刻3におけるトルクヴィスト指数を計測すると、 $(\frac{s_1 - s_3}{s_2}) \ln(1-r)$ であり、上述の $s_1 > s_3$ の仮定の下では元の水準を下回っている。この設例では、時点3の価格水準は時点1の価格水準に戻っていると設定しているにもかかわらず、計測された指数は時点1の水準を下回ってしまっている。これが連鎖ドリフトである。なお、同様の計算を行うことにより、ラスパイレ方式の場合には $s_2 > s_1$ による上方トレンド、またパーシェ方式の場合には $s_2 > s_3$ による下方トレンドが生じることもわかる。つまり、連鎖ドリフトが上方に作用するのか下方なのかは指数の算出方式に依存する⁴。

価格上昇率を計測する際の時間間隔 (つまり (5) 式の dt) が短くなればなるほど、短期間の特売行動が価格上昇率に与える影響が大きくなる、つまり、連鎖ドリフトが深刻化することが知られている。同じ期間の価格上昇率を計測する場合でも、用いるデータセットの時間間隔が異なれば、計測値が異なるということである。このことを本稿のデータを用いて確認するために、図4では、 dt を変化させることにより、様々な時間間隔で物価上昇率を計測している。図の横軸は時間間隔 dt であり、例えば100日とあるのは、ある日とその100日前の価格を比較することを意味する。図の縦軸は、その時間間隔の下で計測された物価上昇率の年率換算値である。図からわかるように、物価上昇率は、 $dt = 1$ の場合には、年率60%程度のデフレであり、これは既に図3で確認したとおりである。しかし計測されたデフレ率は、 dt が大きくなるにつれて急激に

⁴国際労働機関 (International Labour Organization, ILO) の物価統計に関するワーキンググループによれば、隣接する2時点において価格と数量の性質がより離れた2時点よりも類似している場合には連鎖指数の利用が推奨され、それによってラスパイレ指数とパーシェ指数の乖離が小さくなる。これは、定価販売と特売販売という2つの状態が価格変動・数量変動という点において根本的に性質が異なるため、その2つの状態を比較するのは適切ではないとの考えに基づいている。日本のCPIにおいては、算出方式こそ連鎖方式ではなく基準時点固定方式を用いているものの、価格を採集する際、期間が1週間以内の特売は調査対象価格にしないとの規定を適用することで、定価の変動を追跡しようとしている。

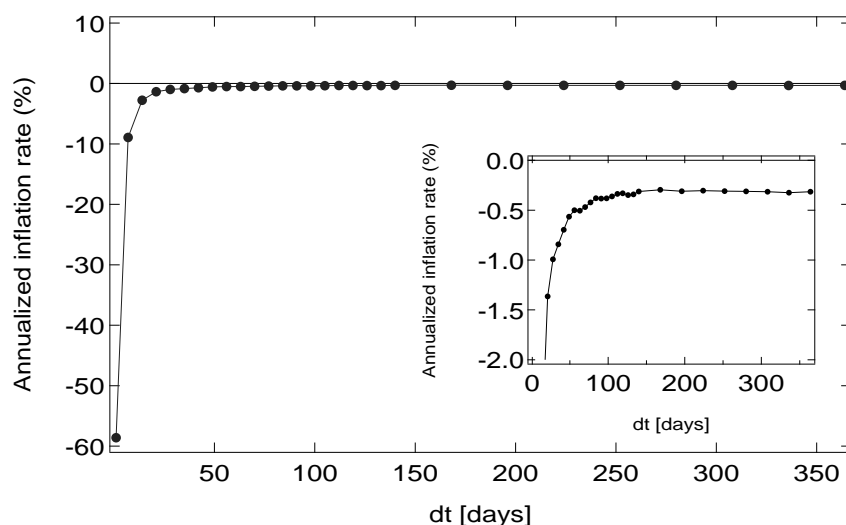


図 4: 時間間隔が価格上昇率に及ぼす影響

縮小しており、最終的にはほぼ一定値に収束していることがわかる。図4のサブウィンドウには拡大図を示しているが、これをみると、 $dt = 100$ まではデフレ率が急激に減少しているが、 $dt = 100$ を超すと物価上昇率はほとんど変化せず、 -0.3% 程度で収束している。この結果から、四半期（90日）より短い頻度では物価上昇率に深刻な連鎖ドリフトが発生するが、それより時間間隔が長ければ連鎖ドリフトは無視できる規模に収まると考えることができる。なお Ivancic et al. (2011) は、ある特定の2時点間ではなく、比較可能な全ての2時点間の価格変化を情報として利用することで推移律を満たす連鎖指数を計測することを提案している。この手法は GEKS (Gini (1931); Eltetö and Köves (1964); Szulc (1964) に由来) や Rolling Year GEKS として知られており、de Haan and Van der Grient (2011); de Haan and Krsinich (2012) などの研究が行われている。

