



日本銀行ワーキングペーパーシリーズ

価格設定行動とハザード関数

- CPI ミクロデータを用いた実証分析 -

池田大輔*

daisuke.ikeda@boj.or.jp

西岡慎一*

shinichi.nishioka@boj.or.jp

No.06-J-24
2006年12月

日本銀行

〒103-8660 日本橋郵便局私書箱 30号

* 調査統計局

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までご相談ください。転載・複製を行う場合は、出所を明記してください。

価格設定行動とハザード関数

- CPI ミクロデータを用いた実証分析 -

池田大輔*・西岡慎一**

【要 旨】

本稿は、消費者物価指数（CPI）のミクロデータを用いて、異質性を考慮した価格改定に関するハザード関数を推計し、ミクロの価格設定行動を明らかにする。実証分析の結果、第 1 に、識別されたタイプは複数存在し、強い異質性があることがわかった。識別されたタイプは、毎四半期、価格を改定する伸縮型グループ、増加型ハザード関数を持つグループ、価格改定頻度が低いカルボ型グループ、1年おきに定期的に価格を改定するテイラー型のグループに集約することができる。第 2 に、各国で報告されている減少型の経験的ハザードは、集計バイアスによるものである可能性が高い。実際、推計された複数のハザード関数から、集計された減少型ハザード関数を再生することができる。第 3 に、識別された増加型ハザード関数を持つタイプは、推計期間の 2000 年から 2004 年末に限定すると、時間依存型モデルで近似可能との結果を得た。

キーワード：ハザード関数、状態依存型価格設定モデル、時間依存型価格設定モデル、有限混合モデル（Finite Mixture Model）

* 日本銀行調査統計局 E-mail：daisuke.ikeda@boj.or.jp

** 日本銀行調査統計局 E-mail：shinichi.nishioka@boj.or.jp

本稿の作成にあたり、日本銀行スタッフほか、一橋大学マクロ金融セミナー参加者の方々から数多くの有益な示唆を受けた。記して感謝したい。もちろん、有り得べき誤りは全て筆者達に帰するものである。また、本稿に記された意見・見解は筆者達個人のものであり、日本銀行及び調査統計局の公式見解を示すものではない。

1 はじめに

経済主体の価格設定行動の解明は、金融政策分析における重要な課題の一つである。マクロ経済理論において、価格の粘着性が存在する場合、経済は自然均衡から乖離するため、この乖離を最小とするよう物価を安定させることが、中央銀行にとっての最適な政策ルールとなる¹。もっとも、価格の粘着性を生み出すミクロの価格設定行動については、理論・実証両面において、未だコンセンサスが得られていないのが現状である。こうした点を踏まえて、本稿は、日本の消費者物価指数（CPI）のミクロデータを用いて、価格のハザード関数を推計し、ミクロの価格設定行動に関する知見を得ようとするものである。本稿では、状態依存型価格設定モデルで生じる増加型ハザードやカルボモデルで仮定される一定型ハザード等、複数のタイプのハザード関数が検出されること、明確な減少型ハザードを持つタイプは識別されなかったことが示される。

価格のハザード関数は、時間に関する条件付価格改定確率の関数として定義され、ハザード関数の形状は、背景にある理論モデルと密接に関係している。例えば、近年、発展が著しいマネタリー・マクロモデル²では、Calvo (1983) の時間依存型の価格設定モデル（カルボモデル）が代表的である。カルボモデルでは、条件付価格改定確率は一定、すなわち、価格は一定型ハザードを持つと仮定されている。また、時間依存型モデルのもう一つの代表として、Taylor (1999) が挙げられる（テイラーモデル）。テイラーモデルは、価格設定に関して契約期間が予め定められており、契約期間が到来するたびに価格を更新すると仮定している。このため、ハザード関数は、ある契約期間で価格改定確率が 1 となり、それ以前の期間はゼロという形状を持つことになる。一方、メニューコストを組み入れた Dotsey, et al. (1999) の状態依存型価格設定モデルでは、条件付価格改定確率は時間に関する増加関数、すなわち、価格は増加型ハザードを持つ。この他にも、カルボ型の価格設定行動を一般化し、増加型から減少型などあらゆるハザードの形状を考慮した Mash (2004) や Coenen, et al (2006) の時間依存型モデル等がある。

近年、こうした価格設定行動理論の検証を目的として、価格のミクロデータを用いた研究が盛んに行われている。Dhyne, et al. (2006) は、IPN (Inflation Persistence Network) による欧州各国の CPI ミクロデータ分析の結果について、各国のハザード関数は減少型であると総括している³。同じく、Klenow and

¹ 包括的な分析としては、Woodford (2003) 参照。

² 主なモデルの枠組みについては、Christiano, et al. (2005) 参照。

³ 企業物価指数を含む価格のミクロデータの包括的なサーベイについては、ヨーロッパ 10 か国の分析を総括した Alvarez, et al. (2006) を参照。

Kryvtsov (2005) は、米国の CPI ミクロデータについて、ハザード関数は減少型であると報告している。さらに、才田他 (2006) は、日本の CPI のハザード関数は、減少型であることを示している。もっとも、減少型ハザード関数を支持する理論モデルはこれまでのところ見当たらないほか、価格据え置き期間が長期化するほど価格改定確率が低下していくとする減少型ハザード関数は、直観的ではないことから、観察されるハザードが減少型であることは、一種のパズルとして受け止められている。

これまでに行われてきたハザード関数の計測方法は、主に 3 つの種類に分けられる。第 1 は、生存分析のノンパラメトリック推定量である経験的ハザード (Empirical Hazard) である。この手法はその簡便性から、Klenow and Kryvtsov (2005)、才田他 (2006) 等をはじめ広く利用されており、各国で減少型の経験的ハザードが報告されている。第 2 は、異質性を考慮した生存分析のセミパラメトリック推定量である。Nakamura and Steinsson (2006) は、Meyer (1990) のモデルを拡張して推計した結果、ハザード関数はなお減少型であるが、期間が長い箇所では、ほぼ水平になることを示した。Fougere et al. (2005) は、異質性を様々な変数によって特定してハザード関数を推計し、右下がりの性質はみられないと主張した。第 3 は、異質性を考慮した生存分析のパラメトリック推定量である⁴。Alvarez, et al. (2005) は、有限混合モデル (Finite Mixture Model) を用いて、経験的ハザード関数が減少型となる疑問に、一つの有力な解答を導いた。彼らは、カルボ型の経済主体、すなわち一定型ハザードを持つ価格タイプが複数存在すると仮定し、4 種類のタイプを識別した。その結果、価格改定がほぼ完全伸縮的なタイプや、極めて価格硬直的なタイプ等を見出した。更に、価格改定が伸縮的なタイプと硬直的なタイプが混在する場合、経験的ハザード関数は、集計バイアスにより減少型ハザード関数を持ち得ることを示した。

本稿は、Alvarez, et al. (2005) による手法を以下の点で拡張して、日本の CPI ミクロデータを用いた価格のハザード関数の推計を行う。第 1 に、価格改定に関する確率分布関数として、増加型や減少型ハザード関数を持ち得るワイブル分布を用いる。Alvarez, et al. (2005) では、指数分布を仮定しており、この場合、ハザード関数は一定型しか持ち得ないという制約がある。本稿のように、ワイブル分布であれば、推定されたハザード関数は、一定型のみならず、増加型にも減少型にもなり得るため、価格設定行動に関するより多くのインプリケーションが得られる。もっとも、特定の分布を仮定することにより、モデルの定式化を誤る危険は免れないが、ワイブル分布の仮定は、増加型か一定型か減少型か

⁴ この他にも、ロジットモデルによる推計等がある。Aucremanne and Dhyne (2005) 参照。

を判断するという目的に照らした単純化として置かれたものである。

第2に、標本期間中における全ての価格改定スペル (Spell) を使用して推計を行う。ここで、スペルとは、価格改定に要する期間を指す。Alvarez, et al. (2005) は、品目ごとに、複数あるスペルから無作為に1つのスペルを取り出し、これを標本として推計している。この場合、個別品目は、ランダムに選ばれた1つのスペルで特徴付けられてしまう。しかし、個別品目は、実際には、長短異なる複数のスペルを持つ。本稿では、こうした各品目が持つスペル情報を全て使用することにより、より正確なハザード関数を推計する。

本稿の分析結果は以下の通りである。第1に、財・サービス別に、複数タイプのハザード関数を仮定して推定したところ、財では11、サービスでは6つのタイプが識別された。これらのタイプは、大きく分けて、価格改定確率が非常に高い伸縮型グループ、増加型ハザードを持つ増加型グループ、価格改定確率が低く一定型ハザードを持つカルボ型グループ、1年ないし2年に一度、定期的に価格改定を行うテイラー型グループ、に集約される。第2に、これらのハザード関数からシミュレーションによってデータを生成して、集計された経験的ハザードを算出すると、減少型ハザードを再生することができた。この結果は、減少型の経験的ハザードは、集計バイアスによる見せかけのものに過ぎないことを示している。

上記で識別された増加型ハザードを持つグループに属する品目は、代表的な状態依存型モデルである Dotsey, et al. (1999)、すなわち状態の変化に応じてハザード関数がシフトするモデルが、妥当することを必ずしも意味するわけではない。Mash (2004) や Coenen, et al (2006) が提示したような、時間依存型モデル、すなわちハザード関数は状態に関わらず常に不変である可能性もある。そこで、Klenow and Kryvtsov (2005) の手法を用いて、Dotsey, et al. (1999) の状態依存型モデルが妥当するかどうかを検証した。この結果、増加型ハザードを持つ全てのタイプにおいて、価格指数の変動は、時間依存型モデルで説明可能であることが明らかとなった。このことは、標本期間である2000年から2004年末に限定すると、識別された増加型ハザードは、時間依存型によって近似可能であることを示している。

以下、2節では、価格設定行動理論とハザード関数との関連について、論点整理を行う。3節では、ハザードに纏わる用語の定義と経験的ハザード関数の算出を行う。4節では、複数スペルを用いた有限混合モデルの推計方法を説明する。5節では、実証結果を報告する。6節では、実証結果のインプリケーションについて若干の議論を行う。最後に、7節で結論を述べる。

2 価格設定行動と時間に関するハザード関数⁵

価格設定モデルは、時間依存型モデルと状態依存型モデルの 2 つに分類できる。時間依存型モデルは、価格改定確率が、価格改定していない期間のみに依存する。このため、時間依存型モデルでは、ハザード関数は、定常状態に限らず、常に不変である。一方、状態依存型モデルは、価格改定確率が、相対価格やインフレ率などの状態変数に依存する。状態依存型のハザード関数は、定常状態で時間に関してある一定の形状を持つが、移行期ではショックの大きさによって、形状が変化し得る。

時間依存型モデルの代表は、Calvo (1983) である。カルボモデルでは、価格設定主体が每期、独立に、ある一定の価格改定確率に直面すると仮定するため、ハザード関数は時間に関して傾きを持たない一定型ハザードとなる。また、時間依存型モデルのもう一つの代表として、Taylor (1999) が挙げられる。テイラーモデルは、価格設定に関して契約期間が予め定められており、契約期間が到来するたびに価格を更新すると仮定している。このため、ハザード関数は、ある契約期間で価格改定確率が 1 となり、それ以前の期間はゼロという形状を持つことになる。更に、Mash (2004) と Coenen, et al. (2006) は、時間依存型モデルを一般化し、ハザード関数は、一定型のみならず、増加型、減少型を含め、あらゆる形状を取り得るモデルを考案した⁶。こうした、一定型ではない一般的なハザード関数を持つ場合、Mash (2004) と Coenen, et al. (2006) は、フィリップス曲線が、GDP ギャップに加え、多期間に亘る過去インフレ率と将来の期待インフレ率に依存することを示した。

一方、一般均衡モデルにおける状態依存型モデルの代表として、Generalized (S, s) モデルをメニューコスト理論に応用した Dotsey, et al. (1999) が挙げられる。彼らは、企業が価格改定の際に直面するメニューコストが、ある確率分布に従ってランダムに生じると仮定すると、価格改定確率が、個別企業の相対価格やインフレ率に依存することを示した。この場合、定常状態では、価格改定しない期間が長引くほど、生産性ショックが累積し、実際の価格と最適価格との乖離が大きくなるため、価格改定確率が高くなる。これは、ハザード関数が増加関数であることを意味する。Bakhshi, et al. (2004) によると、Dotsey, et al. (1999) の

⁵ ハザード関数とは、価格改定に要する期間に関する条件付価格改定確率と定義される。

⁶ Coenen, et al. (2006) は、マクロ変数に間接推測法 (Indirect Inference Method) を用いて、価格契約継続期間の上限を 4 期に限定した上で、ハザード関数を推計している。 t 期の条件付価格改定確率を ρ_t とすると、米国で、 $[\rho_1, \rho_2, \rho_3, \rho_4] = [0.43, 0.00, 0.14, 1.00]$ となり、ドイツで $[0.55, 0.38, 0.21, 1.00]$ との結果を得ている。4 期間との制約から第 4 期目の価格改定確率 ρ_4 は必ず 1 となるが、それを別にすると、ハザード関数は概ね減少型と言える。

状態依存型モデルから導かれるフィリップス曲線は、GDPギャップに加え多期間に亘る過去のインフレ率と将来の期待インフレ率に依存することになる。

こうした価格設定行動理論と価格改定確率の検証を目的として、価格のミクロデータを用いたハザード分析が盛んに行われている。先行研究によると、欧米各国や日本のハザード関数は減少型であるとの報告が多い。もっとも、減少型ハザード関数を支持する理論モデルはこれまでのところ見当たらないほか、直感的にも受け入れがたいことから、こうした分析結果は、これまでのところ一種のパズルとして受け止められている。

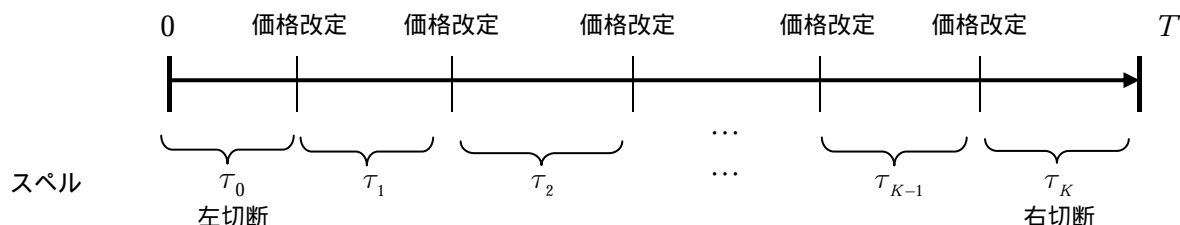
3 価格改定に関するハザードの概念と経験的ハザード関数

3.1 ハザードの概念整理

ハザード関数は、製品の寿命や企業のデフォルトなど、あるイベントが発生するまでの時間の分布を表現する目的で頻繁に利用される。ここでは、価格改定にハザード分析を応用した研究に則して、ハザードの概念とそれに関連する用語を説明する。まず、価格改定とは、今期の価格が前期の価格と異なることを意味する。価格改定に関するハザードとは、価格改定に要する期間を条件とする条件付価格改定確率を指す。例えば、5期目のハザードとは、4期間価格が据え置かれたとの条件の下で、5期目に価格改定を行う確率を意味する。

次に、ハザードに関連する用語を説明する。図表1は、ある標本期間中における価格改定の系列を表している。0期は標本期間の始期を、 T 期は標本期間の終期を表す。スペル(spell)とは、価格改定に要する期間、すなわち、価格を改定してから次に価格を改定するまでの期間を表す。ここで、標本期間の始期から1回目の価格改定の期間(τ_0)のスペルは、左切断データ(left-censored data)と呼ばれる。左切断データは、前の価格改定が、標本期間の始期以前であることから、真の改定期間が不明である。このため、通常は分析から除外される。また、最後の価格改定期から標本期間の終期のスペル(τ_K)は、右切断データ(right-censored data)と呼ばれる。右切断データは、次の価格改定期が標本期間の終期以降となるため、真の価格改定期間は不明である。もっとも、少なくとも、 τ_K 期間は価格が据え置かれた点は確実であるため、 τ_K 期間、価格が未改定であったとして統計処理することが可能である。また、スペルの系列は、価格改定系列(trajjectory)と呼ばれ、下の例では、(左切断データを除外する場合)価格改定系列は、 $(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_K)$ となる。

(図表 1) 標本期間中の価格改定の系列



3.2 経験的ハザード関数

経験的ハザード関数は、Kaplan-Meier 推定量と呼ばれる方法により算出され、計算の簡便さから広く利用されている。Dhyne, et al. (2006)、Klenow and Kryvtsov (2005)、才田他 (2006) 等は価格に関する経験的ハザード関数は減少型となると報告している。ここでは、次節以降のハザード関数の推計の前に、経験的ハザード関数が減少型となるかどうか確認する。

図表 2 (1) は、経験的ハザード関数を算出する際の基礎統計を示している。ここで使用された価格データは、CPI の個別品目データである総務省「小売物価統計」で、標本期間は 2000 年 1 月から 2004 年 12 月である (詳細は 5 節参照)。まず、表中のリスク集合 (Risk Set) r_t とは、価格改定に要する期間が少なくとも t 期であったスペルの数、言い換えれば、 $t-1$ 期目まで価格改定が行われなかったスペルの数を表す⁷。例えば、5 期目のリスク集合とは、4 期間価格改定が行われなかったスペルの数である⁸。このうち、 t 期目に価格改定が行われた標本の数を d_t とすると、Kaplan-Meier 推定量による経験的ハザード関数 p_t は、次式で与えられる。