4.3 趨勢成分の抽出

日次指数 ($dt = 365$) と月次指数 ($dt = 12$) を比較すると、日次指数の方が激しく上下動していることが見て取れる。実際、日次指数の物価上昇率の平均値が -0.37% であるのに対し、1日の変動幅の標準偏差は約 1.09% にもものぼる。このような大きなボラティリティをもたらす原因の一つとなっているのは、一時的な値下げ、つまり特売と、特売価格を通常価格に戻すという意味での値上げである。物価指数の動きがせいぜい

年率で数%程度であるのに対し、特売時の価格変化率（値下げ率）は時に数十%にも及ぶ。したがって、特売に伴う価格変化だけでも価格指数のボラティリティは高まる。これに加えて、特売による価格変化は販売数量の変化を引き起こす。具体的には、特売による価格下落は販売数量の増加を誘引し、その商品の販売金額シェアが一時的に上昇する。トルンクヴィスト方式では、これは特売に伴う大きな価格変動に大きなウェイトをかけることを意味する。さらに、個々の店舗が特売を行うかどうかは独立に決まっているわけではない。実際、個々のスーパーの価格設定行動をみると、特定の曜日に特売を行う店舗、特定の日付に特売を行う店舗等、店舗やチェーンごとに特徴的な癖がみられる。同様に、個々の商品が特売されるかどうかについても独立には決定されておらず、例えば、ある時に一斉に特売対象となるなどの癖が存在する。このように、店舗間、商品間で特売イベントの発生が相関しているため、たくさんの商品を集計したとしても、個別の要因（個別店舗の要因や個別商品の要因）が打ち消し合うとは限らない。つまり、店舗数や商品数について大数の法則が働かず、個別でみたときのボラティリティが残ってしまう。

本節では、いくつかの代表的な時系列平滑化手法をもとに日次指数の上下動を除去し趨勢成分を抽出することを試みる⁵。Hodrick and Prescott (1997) は時系列データが成長成分と循環成分から構成されると仮定した上で、時間変動が一定程度スムーズであることを要請した成長成分を抽出する手法を提案している。具体的には、次式を最小化する π_t^{HP} が成長成分（趨勢成分）として定義される。

$$\min_{\pi_t^{HP}} \left\{ \sum_{t=1}^s (\pi_t - \pi_t^{HP})^2 + \lambda \sum_{t=2}^{s-1} (\pi_{t+1}^{HP} - 2\pi_t^{HP} + \pi_{t-1}^{HP})^2 \right\} \quad (12)$$

ここで、 λ は π_t^{HP} のスムージングパラメータである。この平滑化手法はホドリック＝プレスコット・フィルタ（HP フィルタ）と呼ばれている。上式から明らかなように、趨勢成分 π_t^{HP} の推定に、原系列からの残差平方和と π_t^{HP} 自体の二階の階差の平方和の和を最小化することを要請する。 λ は π_t^{HP} の時間変化が大きくなることに対するペナルティパラメータとなっており、 $\lambda = 0$ の場合には原系列自体が趨勢成分となり、 $\lambda \rightarrow \infty$ とすれば趨勢成分は線形に近づく。パラメータ λ は利用者によって任意に設定されるが、一般的に1年間の観察頻度が f であるデータに HP フィルタを適用する際には、 $\lambda = (f/4)^\beta \times 1600$ と設定するとともに、Correia et al. (1992); Backus and Kehoe (1992); Ravn and Uhlig (2002) では β をそれぞれ 1, 2, 4 とすることが提唱さ

⁵ここでの趨勢成分抽出の目的は、激しい変動を除去することで物価変動のトレンドを捉えることである。抽出成分の相関分析や粘着性分析を行うことは本稿の目的ではない。各平滑化手法の特徴や抽出される趨勢成分の特性については、Osborn (1995); Cogley and Nason (1995); Guay and St.-Amant (2005); Meyer and Winker (2005) を参照されたい。

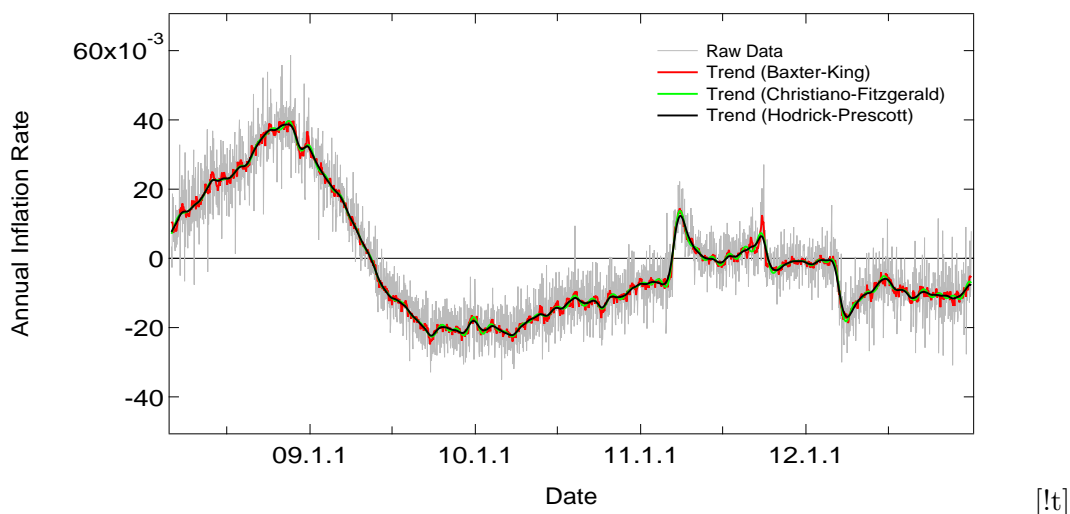


図 5: 趨勢成分の推計値。日次価格指数（灰線）に対して，HP フィルタ（黒線， $\lambda = 1600$ ），BK フィルタ（赤線， $f_l = 2, f_u = 32$ ），CF フィルタ（緑線， $f_l = 2, f_u = 32$ ）を適用した結果を示す。

れている⁶。

時系列データが様々な異なる周期の波の重ね合わせであることを明示的に考慮し，ある特定の周波数領域の波を抽出することで趨勢成分を定義する手法もしばしば利用される。その中でも，Baxter and King (1999) で提唱されたバクスター＝キング・フィルタ（以下では BP フィルタと略記）と Christiano and Fitzgerald (2003) で提唱されたクリスティアノー＝フィッツジェラルド・フィルタ（以下では CF フィルタと略記）が広く用いられている。この両方とも，ある特定の帯域幅（バンド）を設定することで帯域外の信号を減衰させ，ある周波数領域内の波を抽出するバンド・パス・フィルタの一種であり，次のような重み付き移動平均として定義される。

$$\pi_t^{BP} = \sum_{s=-\infty}^{\infty} B_s \pi_{t+s} \quad (13)$$

ここで，ウェイト B_s は設定される帯域幅（ $2 \leq p_l < p_u < \infty$ の周期とする）に応じた正弦波の組み合わせによって以下のように表現される。

$$B_s = \begin{cases} \frac{p_l - p_u}{\pi} & (s = 0) \\ \frac{\sin(s \frac{2\pi}{p_l}) - \sin(s \frac{2\pi}{p_u})}{\pi s} & (s \geq 1) \end{cases} \quad (14)$$