⁷ 図表 2 における経験的ハザードは、CPI のウエイトは考慮しておらず、単純に標本の数をカウントしているほか、左切断データや価格改定が 1 度もなかった標本は除外されている。また、Alvarez, et al. (2005) と同様、サンプルは、各品目における複数の価格改定系列から無作為に 1 つのスペルを取り出して作成されている。もちろん、全てのスペルを用いて経験的ハザード関数を導出することは可能であるが、改定頻度が高い品目の場合、価格改定系列の中に、短い期間のスペルが大量に含まれる。この結果、短い時点の経験的ハザードは、分母・分子の標本数が大きく増加することになるため、上方バイアスを持つことになる。1 品目につき 1 つのスペルの場合は、こうした問題を回避できる。

⁸ 従って、1 期目のリスク集合は、標本に含まれる全てのスペルの数を表す。

$$p_t = \frac{d_t}{r_t}$$

また、 m_t を t 期目における右切断データの標本数とすると、 $t+1$ 期目のリスク集合は以下で与えられる。

$$r_{t+1} = r_t - d_t - m_t$$

これは、 t 期目のリスク集合は、 t 期目に価格改定したデータ、 t 期目に価格改定しなかったデータ、 t 期目に右切断されたデータのいずれかに該当し、 t 期目に価格改定しなかったデータは、 $t+1$ 期目のリスク集合となる、ということを表している。ここで重要な点は、価格改定頻度の高い品目は、短い期間で、リスク集合から退出する一方、価格改定頻度が低い品目は、長期間、リスク集合に含まれ続ける点である。この場合、上式の経験的ハザード関数は短い時点で改定確率が高い一方、長い時点で改定確率が低くなる減少型ハザードとなる。

実際、図表 2(2)では、経験的ハザード関数の形状を示しているが、財のハザードは、明確な減少関数となっていることがわかる。この原因として経験的ハザードの集計バイアスを指摘し、複数のカルボ型(一定型ハザード)を仮定した Alvarez, et al. (2005) 以外に、減少型ハザードを解消したとする報告はほとんどないことに加え、増加型ハザードを得た報告は見当たらない。本稿は次節以降、Alvarez, et al. (2005) を拡張し、異質性を明示した上で、一定型のみならず様々な形状を取り得るハザード関数を推計する。また、図表 2(2)では、サービスは、テイラーモデルが想定するような、12 か月目と 24 か月目に価格改定確率が突出する形となっていることから、こうした特徴を表現可能にする推計方法を次節以降で紹介する。

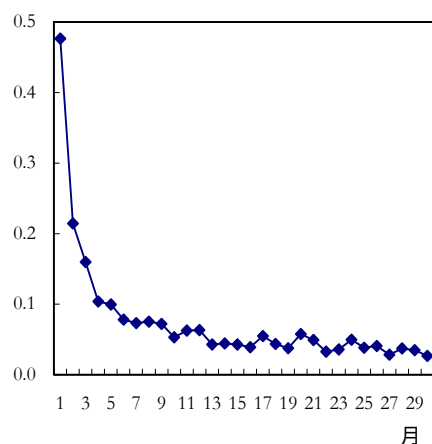
(図表2) 経験的ハザード関数

(1) 経験的ハザード関数算出における基礎統計

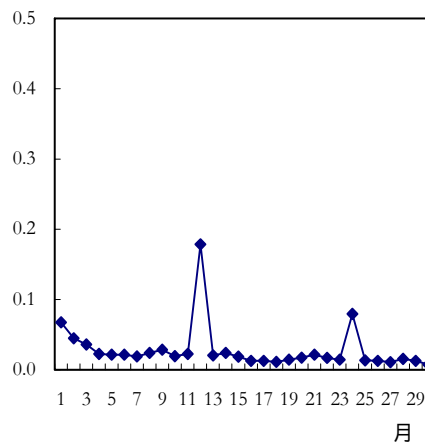
財					サービス				
	リスク集合	改定	右切断	ハザード確率		リスク集合	改定	右切断	ハザード確率
t	r_t	d_t	m_t	d_t/r_t	t	r_t	d_t	m_t	d_t/r_t
1	21,641	10,310	194	0.476	1	4,536	307	40	0.068
2	11,137	2,389	125	0.215	2	4,189	188	36	0.045
3	8,623	1,377	139	0.160	3	3,965	143	53	0.036
4	7,107	739	136	0.104	4	3,769	86	20	0.023
5	6,232	621	69	0.100	5	3,663	79	28	0.022
6	5,542	432	100	0.078	6	3,556	76	38	0.021
7	5,010	366	96	0.073	7	3,442	66	53	0.019
8	4,548	342	347	0.075	8	3,323	80	426	0.024
9	3,859	279	56	0.072	9	2,817	81	27	0.029
10	3,524	188	142	0.053	10	2,709	53	33	0.020
11	3,194	200	88	0.063	11	2,623	59	47	0.023
12	2,906	184	29	0.063	12	2,517	449	12	0.178
13	2,693	116	32	0.043	13	2,056	42	15	0.020
14	2,545	113	44	0.044	14	1,999	48	12	0.024
15	2,388	103	29	0.043	15	1,939	36	21	0.019
16	2,256	88	56	0.039	16	1,882	24	50	0.013
17	2,112	116	28	0.055	17	1,808	23	18	0.013
18	1,968	86	23	0.044	18	1,767	20	19	0.011
19	1,859	70	112	0.038	19	1,728	25	28	0.015
20	1,677	97	40	0.058	20	1,675	29	102	0.017
21	1,540	76	22	0.049	21	1,544	33	21	0.021
22	1,442	47	33	0.033	22	1,490	25	16	0.017
23	1,362	49	39	0.036	23	1,449	21	45	0.015
24	1,274	63	14	0.050	24	1,383	110	8	0.080
25	1,197	46	25	0.038	25	1,265	17	8	0.013
26	1,126	46	30	0.041	26	1,240	16	25	0.013
27	1,050	30	27	0.029	27	1,199	13	18	0.011
28	993	37	209	0.037	28	1,168	18	35	0.015
29	747	26	10	0.035	29	1,115	14	12	0.013
30	711	19	15	0.027	30	1,089	8	14	0.007

(2) 経験的ハザード確率の形状

財



サービス



(出所) 総務省「小売物価統計調査」

4 有限混合モデルによる推計方法

複数タイプのハザード関数は、有限混合モデル (Finite Mixture Model)⁹と呼ばれる方法によって推計可能である。ここでは、この概要を示す。

4.1 ハザード関数

まず、価格改定を行う分布関数として、ワイブル分布を仮定する。ワイブル分布は、物体の劣化現象や寿命を統計的に記述するために利用されることが多いが、経済学の生存分析においても広く用いられている。ワイブル分布のハザード関数は単調であるため、谷型や山型の曲線は表現できないという点で難があるが、2パラメータのみで増加型・一定型・減少型のハザードを表現できる上、式がシンプルであるため、計算上扱いやすいという利点がある。本稿は、ハザードが増加型か減少型かという点に最も関心があることから、ワイブル分布を用いることにする。

ワイブル分布の分布関数 $F(\tau)$ は、以下の通り定義される。

$$F(\tau) = 1 - \exp(-\exp(\lambda)\tau^\theta) \quad (1)$$

これは、 τ 期間以内に価格を改定する確率と解釈できる。これを用いて確率密度関数 $f(\tau)$ と生存確率 $S(\tau)$ はそれぞれ以下の通り定義される。

$$f(\tau) = \frac{dF(\tau)}{d\tau} = \exp(\lambda)\theta\tau^{\theta-1} \exp(-\exp(\lambda)\tau^\theta) \quad (2)$$

$$S(\tau) = 1 - F(\tau) = \exp(-\exp(\lambda)\tau^\theta) \quad (3)$$

$f(\tau)$ は τ 期目に価格を改定する確率、 $S(\tau)$ は τ 期間価格を改定しない確率を表す。更に、ハザード関数 $h(\tau)$ は次の通り定義される。

$$h(\tau) = \frac{f(\tau)}{S(\tau)} = \exp(\lambda)\theta\tau^{\theta-1} \quad (4)$$

$h(\tau)$ は $\tau - 1$ 期間価格を改定しない条件の下での、 τ 期目における価格改定確率を表している。 λ は価格改定確率の水準を、 θ はハザード関数の傾きを決定するパラメータである。ここで、 $h(\tau)$ は、以下の関係を持つ。

⁹ 推計方法のより詳細な解説は Cameron and Trivedi (2005) 参照。

$\theta > 1$ のとき : $h(\tau)$ は増加関数
 $\theta = 1$ のとき : $h(\tau)$ は一定
 $\theta < 1$ のとき : $h(\tau)$ は減少関数