⁶ただし，本稿では，日次データに対しても四半期パラメータとして推奨されている $\lambda = 1600$ を採用している。

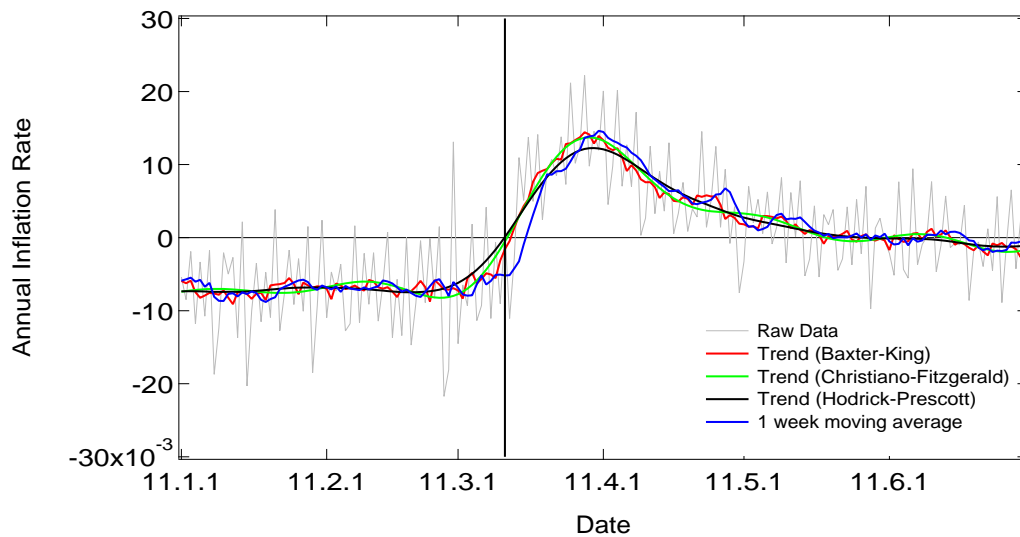


図 6: 東日本大震災（2011 年 3 月 11 日）の前後の物価変動

(13) 式から分かるように、バンド・パス・フィルタの作成においては、原系列に対して前後方無限長の重み付き中心移動平均を計算する必要があるが、現実には有限サンプルのデータに適用する必要があるため、これに何らかの近似を行う必要がある。BP フィルタでは、有限の区間に限定した上で重みを調整し中心移動平均を計算する。一方、CF フィルタでは、中心移動平均ではなく、常に全てのデータを用いて各期のフィルタ値を計算する。

図 5 では 3 種類のフィルタによって抽出された趨勢成分を比較している。図からわかるように、どのフィルターを用いても原計数の大きなボラティリティは除去されており、ほぼ同様の趨勢成分が抽出されている。次に、図 6 では、東日本大震災の起きた 2011 年 3 月 11 日の周辺での趨勢成分の動きを示している。ここでは、3 種類のフィルタに加え、7 日間の移動平均（後方移動平均）を用いた場合も示してある。3 月 11 日を表す縦線の前の時期は、4 つの時系列とも 0.7% 程度のデフレを示していた。しかし地震の発生とともに、水や食料品など生活必需品に対する需要が急速に高まり、物価上昇率は 1.5% 程度のインフレへと急上昇している。20 日足らずの短い間にこうした激しい物価の変化が起きている。この変化は原データでも確認できるが、趨勢成分を抽出することにより、さらに明瞭に見えてくるのがわかる。ただし、詳しくみると、HP フィルタによって抽出された趨勢成分は地震発生の 10 日ほど前から上昇を示しているが、これは、趨勢成分の計算において将来（つまり、3 月 11 日以降）のデー

タも用いた上での goodness of fit を計算しているからである。同様に、CF フィルタの結果も、地震発生の10日ほど前から上昇傾向にある。同様の問題はBK フィルタの結果にも表れているが、その度合いは比較的軽微であり、地震発生とほぼ同時に物価の上昇が始まるという結果になっている。最後に、7日間後方移動平均については、地震発生前に価格指数が上昇するという問題はないが、地震発生後の物価上昇が緩やかであり、後方移動平均の欠点が出ている。

5 おわりに

本稿では、1988年から2013年まで四半世紀のスキャナーデータを用いて、トルンクヴィスト方式の日次物価指数を計測した。計測された指数の前年比は、消費者物価指数の対応する品目の計数を用いて作成した前年比とよく似た動きをしている。日次指数の月次変換値の前年比と消費者物価指数の前年比の相関は0.83である。しかし両者はいくつかの重要な点で異なっている。

第1に、日次物価指数の前年比は消費者物価指数の前年比を下回る傾向がある。両者の差はサンプル期間の平均では0.48%である。しかし両者の差は一定ではなく、時期によって異なっている。差が最も大きいのは1992年から1994年であり、バブル崩壊とともにスキャナーデータを用いた計測値が急落して1992年6月にはデフレに突入しているのに対して、消費者物価指数は1994年夏までプラスで推移し、デフレになるのは1994年10月である。デフレ突入の時期に28か月の差がある。この時期の金融政策運営については、金融緩和への転換が遅れたとの批判がなされているが、消費者物価指数がデフレを捉えるのが遅れたことがその一因とみることができる。また、2008年のインフレ期にも両者の差が大きくなっている。穀物価格の上昇などを反映して消費者物価指数が4%超まで上昇しているのに対してスキャナーデータを用いた計測値は3%に止まっている。この時期には、商品の容量やグラム数を減らす一方で表面価格を据え置くというかたちでの実質値上げが行われた。実質値上げの一部は消費者物価指数には反映されているがスキャナーデータを用いた計測値には反映されておらず、2008年の差の一部はそうした要因を反映したものと考えられる。

第2に、日次物価指数の1日当たりの変動幅は標準偏差でみて1.09%であり、消費者物価指数の1月あたりの変動幅標準の標準偏差(0.29%)と比べてはるかにボラティリティが大きい。これは特売などによって生じる周期成分の動きを反映していると考えられる。本稿ではHodrick-Prescott フィルターなど代表的な平滑化手法を用いて日次指数の上下動を除去し趨勢成分を抽出した。抽出された趨勢成分をみると、2011年