$\theta = 1$ の場合、Alvarez, et al. (2005) の手法と同義である。従って、本稿の分析目的に照らせば、 θ が1を上回るか、下回るかが最大の焦点となる。

また、既述の通り、サービスで特定期間における価格改定確率が高いことを考慮して、12か月目と24か月目で価格改定確率が大きく変化するハザード関数を以下の通り定義する。

$$h_j(\tau) = \exp(\lambda_{0,j} + \lambda_{12,j} dummy_{12} + \lambda_{24,j} dummy_{24}) \theta_j \tau^{\theta_j - 1}$$

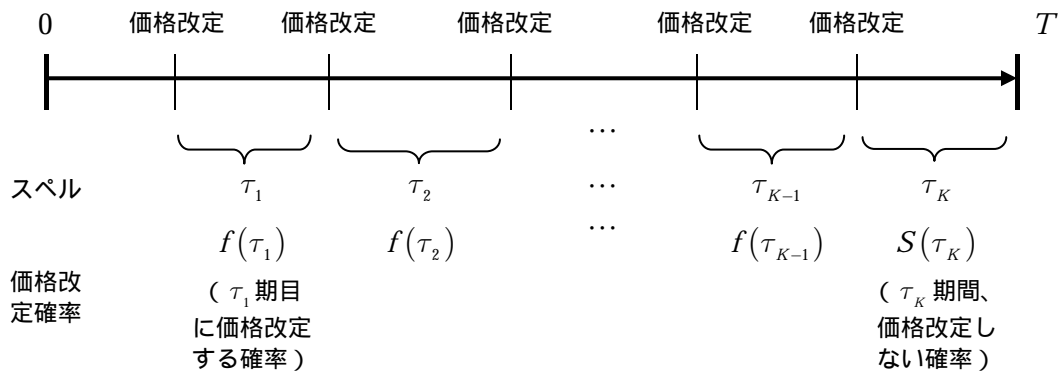
ここで、 $dummy_{12}$ 、 $dummy_{24}$ は、それぞれ、 $\tau = 12$ 、 24 のときのみ1を採るダミー変数である¹⁰。

4.2 尤度関数

ある品目について、時系列的でみた価格改定の推移は、図表3の通り表すことができる。左切断データは、価格未改定期間を特定できないため推計から除外される。スเปール τ_k ($k = 1, \dots, K-1$) の(無条件)価格改定確率は、 $f(\tau_k)$ として定義される。また、右切断データ τ_K は、 τ_K 期間価格改定しなかった確率 $S(\tau_K)$ として定義できる。

¹⁰ 以下では、ダミー変数を含まない(4)式を念頭に議論を進めるが、ダミー変数を含んでも議論の骨子は変わらない。

(図表3) 価格改定の推移



以上の定義を用いると、標本期間内において、価格改定が $K - 1$ 回観察されたある品目 i ($i = 1 \dots N$) についての結合密度関数は、以下の通り書ける¹¹。

$$g(\tau_i | \theta, \lambda) = f(\tau_{i,1}) \dots f(\tau_{i,K_i-1}) S(\tau_{i,K_i})$$

ここでの特徴は、標本期間内における全てのスベルを使用している点にある¹²。これと対照的に、Alvarez, et al. (2005)は、価格改定系列の中からランダムに1つのスベルを取り出しているため、

$$g(\tau_i | \theta, \lambda) = \begin{cases} f(\tau_{i,k}) & \text{if } k \neq K_i \\ S(\tau_{i,k}) & \text{if } k = K_i \end{cases}$$

となる。

ここで、品目間の異質性を考慮して、 J 種類のタイプのハザード関数が存在し、個々の品目はこのうちのいずれかに従うと仮定する。それぞれの品目 i がどのタイプのハザード関数に属するかは確率 π によって決定されるとする。このとき、対数尤度関数は以下の通り表現できる。

$$l(\theta, \lambda | \tau) = \sum_{i=1}^N \log(\pi_i g(\tau_i | \theta_i, \lambda_i) + \dots + \pi_J g(\tau_i | \theta_J, \lambda_J))$$

ただし、

¹¹ 本稿は、右切断データを含む場合を考える。右切断データがない場合は、結合密度関数は、 $g(\tau_i | \theta, \lambda) = f(\tau_{i,1}) \dots f(\tau_{i,K_i})$ となる。

¹² 複数スベルを利用したより複雑な分析として、Mealli and Pudney(1996)がある。

$$\sum_{j=1}^J \pi_j = 1$$

未知パラメータは、 $\theta_1, \dots, \theta_J$ 、 $\lambda_1, \dots, \lambda_J$ 、 π_1, \dots, π_J である。これによって、それぞれのタイプのハザード関数の形状（ θ が 1 より有意に大きいかどうか）とそれぞれのタイプのウエイトを推計できる。

4.3 EM アルゴリズム

尤度関数とハザード関数を以上の通り定式化した上で、EM アルゴリズムによりパラメータを推計する。まず、あるスペル τ_i の結合密度関数は以下の通り定式化し直すことができる。

$$\begin{aligned} g(\tau_i | \theta_j, \lambda_j) &= f_j(\tau_{i,1} | \theta_j, \lambda_j) \cdots f_j(\tau_{i,k_i-1} | \theta_j, \lambda_j) S_j(\tau_{i,k_i} | \theta_j, \lambda_j) \\ &= e^{\lambda_j \theta_j \tau_{i,1}^{\theta_j-1}} \exp(-e^{\lambda_j \theta_j \tau_{i,1}^{\theta_j}}) \cdots e^{\lambda_j \theta_j \tau_{i,k_i-1}^{\theta_j-1}} \exp(-e^{\lambda_j \theta_j \tau_{i,k_i-1}^{\theta_j}}) \cdot \exp(-e^{\lambda_j \theta_j \tau_{i,k_i}^{\theta_j}}) \quad (5) \\ &= e^{(k_i-1)\lambda_j \theta_j^{k_i-1}} \left(\prod_{l=1}^{k_i-1} \tau_{i,l}^{\theta_j-1} \right) \exp\left(e^{\lambda_j \sum_{l=1}^{k_i-1} \tau_{i,l}^{\theta_j}} \right), \quad i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, J. \end{aligned}$$

また、観察不可能なタイプを取り扱えるよう、潜在変数（latent variable）ベクトル d_i を導入する。潜在変数ベクトル d_i は、品目 i がタイプ j に属する場合、第 j 要素が 1、それ以外は 0 をとるベクトルである。このとき、 d_i を所与とした場合の τ_i の条件付確率は、互いに独立を仮定した上で、以下の分布に従う。

$$(\tau_i | d_i, \theta, \lambda, \pi) \sim \text{i.i.d.} \prod_{j=1}^J g(\tau_i | \theta_j, \lambda_j)^{d_{ij}} \quad (6)$$

また、潜在変数 d_i は、互いに独立に以下の多項分布に従う。

$$(d_i | \theta, \lambda, \pi) \sim \text{i.i.d.} \prod_{j=1}^J \pi_j^{d_{ij}} \quad (7)$$

よって、

$$(\tau_i | \theta, \lambda, \pi) \sim \text{i.i.d.} \prod_{j=1}^J \pi_j^{d_{ij}} g(\tau_i | \theta_j, \lambda_j)^{d_{ij}} \quad (8)$$

これにより、尤度関数は、以下の通り書ける。

$$L(\theta, \lambda, \pi | \tau, d) = \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^J \pi_j^{d_{ij}} g(\tau_i | \theta_j, \lambda_j)^{d_{ij}} \quad (9)$$

対数尤度関数は、

$$\begin{aligned}
I(\theta, \lambda, \pi | \tau, d) &= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J d_{ij} \left[\log g(\tau_i | \theta_j, \lambda_j) + \log \pi_j \right] \\
&= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J d_{ij} \left[(k_i - 1) \lambda_j + (k_i - 1) \log \theta_j + (\theta_j - 1) \sum_{l=1}^{k_i-1} \log \tau_{i,l} - e^{\lambda_j} \sum_{l=1}^{k_i} \tau_{i,l}^{\theta_j} + \log \pi_j \right]
\end{aligned}$$

となる。次に、以下の手順によりパラメータを推計する。まず、「E ステップ (Expectation step)」として、 π を所与とし、品目 i の価格改定系列 τ_i がタイプ j に属する事後的確率を次の通り導出する。

$$\hat{d}_{ij} = \frac{\pi_j g(\tau_i | \theta_j, \lambda_j)}{\sum_{j=1}^J \pi_j g(\tau_i | \theta_j, \lambda_j)} \quad (10)$$

これは、 d_{ij} の期待値の推計値を表す。ここで、 \hat{d}_{ij} を所与としたときの対数尤度関数の期待値は、次の通り書くことができる。

$$El(\theta, \lambda, \pi | \tau, d) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J \hat{d}_{ij} \left[\log g(\tau_i | \theta_j, \lambda_j) + \log \pi_j \right] \quad (11)$$