3月11日の東日本大震災の際には、地震後の生活必需品に対する需要の急増を反映して、地震後の20日間で物価上昇率が約2%上昇したことが確認された。

第3に、前日から当日にかけての物価上昇率を計測し、それを連鎖させるかたちで物価上昇率を計測すると、25年間での物価変化は 10^{-10} となり（年率60%のデフレ）、強い連鎖ドリフトが生じる。連鎖ドリフトは、特売日に消費者が買いだめを行う結果、特売日の終了後に販売数量が通常の水準に戻るまでに時間がかかるために生じていると考えられる。連鎖ドリフトは、物価上昇率を計測する際の2時点の間隔を広げるにつれて単調に縮小し、四半期より長い時間間隔ではほぼゼロになるとの結果が得られた。

参考文献

- Abe, Naohito and Akiyuki Tonogi**, “Micro and macro price dynamics in daily data,” *Journal of Monetary Economics*, 2010, 57 (6), 716–728.
- Ardeo, Vagner, Salomão Margarida, and Paulo Picchetti**, “A Daily Frequency Inflation Measure and its Information Content on Forecasts,” Paper presented at Ottawa Group Meeting 2013, Copenhagen, May 1-3 2013.
- Ariga, Kenn, Kenji Matsui, and Makoto Watanabe**, “Hot and Spicy: Ups and Downs on the Price Floor and Ceiling at Japanese Supermarkets,” Technical Report, Australia-Japan Research Centre, Crawford School, Australian National University 2001.
- Backus, David K and Patrick J Kehoe**, “International evidence on the historical properties of business cycles,” *The American Economic Review*, 1992, pp. 864–888.
- Baxter, Marianne and Robert G King**, “Measuring business cycles: approximate band-pass filters for economic time series,” *Review of economics and statistics*, 1999, 81 (4), 575–593.
- Christiano, Lawrence J and Terry J Fitzgerald**, “The Band Pass Filter,” *International Economic Review*, 2003, 44 (2), 435–465.
- Cogley, Timothy and James M Nason**, “Effects of the Hodrick-Prescott filter on trend and difference stationary time series Implications for business cycle research,” *Journal of Economic Dynamics and control*, 1995, 19 (1), 253–278.
- Correia, Isabel H, João L Neves, and Sérgio Rebelo**, “Business cycles from 1850 to 1950: New facts about old data,” *European Economic Review*, 1992, 36 (2), 459–467.
- de Haan, Jan and Frances Krsinich**, “Scanner Data and the Treatment of Quality Change in Rolling Year GEKS Price Indexes,” Paper presented at the Meeting of the Group of Experts on Consumer Price Indices 2012.
- **and Heymerik A Van der Grient**, “Eliminating chain drift in price indexes based on scanner data,” *Journal of Econometrics*, 2011, 161 (1), 36–46.

- Diewert, W Erwin**, “Superlative index numbers and consistency in aggregation,” *Econometrica*, 1978, pp. 883–900.
- Eltető, Oded and Pal Köves**, “On a Problem of Index Number Computation relating to international comparison,” *Statisztikai Szemle*, 1964, 42, 507–518.
- Feenstra, Robert C and Matthew D Shapiro**, “High-frequency substitution and the measurement of price indexes,” in “Scanner Data and Price Indexes,” University of Chicago Press, 2003, pp. 123–150.
- Gini, Corrado**, “On the circular test of index numbers,” *Metron*, 1931, 9 (9), 3–24.
- Guay, Alain and Pierre St.-Amant**, “Do the Hodrick-Prescott and Baxter-King filters provide a good approximation of business cycles?,” *Annales d’Economie et de Statistique*, 2005, pp. 133–155.
- Hill, T Peter**, “Price and volume measures,” *System of National Accounts 1993*, 1993, pp. 379–406.
- Hodrick, Robert J and Edward C Prescott**, “Postwar US business cycles: an empirical investigation,” *Journal of Money, credit, and Banking*, 1997, pp. 1–16.
- Imai, Satoshi and Tsutomu Watanabe**, “Product Downsizing and Hidden Price Increases: Evidence from Japan’s Deflationary Period,” Paper presented at Ottawa Group Meeting 2013, Copenhagen, May 1-3 2013.
- , **Chihiro Shimizu, and Tsutomu Watanabe**, “How Fast Are Prices in Japan Falling?,” *CARF Working Paper Series*, 2012, *CARF-F-298*.
- Ivancic, Lorraine, W Erwin Diewert, and Kevin J Fox**, “Scanner data, time aggregation and the construction of price indexes,” *Journal of Econometrics*, 2011, 161 (1), 24–35.
- Matsuoka, Takayasu**, “Unobserved heterogeneity in price-setting behavior: A duration analysis approach,” *Japan and The World Economy*, 2010, 22, 13–20.
- Melser, Daniel**, “Constructing High Frequency Price Indexes Using Scanner Data,” 2011.