次に、「M ステップ (Maximization step)」として、以下の 1 階の条件から θ と λ を推計する。

$$\begin{aligned}
\frac{\partial El(\theta_j, \lambda_j | \tau, \hat{d})}{\partial \theta_j} &= \sum_{i=1}^N \hat{d}_{ij} \left[\frac{k_i - 1}{\theta_j} + \sum_{l=1}^{k_i-1} \log \tau_{i,l} - e^{\lambda_j} \sum_{l=1}^{k_i} \tau_{i,l}^{\theta_j} \log \tau_{i,l} \right] = 0 \\
\frac{\partial El(\theta_j, \lambda_j | \tau, \hat{d})}{\partial \lambda_j} &= \sum_{i=1}^N \hat{d}_{ij} \left[k_i - 1 - e^{\lambda_j} \sum_{l=1}^{k_i} \tau_{i,l}^{\theta_j} \right] = 0
\end{aligned} \quad (12)$$

同様に 1 階の条件から、 π の推計値は、

$$\hat{\pi}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{d}_{ij} \quad (13)$$

で与えられる。この $\hat{\pi}$ を所与として、E ステップに戻り、M ステップにより新たな θ と λ の推計値を求める。 θ と λ に適当な初期値を与え、ある一定値に収束するまで、これを繰り返す。

5 分析結果

ここでは、前節で提示された推計方法に従って実証分析を行った。以下では、分析結果について述べる。

5.1 データ

推計で使用するデータは、総務省「小売物価統計調査」である¹³。小売物価統計調査は、CPIを作成する際の基礎データであり、71都市の品目別データが公表されている。ここでは、CPIに含まれる品目を対象に、2000年1月から2004年12月のデータを用いる。ただし、才田他(2006)と同様、季節商品であるため、年間継続して価格データを得ることのできない品目、調査対象市町村ごとの公表価格の集計価格数が多いため、価格改定頻度の分析に適さない品目、価格データの時系列が短い品目、は分析から除外されている¹⁴。この結果、分析対象となる価格の数は、合計26,177(品目数493、都市数71)である。分析に用いるデータのCPIに対するウエイトは67.8%、このうち財のウエイトは42.8%、サービスのウエイトは25.0%である(図表4)。

(図表4) 分析データのカバレッジ

	品目数		CPI ウエイト	
	CPI	分析データ	CPI	分析データ
総合	598	493	100.0%	67.8%
財	456	372	50.5%	42.8%
サービス	142	121	49.5%	25.0%

(注) ウエイトは2000年基準。

¹³ データの詳細や価格改定頻度の分析等については、才田他(2006)参照。

¹⁴ 原則として、CPIが小売物価統計調査以外の価格データを用いて作成されている品目はここでは含めないが、小売物価統計調査の価格データで価格動向を代表できる場合は分析対象に含める。詳細は、才田他(2006)参照。

5.2 タイプの数

タイプ数は、タイプ数を1、2・・・と順次増やして推計した上で、BIC (Bayesian Information Criterion) 基準により決定する¹⁵。また、財とサービスで経験的ハザードの形状が大きく異なる点を考慮して、財とサービスを分割して推計を行う。図表5は、タイプ数別のBICを示している。この結果、財のタイプ数は11、サービスのタイプ数は6 (うちダミーなしが5タイプ、ダミーありが1タイプ) となった¹⁶。

(図表5) BIC 比較

(1) 財

タイプ数					
1	2	3	4	5	6
-314,520	-66,282	10,240	35,085	50,118	282,380

タイプ数					
7	8	9	10	11	12
287,529	287,851	288,750	289,386	289,546	289,542

(2) サービス

		ダミーなしタイプ数					
		1	2	3	4	5	6
ダミーあり タイプ数	1	-27,438	-26,660	-26,380	-26,336	-26,284	-26,297
	2	-26,657	-26,464	-26,372	-26,366	-26,354	-26,388

¹⁵ BIC は次式で定義される。

$$BIC = l(\theta, \lambda | \tau) - \frac{1}{2} k \log n$$

ここで、 $l(\theta, \lambda | \tau)$ は対数尤度、 k はパラメータの数、 n は標本数を表す。

¹⁶ タイプ数は、財は11、サービスはダミーなし5、ダミーあり2より多くのタイプは識別されない。例えば、財のタイプ数として、12を仮定して推計すると、12種類目のタイプのウエイトはゼロとなり、推計されたパラメータも、11種類のタイプのうちいずれかのタイプのパラメータとほぼ一致する。

5.3 推計結果

(1) 財

図表6上は、財の推計結果を示している。タイプの番号は、 λ が大きい順に付している。 $\theta > 1$ の検定結果をみると、タイプ1からタイプ9は、 θ は1より有意に大きいとの結果を得た。従って、タイプ1からタイプ9は、増加型ハザード関数を持つタイプと判定される。一方、タイプ10とタイプ11は1より大きいとの対立仮説は支持されない。このうち、タイプ10の θ は、1より有意に小さく、減少型ハザードが完全に解消されていない。もっとも、 θ の推計値は0.949と、値そのものは1に近いことがわかる。

ワイブル分布による連続時間のハザード関数から、離散時間のハザード関数を求めると(図表7上)、タイプ1からタイプ5のハザード関数は、1四半期後(3か月後)には、ほぼ100%の確率で価格改定を行う形状となっており、価格改定頻度が極めて高いグループに属する。タイプ6からタイプ8は価格改定確率が中位な増加型ハザード関数を持つ。タイプ9は、検定では増加型ハザード関数を持つと判定されるが、 θ が1に近いことから、見た目は一定に近い形状をとることがわかる。タイプ10とタイプ11は、価格改定確率が低い一定型のハザード関数を持つ¹⁷。

それぞれのタイプのウェイトをみると、価格改定確率が高いタイプ1からタイプ5は、合計で20%程度、増加型ハザード関数を持つタイプ6からタイプ8は、合計で30%弱、ハザード関数が一定に近いタイプ9は20%弱、価格改定確率が低いタイプ10とタイプ11は、合計で30%強となっている。

(2) サービス

図表6下は、サービスの推計結果を示している。タイプ6は、特定の時点(12か月目と24か月目)で大きく価格を改定するタイプである。ダミー変数 λ_{12} と λ_{24} は、共に正で有意となっていることから、12か月目と24か月目で他の時点よりも価格改定確率が高くなる形状となっている。 $\theta > 1$ の検定結果をみると、タイ

¹⁷ タイプ数とハザードの形状に関しては、タイプ数がある程度多くなると、全体感に大きな違いがなくなる。例えば、財の場合、タイプ数が7程度で、大まかな特徴が表現できるといって差し支えない(実際、図表4のBICはタイプ数7以上でほとんど差がない)。すなわち、タイプ数が7の場合、タイプ数11の場合におけるタイプ2からタイプ6が二種類のタイプに集約され、タイプ10とタイプ11が一種類のタイプに集約される。タイプ数を8、9・・・と増やすと、価格改定確率が高い順にタイプが分裂していき、最後にタイプ数を11とすると、タイプ10とタイプ11が分裂する。タイプ数12以降は、新たなタイプは識別されない。

ブ4以外はいずれも増加型ハザード関数を支持する結果となった。

図表7下は、サービスのハザード関数の形状を示している。タイプ1とタイプ2のハザード関数は、比較的是っきりとした増加型となっている一方、タイプ3からタイプ5のハザード関数は、見た目は低位で一定の形状となっている。これはタイプ3とタイプ4の θ が1に近い値となっていること、タイプ5は価格改定確率が極めて低い(λ の値が小さい)ことに起因する。

それぞれのタイプのウェイトをみると、増加型ハザードを持つタイプ1とタイプ2のウェイトは、サービス全体の1%台に過ぎず、財と比較してかなり少ない。一方、価格改定頻度が低いタイプ3~タイプ5のウェイトは70%弱となっている。また、特定の時点で価格を改定するタイプ6は、全体の30%程度を占める。

以上、財・サービス合わせて17のタイプが検出されたが、大きく分けて、毎四半期価格改定を行う伸縮型、増加型ハザードを持つ増加型、価格改定確率が低く一定型ハザードを持つカルボ型、定期的に価格を改定するテイラー型、に集約できる。

(図表6) 推計結果

(1) 財

	λ		θ		π	$\theta > 1$ の検定
タイプ1	192.0 *** (1.022)		174.8 *** (0.942)		0.053	184.5 ***
タイプ2	4.799 *** (0.256)		4.709 *** (0.555)		0.038 *** (0.001)	6.680 ***
タイプ3	3.750 *** (0.186)		3.867 *** (0.423)		0.043 *** (0.002)	6.781 ***
タイプ4	2.675 *** (0.010)		2.975 *** (0.014)		0.032 *** (0.001)	144.3 ***
タイプ5	1.880 *** (0.010)		2.367 *** (0.012)		0.039 *** (0.002)	112.4 ***
タイプ6	1.280 *** (0.008)		1.924 *** (0.008)		0.060 *** (0.002)	112.1 ***
タイプ7	0.739 *** (0.007)		1.564 *** (0.006)		0.094 *** (0.003)	90.97 ***
タイプ8	0.250 *** (0.008)		1.285 *** (0.005)		0.130 *** (0.003)	52.95 ***
タイプ9	-0.286 *** (0.011)		1.079 *** (0.005)		0.193 *** (0.005)	14.51 ***
タイプ10	-0.988 *** (0.026)		0.949 *** (0.008)		0.212 *** (0.007)	-6.066
タイプ11	-2.160 *** (0.101)		0.968 *** (0.027)		0.108 *** (0.008)	-1.178

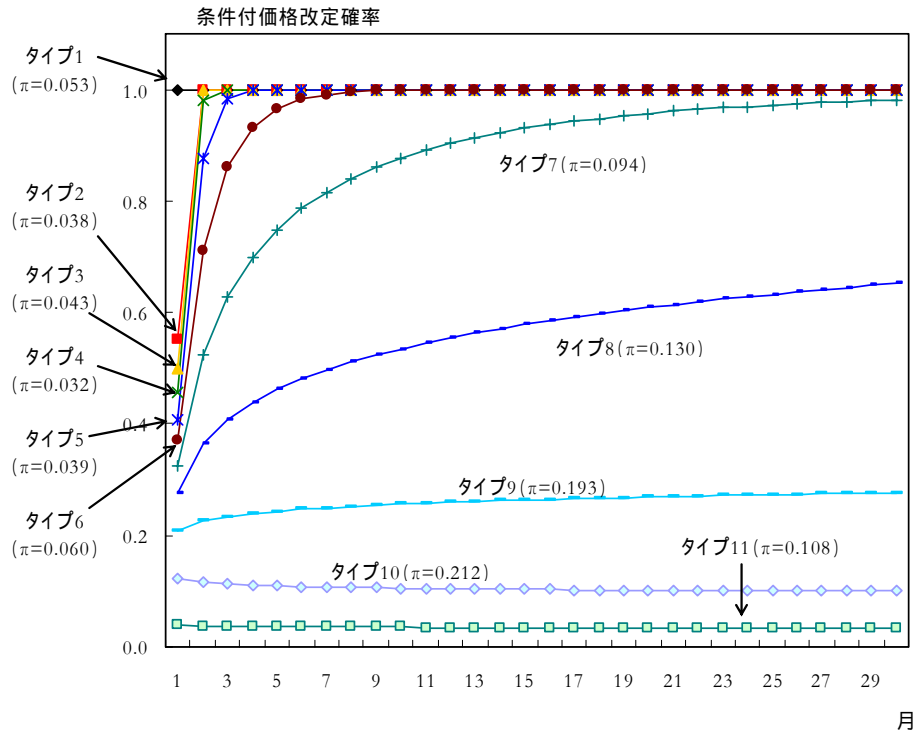
(2) サービス

	λ_0	λ_{12}	λ_{24}	θ	π	$\theta > 1$ の検定
タイプ1	1.183 *** (0.039)			1.955 *** (0.077)	0.002	12.49 ***
タイプ2	0.050 (0.035)			1.330 *** (0.033)	0.015 *** (0.002)	10.07 ***
タイプ3	-0.731 *** (0.033)			1.068 *** (0.018)	0.124 *** (0.010)	3.685 ***
タイプ4	-1.741 *** (0.049)			0.972 *** (0.017)	0.444 *** (0.015)	-1.657
タイプ5	-11.01 *** (1.931)			3.786 *** (0.687)	0.117 *** (0.017)	4.053 ***
タイプ6	-5.609 *** (0.076)	4.612 *** (0.123)	3.478 *** (0.127)	1.746 *** (0.015)	0.298 *** (0.033)	50.09 ***

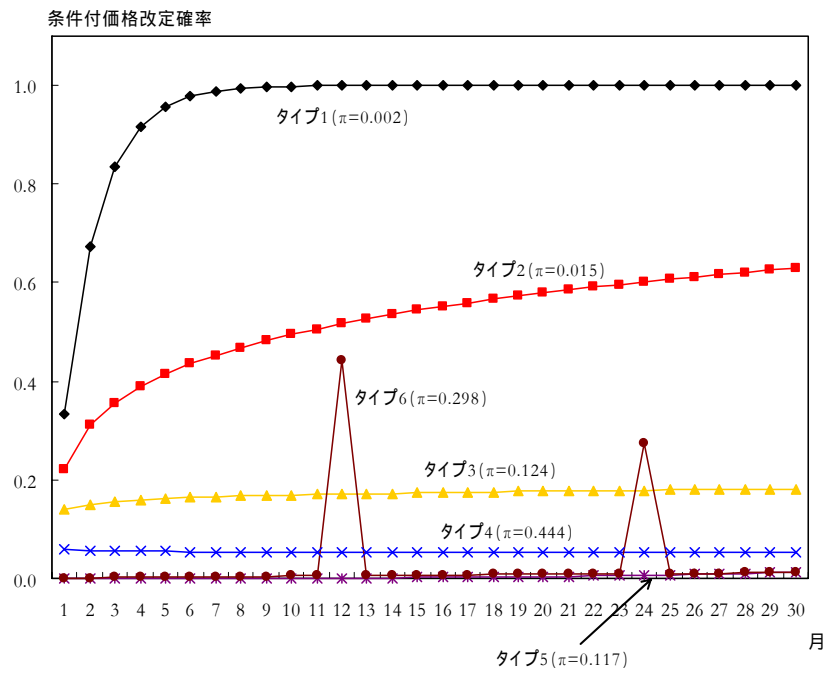
(注) 1. ()内は標準誤差を表す。
2. ***は、1%水準で有意であることを表す。

(図表7) ハザード関数の形状

(1) 財



(2) サービス



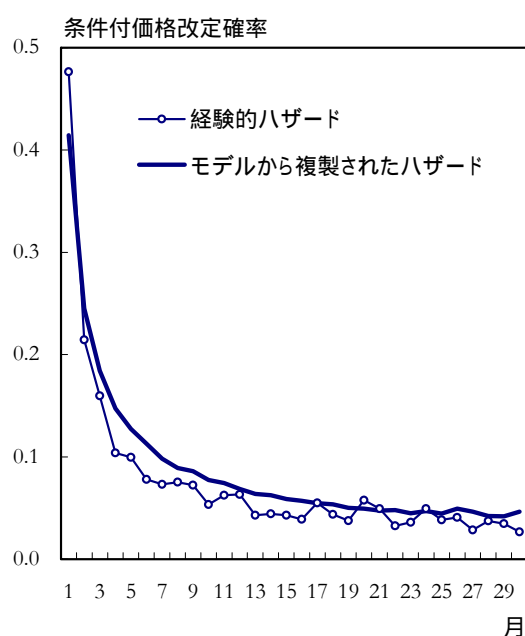
5.4 モデルから複製された経験的ハザード

ここでは、推計モデルから複製された経験的ハザードが、図表 2 における経験的ハザードの実績値にフィットするかどうかをみた。モデルから複製された経験的ハザードの算出方法は次の通りである。まず、総品目数とタイプの事後的ウエイトである (13) 式から、各タイプの品目数を決定する。次に、各品目 i が第 j タイプに属する事後的確率 (10) 式と上で求めた各タイプの品目数から、各品目 i が属するタイプを決定する。次に、品目ごとに、各品目が属するタイプのワイブル分布に従って乱数を発生させ、価格改定の有無についての系列を作成し、図表 2 (1) と同じ経験的ハザード算出のための基礎表を作る。最後に、この表を用いて、集計された経験的ハザード関数を算出する。

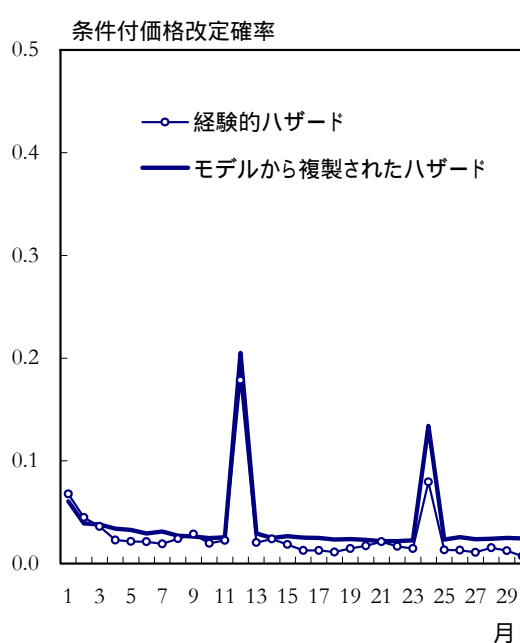
図表 8 をみると、モデルから複製された財のハザードは、実績値と同様、減少型ハザード関数となっている。従って、減少型ハザードを持つ個別品目が存在しなくても、異質性があれば、集計されたハザード関数は減少型になり得る。また、サービスにおけるモデルから複製された経験的ハザードは、特定期間で価格改定確率が高く、実績値の特徴を比較的上手く捉える結果となっている。