- Meyer, Mark and Peter Winker**, “Using HP filtered data for econometric analysis: some evidence from Monte Carlo simulations,” *Allgemeines Statistisches Archiv*, 2005, 89 (3), 303–320.
- Osborn, Denise R.**, “Moving Average Detrending and the Analysis of Business Cycles,” *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 1995, 57 (4), 547–558.
- Ravn, Morten O and Harald Uhlig**, “On adjusting the Hodrick-Prescott filter for the frequency of observations,” *Review of Economics and Statistics*, 2002, 84 (2), 371–376.
- Reinsdorf, Marshall B.**, “Using Scanner Data to Construct CP1 Basic Component Indexes,” *Journal of Business & Economic Statistics*, 1999, 17 (2), 152–160.
- Szulc, B.**, “Indices for multiregional comparisons,” *Przegląd Statystyczny*, 1964, 3, 239–254.
- Szulc, Bohdan J.**, “Linking price index numbers,” *Price Level Measurement*, 1983, pp. 537–566.

表 2: 日経 POS データの 3 桁分類

豆腐・豆腐製品	みりん・調理酒	洋焼き菓子	男性用化粧品
納豆	食用油	常温クールデザート・ケーキ	化粧品
コンニャク	テーブルソース	せんべい	男性用頭髪化粧品
漬物	トマト調味料	和菓子	エチケット用品
煮豆・きんとん	マヨネーズ	駄菓子	かみそり
つくだ煮	ドレッシング	玩具入り菓子	家庭医療用品
総菜・弁当	うま味調味料類	豆菓子・いかり豆	ベビー食事用品
かまぼこ	だしのもと	水産珍味	たばこ・喫煙関連用品
ちくわ	香辛料	畜産珍味	洗面・浴室用品
水産練り製品・流し物	香辛・調合調味料	ナッツ	洗濯・物干し用品
水産練り製品・揚げ物	料理ベース調味料	ドライフルーツ	清掃手入れ用品
水産加工品	調味ソース・たれ	各種詰め合わせ菓子	雑貨品
卵製品	カレー	日本酒	トイレ清掃用品
チルド半製品	シチュー・ハヤシ	ビール	調理・キッチン用品
チルド調味料	即席スープ	ウイスキー・ブランデー類	流し用品
生めん・ゆでめん	即席みそ汁・和風汁	しょうちゅう類	食品容器
ハム・ベーコン	パスタソース	ワイン	モップ
ソーセージ	即席袋めん	リキュール	使い切り食器
畜肉製品	即席カップめん	スピリッツ	レジャー食事用品
バター	即席食品	中国酒	耐久流し用品
マーガリン・ファットスプレッド	ふりかけ・茶漬け	カクテルドリンク類	電池
ナチュラルチーズ	米関連即席調味料	雑酒	電子記憶媒体
プロセスチーズ	料理用即席調味料	発泡酒	文具紙製品
ヨーグルト	ケーシング詰め水産練り製品	アルコールテイスト飲料類	日本文具
牛乳	即席カップ入りスープ・汁	酒類関連飲料	筆記用具
乳飲料	生タイプ即席袋めん	ベビー・マタニティーフード	絵画用品
乳酸菌飲料	生タイプ即席カップめん	栄養補給食品類	O A サブライ
生クリーム	農産缶詰	食品ギフトセット・商品券	書類整理用品
豆乳類	果実缶詰	穀類	フック類
チルドクールデザート	デザート缶詰	生鮮卵	ペットサニタリー用品
チルドケーキ	水産缶詰	介護・病時食類	ドッグフード
コーヒー飲料	畜肉缶詰	冷凍素材	キャットフード
ココア・チョコレート飲料	総菜缶詰	冷凍総菜	ペットフード(犬・猫用を除く)
紅茶飲料	農産瓶詰	レギュラーアイス	消耗家庭用品ギフトセット
緑茶飲料	水産瓶詰	プレミアムアイス	
麦茶飲料	畜肉瓶詰	氷	
ウーロン茶飲料	食パン	洗髪剤	
健康茶飲料	テーブルパン	せっけん	
炭酸飲料	菓子パン・蒸しパン	入浴剤	
清涼飲料	調理パン	歯磨き類	
果汁 100% 飲料	シリアル類	歯ブラシ類	
野菜ジュース	もち	口中清涼剤	
スポーツ飲料	ジャム	携帯用サニタリーセット	
希釈飲料	スプレッド	生理用品	
栄養サポートドリンク	みつ・シロップ	避妊用品	
水	デザートミックス	日用紙製品	
ノリ	プレミックス	紙おむつ類	
水産乾物	ケーキ・パン材料	洗濯用洗剤類	
粉類	レギュラーコーヒー	台所食器洗剤	
ゴマ	インスタントコーヒー	住居洗剤(クリーナー)	
乾燥豆	ココア・牛乳用ドリンクミックス	消臭・芳香・除菌剤	
農産乾物	紅茶	除湿剤	
乾めん	緑茶	殺虫剤・殺鼠剤	
乾パスタ	麦茶	防虫剤	
砂糖・甘味料	ウーロン茶・健康茶	介護・衛生用品	
食塩	脱脂粉乳・クリーミングパウダー	入れ歯関連用品	
みそ	チョコレート	女性用基礎化粧品	
こうじ	チューイングガム	女性用メーキャップ化粧品	
しょうゆ	キャンデー・あめ菓子	女性用頭髪化粧品	
食用酢・酢関連調味料	スナック菓子	フレグランス	

表 3: 消費者物価指数の品目と 3 桁分類の対応

消費者物価品目名	品目コード	3 桁分類
国産米A	1001	穀類
国産米B	1002	穀類
もち米	1011	穀類
食パン	1021	食パン
あんパン	1022	菓子パン・蒸しパン
カレーパン	1023	菓子パン・蒸しパン
ゆでうどん	1031	生めん・ゆでめん
干しうどん	1041	乾めん
スパゲッティ	1042	生めん・ゆでめん
即席めん	1051	即席袋めん, 生タイプ即席袋めん, 即席カップめん 生タイプ即席カップめん
生中華めん	1052	生めん・ゆでめん
小麦粉	1071	小麦粉
もち	1081	もち
揚げかまぼこ	1151	水産練り製品・揚げ物
ちくわ	1152	ちくわ
かまぼこ	1153	かまぼこ
かつお節	1161	水産乾物
魚介つくだ煮	1166	佃煮
魚介缶詰	1173	水産缶詰
塩辛	1163	水産加工品
ハム	1252	ハム・ベーコン
ソーセージ	1261	ソーセージ
ベーコン	1271	ハム・ベーコン
牛乳 (店頭売り)	1303	牛乳
粉ミルク	1311	脱脂粉乳・クリーミーパウダー
ヨーグルト	1333	ヨーグルト
バター	1321	バター
チーズ	1331	ナチュラルチーズ, プロセスチーズ
チーズ (輸入品)	1332	ナチュラルチーズ, プロセスチーズ
鶏卵	1341	生鮮卵
あずき	1451	乾燥豆
干しいたけ	1453	農産乾物
のり	1461	のり
わかめ	1462	水産乾物
こんぶ	1463	水産乾物
ひじき	1464	水産乾物
豆腐	1471	豆腐・豆腐製品
油揚げ	1472	豆腐・豆腐製品
納豆	1473	納豆
こんにゃく	1481	こんにゃく
梅干し	1482	漬物・総菜
だいこん漬	1483	漬物・総菜
はくさい漬	1486	漬物・総菜
キムチ	1487	漬物・総菜
こんぶつくだ煮	1485	佃煮
果物缶詰	1591	果実缶詰
食用油	1601	食用油
マーガリン	1602	マーガリン・ファットスプレッド
食塩	1611	食塩

消費者物価品目名	品目コード	3桁分類
しょう油	1621	しょうゆ
みそ	1631	チルド調味料
砂糖	1632	砂糖甘味料
酢	1633	食用酢・酢関連商品
ソース	1641	チルド調味料
ドレッシング	1645	ドレッシング
ケチャップ	1642	トマト調味料
マヨネーズ	1643	マヨネーズ
ジャム	1644	チルド調味料
カレールウ	1652	カレー
即席スープ	1653	即席スープ
風味調味料	1654	うま味調味料, だしの素
ふりかけ	1656	ふりかけ・茶漬け
液体調味料	1655	チルド調味料
パスタソース	1658	パスタソース
ようかん	1701	和菓子
まんじゅう	1702	和菓子
だいふく餅	1703	和菓子
カステラ	1711	常温クールデザート・ケーキ
ケーキ	1712	チルドケーキ
ゼリー	1784	チルドデザート
プリン	1714	チルドデザート
シュークリーム	1713	チルドケーキ
せんべい	1741	せんべい
ビスケット	1721	焼き洋菓子
ポテトチップス	1783	スナック菓子
あめ	1732	キャンデー・あめ菓子
チョコレート	1761	チョコレート
アイスクリーム	1782	レギュラーアイス・プレミアムアイス
落花生	1772	ナッツ
チューインガム	1781	チューインガム
すし(弁当)	1795	総菜・弁当
弁当(すし以外)	1791	総菜・弁当
おにぎり	1793	総菜・弁当
調理パン	1792	調理パン
冷凍調理ピラフ	1794	冷凍総菜
調理パスタ	1796	即席食品
うなぎかば焼き	1801	水産加工品
サラダ	1811	弁当・総菜
コロッケ	1821	チルド半製品
豚カツ	1831	冷凍総菜
からあげ	1842	畜肉製品
やきとり	1843	畜肉製品
ぎょうざ	1881	チルド半製品
冷凍調理コロッケ	1851	冷凍総菜
冷凍調理ハンバーグ	1852	冷凍総菜
調理カレー	1871	カレー
混ぜごはんのもと	1891	ふりかけ・茶漬け
煮豆	1812	煮豆・きんとん
焼き魚	1802	総菜・弁当
きんぴら	1813	総菜・弁当
緑茶	1902	緑茶
紅茶	1911	紅茶
茶飲料	1914	緑茶・紅茶・ウーロン茶・健康茶飲料