(図表 8) モデルから複製された経験的ハザード

(1) 財



(2) サービス



5.5 タイプの特性

(1) 財

図表 9(1) 上は、財の個別品目がどのタイプに属するかをみたものである。表では、タイプ 1 からタイプ 5(伸縮型)、タイプ 6 からタイプ 8(増加型)、タイプ 9 からタイプ 11(低位一定型) にタイプを集約している。各タイプに占める品目別分類の割合をみると(図表 9(1) 左上)、価格改定確率が高いタイプ 1 からタイプ 5 は生鮮食品のウエイトが、タイプ 6 からタイプ 8 は食料工業品のウエイトが、価格改定確率が低いタイプ 9 からタイプ 11 は他の工業製品のウエイトが高い。また各品目別分類に占めるタイプの割合をみると(図表 9(1) 右上)、生鮮食品とその他の生鮮商品はタイプ 1 からタイプ 5、食料工業品、石油製品はタイプ 6 からタイプ 8、他の工業製品、電気・都市ガス・水道、出版等はタイプ 9 からタイプ 11 のウエイトが高い。次に、都市別分類をみると(図表 9(1) 下)、価格改定確率が高いタイプでは、大都市のウエイトが、価格改定確率が低いタイプでは、中小都市のウエイトが高くなる傾向が窺われる。この理由として、大都市ほど競争度が高いことが挙げられるほか、調査店舗数が大都市ほど多いことも考えられる。また、全国共通品目はタイプ 9 からタイプ 11 のウエイトが高い。

(2) サービス

図表 9(2) 上は、サービスの個別品目がどのタイプに属するかをみたものである。表では、タイプ 1・タイプ 2(増加型)、タイプ 3 からタイプ 5(低位一定型)、タイプ 6(テイラー型) にタイプを集約している。このうち、各タイプに占める品目別分類の割合をみると(図表 9(2) 左上)、価格改定確率が高いタイプ 1 とタイプ 2 は、外食等、一般サービスのウエイトが高く、公共サービスはほとんど存在しない一方、価格改定確率が低いタイプ 3 からタイプ 5 は、相対的に公共サービスのウエイトが高い。また、特定時点で価格改定を行うタイプ 6 は、教育のウエイトが高い。これを各品目別分類に占めるタイプの割合でみると(図表 9(2) 右上)、多くの品目でタイプ 3 からタイプ 5 のウエイトが高いなか、医療福祉(公共)、教育(公共・一般)はタイプ 6 のウエイトが高い。

都市別分類をみると、価格改定確率が高いタイプ 1 とタイプ 2 では大都市のウエイトが高い。もっとも、その他のタイプは都市の違いをそれほど大きくは反映していない。

(図表9) タイプの特性

(1) 財

品目別分類		各タイプに占める品目別分類の割合				各品目別分類に占めるタイプの割合			
		タイプ				タイプ			
		1～5	6～8	9～11	合計	1～5	6～8	9～11	合計
農水畜産物	生鮮食品	35.6%	1.4%	0.4%	8.1%	92.5%	5.3%	2.3%	100.0%
	その他の生鮮商品	12.2%	5.7%	1.8%	5.2%	49.7%	33.2%	17.2%	100.0%
	他の農水畜産物	2.9%	4.2%	1.1%	2.5%	25.2%	52.4%	22.4%	100.0%
工業製品	食料工業品	31.2%	44.2%	25.2%	32.2%	20.4%	41.6%	38.0%	100.0%
	繊維製品	3.1%	4.8%	6.7%	5.4%	12.1%	27.2%	60.7%	100.0%
	石油製品	0.8%	14.9%	4.9%	7.1%	2.4%	64.1%	33.4%	100.0%
	他の工業製品	13.3%	22.6%	33.3%	25.9%	10.8%	26.6%	62.6%	100.0%
電気・都市ガス・水道	0.0%	1.8%	22.2%	11.3%	0.0%	4.9%	95.1%	100.0%	
出版物	0.9%	0.3%	4.3%	2.4%	7.8%	3.7%	88.5%	100.0%	
合計	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	21.1%	30.4%	48.6%	100.0%	

都市別分類		各タイプに占める品目別分類の割合				各品目別分類に占めるタイプの割合			
		タイプ				タイプ			
		1～5	6～8	9～11	合計	1～5	6～8	9～11	合計
大都市	67.1%	56.5%	39.6%	50.5%	28.0%	34.0%	38.0%	100.0%	
中・小都市	32.0%	43.2%	54.4%	46.3%	14.6%	28.3%	57.1%	100.0%	
全国共通	0.9%	0.3%	6.1%	3.2%	5.8%	2.7%	91.6%	100.0%	
合計	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	21.1%	30.4%	48.6%	100.0%	

(2) サービス

品目別分類		各タイプに占める品目別分類の割合				各品目別分類に占めるタイプの割合			
		タイプ				タイプ			
		1～2	3～5	6	合計	1～2	3～5	6	合計
公共サービス	家事	0.0%	14.2%	5.7%	11.1%	0.0%	86.4%	13.6%	100.0%
	医療・福祉	0.0%	0.5%	5.3%	1.8%	0.0%	19.9%	80.1%	100.0%
	運輸・通信	0.0%	5.2%	6.4%	5.2%	0.0%	67.2%	32.8%	100.0%
	教育	0.1%	0.9%	7.5%	2.6%	0.3%	22.9%	76.9%	100.0%
	教養娯楽	0.6%	3.5%	0.3%	2.4%	1.5%	95.7%	2.8%	100.0%
一般サービス	外食	51.5%	31.3%	10.6%	27.1%	12.2%	77.4%	10.4%	100.0%
	家事	23.1%	24.0%	13.1%	21.1%	7.0%	76.5%	16.5%	100.0%
	医療・福祉	0.0%	1.6%	1.2%	1.4%	0.0%	77.6%	22.4%	100.0%
	教育	0.0%	4.7%	42.0%	14.3%	0.0%	22.2%	77.8%	100.0%
	教養娯楽	24.7%	14.1%	8.0%	13.1%	12.0%	71.8%	16.1%	100.0%
合計	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	6.4%	67.1%	26.5%	100.0%	

都市別分類		各タイプに占める品目別分類の割合				各品目別分類に占めるタイプの割合			
		タイプ				タイプ			
		1～2	3～5	6	合計	1～2	3～5	6	合計
大都市	96.9%	47.3%	47.9%	50.6%	12.2%	62.7%	25.1%	100.0%	
中・小都市	3.1%	37.9%	46.8%	38.1%	0.5%	66.9%	32.6%	100.0%	
全国共通	0.0%	14.7%	5.4%	11.3%	0.0%	87.4%	12.6%	100.0%	
合計	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	6.4%	67.1%	26.5%	100.0%	

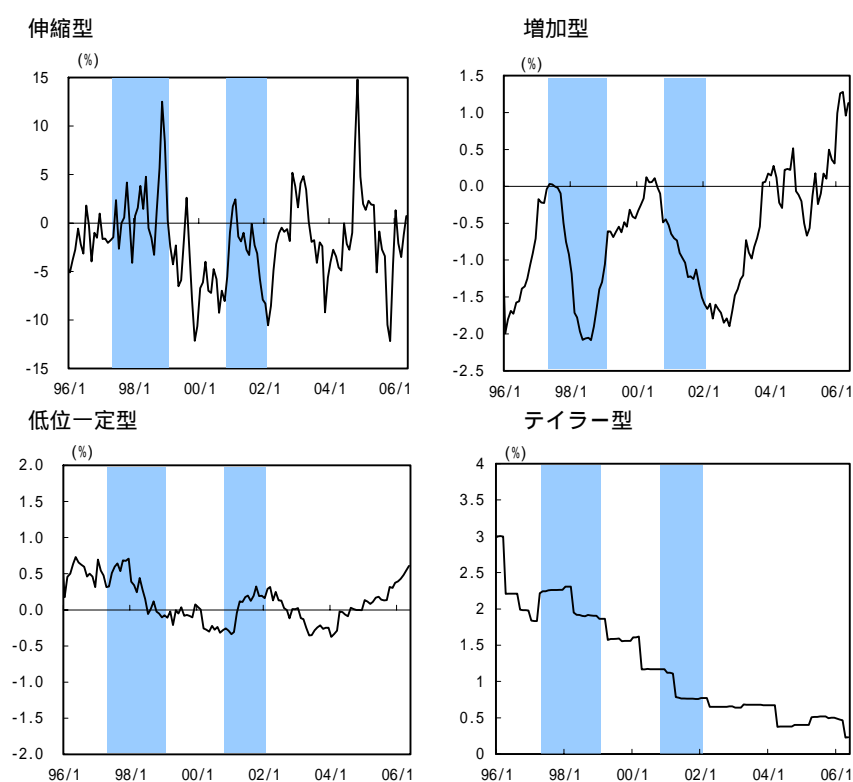
(注) 1. 各価格系列(品目別都市別価格)のウエイトは、CPI ウエイト(2000年基準)における品目別ウエイトと市町村別ウエイトを掛けたものをういた。この際、市町村別ウエイトは全品目で共通のもの(総合ウエイト)を用いた。