消費者物価品目名	品目コード	3桁分類
インスタントコーヒー	1921	インスタントコーヒー
コーヒー豆	1922	レギュラーコーヒー
コーヒー飲料	1923	コーヒー飲料
果実ジュース	1930	果実飲料
果汁入り飲料	1931	清涼飲料
野菜ジュース	1941	野菜ジュース
炭酸飲料	1951	炭酸飲料
乳酸菌飲料A	1971	希釈飲料
乳酸菌飲料B	1972	乳酸菌飲料
ミネラルウォーター	1982	水
スポーツドリンク	1981	スポーツ飲料
清酒	2003	日本酒
焼酎	2011	しょうちゅう類
ビール	2021	ビール
発泡酒	2026	発泡酒
ウイスキー	2033	ウイスキー・ブランデー類
ワイン	2041	ワイン
ワイン（輸入品）	2042	ワイン
チューハイ	2012	カクテルドリンク類
ビール風アルコール飲料	2027	ビールテイスト飲料
ティッシュペーパー	4412	日用紙製品
トイレットペーパー	4413	日用紙製品
台所用洗剤	4431	台所食器洗剤
洗濯用洗剤	4441	洗濯用洗剤類
ラップ	4401	調理キッチン用品
ポリ袋	4402	調理キッチン用品
殺虫剤	4451	殺虫剤・殺鼠剤
防虫剤	4461	防虫剤
柔軟仕上げ剤	4442	洗濯用洗剤
芳香消臭剤	4471	消臭・芳香・除菌剤
キッチンペーパー	4403	調理キッチン用品
紙おむつ（乳幼児用）	6141	紙おむつ類
紙おむつ（大人用）	6142	紙おむつ類
ボールペン	9111	筆記用具
マーキングペン	9115	筆記用具
ノートブック	9121	文具紙製品
OA用紙	9127	OA サプライ
セロハン粘着テープ	9124	日用文具
記録型ディスク	9198	電子記録媒体
コンパクトディスク	9172	電子記憶媒体
ビデオソフト	9174	電子記憶媒体
ペットフード（ドッグフード）	9193	ドッグフード
ペットフード（キャットフード）	9196	キャットフード
乾電池	9195	電池
プリンタ用インク	9128	OA サプライ
電気かみそり	9602	かみそり
歯ブラシ	9611	歯ブラシ類
洗顔料	9627	せっけん
化粧石けん	9621	せっけん
ボディソープ	9626	せっけん
シャンプー	9622	洗髪剤
ヘアコンディショナー	9624	洗髪剤

消費者物価品目名	品目コード	3桁分類
歯磨き	9623	歯磨き類
整髪料	9631	女性用頭髪化粧品, 男性用頭髪化粧品
ヘアートニック	9641	女性用頭髪化粧品, 男性用頭髪化粧品
化粧クリーム A	9650	女性用基礎化粧品
化粧クリーム B	9652	女性用基礎化粧品
化粧水	9661	女性用基礎化粧品
乳液 A	9690	女性用基礎化粧品
乳液 B	9692	女性用基礎化粧品
ファンデーション A	9670	女性用メークアップ化粧品
ファンデーション B	9672	女性用メークアップ化粧品
口紅 A	9680	女性用メークアップ化粧品
口紅 B	9682	女性用メークアップ化粧品
ヘアカラー	9625	女性用頭髪化粧品, 男性用頭髪化粧品
たばこ (国産品)	9799	たばこ・喫煙関連用品
たばこ (輸入品)	9798	たばこ・喫煙関連用品