2. 大都市は政令指定都市を指す。

5.6 タイプ別の価格指数の動き

ここでは、タイプによって価格指数の動きに特徴があるかどうかを調べる。各タイプの価格指数は、タイプを伸縮型、増加型、低位一定型、テイラー型に集約し、各グループに属する品目の価格指数をウエイト付けすることにより算出した¹⁸。図表 10 は、タイプ別価格指数の前年同月比の推移を示している。また、推計期間は 2000 年から 2004 年末までであったが、価格指数の動きを明確に捉えるために、1995 年までデータ期間を後方に延長して価格指数を計算した¹⁹。これによると、伸縮型は、トレンドがなく振れが大きい、増加型は、循環的に変動する、低位一定型は、変動が小さい、テイラー型は、階段状に変動する、ことがわかる。こうしたハザード関数のタイプ別分類は、価格改定頻度による分類とほぼ同義でもあり、結果的に異なる変動成分を抽出したかたちとなっている。

(図表 10) タイプ別の価格指数の動き (前年同月比)



(注) 1. 価格指数と品目ウエイトは CPI2000 年基準を用いた。
2. シャドー部分は景気後退期。

¹⁸ ここでは簡便に、各品目について、タイプを都市間で平均することにより、各品目のタイプを決定した後、品目別 CPI を用いて各タイプの価格指数を計算した。

¹⁹ 従って、2000 年前後でタイプが変化する可能性は考慮されていないことになるため、ここでの試算はある程度割り引いてみる必要があることに注意されたい。

6. インプリケーション

6.1 増加型ハザード関数は状態依存型モデルを意味するか

前節では、財に関して明確な増加型ハザード関数が得られた。もっとも、増加型ハザード関数を持つことは、Dotsey, et al. (1999) の状態依存型モデルが該当することを即座に意味するわけではない。ここでは、価格設定行動が時間依存型か状態依存型かを分析した Klenow and Kryvtsov (2005) の方法に従って、両者の相対的重要性を検証する。

まず、個別品目 i の時点 t における、価格改定の有無 I_{it} を以下の通り定義する。

$$I_{it} = \begin{cases} 1 & \text{if } p_{it} \neq p_{it-1} \\ 0 & \text{if } p_{it} = p_{it-1} \end{cases} \quad (14)$$

ここで、 p_{it} は価格（対数値）を表す。このとき、マクロのインフレ率 π_t は以下の通り近似することができる。

$$\begin{aligned} \pi_t &= \sum_{i=1}^N w_{it} (p_{it} - p_{it-1}) = \left(\sum_{i=1}^N w_{it} I_{it} \right) \times \left(\frac{\sum_{i=1}^N w_{it} (p_{it} - p_{it-1})}{\sum_{i=1}^N w_{it} I_{it}} \right) \\ &\equiv \bar{fr}_t \times dp_t \end{aligned} \quad (15)$$

ここで w_{it} はマクロの物価水準のウェイトを表す。上式は、マクロのインフレ率が、価格改定比率 (fr) と、価格改定を行った品目のみで集計されたインフレ率 (dp) の二項に分解できることを示している。これを fr と dp の平均値周りで線形近似すると以下を得る。

$$\pi_t \simeq \bar{fr} \cdot \bar{dp} + \bar{dp} (fr_t - \bar{fr}) + \bar{fr} (dp_t - \bar{dp}) \quad (16)$$

ここで、 \bar{fr} と \bar{dp} は平均値を表す。この分散を計算すると、

$$\text{var}(\pi_t) = \underbrace{\bar{fr}^2 \text{var}(dp_t)}_{TDP} + \underbrace{\bar{dp}^2 \text{var}(fr_t) + 2\bar{fr} \cdot \bar{dp} \text{cov}(fr_t, dp_t)}_{SDP} \quad (17)$$

となる。すなわち、マクロのインフレ率は時間依存を表す「 TDP (Time Dependent Pricing)」項と状態依存を表す「 SDP (State Dependent Pricing)」項の二項に分解できる。

仮に、価格設定が時間依存型に従うとすると、価格改定比率 fr は、時間に関して一定であるため、 $\text{var}(fr_t)$ と $\text{cov}(fr_t, dp_t)$ はゼロ、すなわち SDP 項はゼロとなる。従って、マクロのインフレ率の分散は、 TDP 項 ($\text{var}(dp_t)$) のみに依存する。一方、価格設定が状態依存型に従う場合、 fr_t はショックによって変動し得るため、 SDP 項がマクロのインフレ率の分散に影響するはずである。

Klenow and Kryvtsov (2005) は、米国の CPI ミクロデータ (1988 年から 2003 年) を用いてマクロのインフレ率の分散を分解した。この結果、マクロのインフレ率の分散の 88% ~ 101% が TDP 項で説明可能であることを示した。更に、Dotsey, et al. (1999) の状態依存型モデルを用いて、実際の TDP 項と SDP 項を複製するよう、メニューコストが従う分布を設定し、ショックに対する反応を調べたところ、分布の形状から状態依存型モデルが限りなく時間依存型モデルに近づいたため、両方でショックに対する反応にほとんど違いがないことを示した。

本稿のデータを用いて、この分散の要因分解を行ったものが図表 11 である。これをみると、インフレ率変動のほとんどが TDP 項で説明されている。また、財のうち、増加型ハザードを持つタイプ 5~8 についても同様の分解を行った。これについても、 TDP 項のウエイトが大きく、Klenow and Kryvtov (2005) と大きな違いはない。なお、Klenow and Kryvtsov (2005) は、Dotsey, et al. (1999) の状態依存型モデルにおける、標準的なパラメータ設定の下では、 TDP 項で 20%、 SDP 項で 80% の説明力を持たなくてはならないとしている。

従って、日本の物価に関しても、Dotsey, et al. (1999) の状態依存型モデルと時間依存型モデルで説明力に大差がないと思われる。もっとも、これは、分析対象期間が、インフレ率変動が比較的安定していた 2000 年から 2004 年末に限定されているため、解釈には注意が必要である²⁰。

²⁰ この議論は、その他の状態依存型モデルを排除するものではない。Goloso and Lucas (2003) はマクロのインフレ率は変化幅が小さく安定的である一方、ミクロのインフレ率は変化幅が大きく、多くの品目が価格改定を行っているという点に着目し、個別企業の (idiosyncratic) 生産性ショックを導入した状態依存型モデルを構築した。この場合、マクロの価格改定確率が安定的であっても、個別の生産性ショックという状態に依存しながらミクロの価格は大きく変化し得る。更に、Gertler and Leahy (2005) は、Goloso and Lucas (2003) を単純化し、価格改定確率が一定となるニューケインジアン型フィリップス曲線を導出している。このほか、Angeloni, et al. (2005) は、INP による欧州のミクロデータ分析のうち、Dotsey, et al. (1999) 等の状態依存型モデルを示唆する結果も存在するとしている。

(図表 11) 分散の要因分解

	<i>TDP</i> 項	<i>SDP</i> 項
全タイプ (財・サービス全て)	102.1%	-2.1%
財・タイプ 5	96.5%	3.5%
財・タイプ 6	90.2%	9.8%
財・タイプ 7	85.9%	14.1%
財・タイプ 8	84.0%	16.0%
(参考) Klenow and Kryvtsov (2005)	88% ~ 101%	-1% ~ 12%

6.2 異質性

前節では、日本の CPI を構成する個別品目は、複数のタイプが存在し、品目間で強い異質性が存在することを示した。こうした異質性の存在は、代表的個人モデルにはない影響を持つことが明らかとなっている。第 1 に、マクロの価格指数を用いて推計された価格粘着性は、ミクロデータで観察される価格粘着性を過小評価している可能性がある。Carvalho (2006) は、Aoki (2001) を拡張して、複数のカルボタイプからなるモデルを構築し、マクロの平均的な価格改定頻度が同じであったとしても、異質なタイプが存在する経済の方が、代表的個人のみで構成される経済よりも価格粘着性が大きいことを示している。本稿の実証結果では、ほぼ完全に伸縮的なタイプから、価格硬直的なタイプまで様々なタイプが存在しており、上記の議論のエッセンスは適用可能と思われる。

第 2 に、異質性が存在する場合、フィリップス曲線は各タイプの相対価格に依存することになる。加えて、時間依存型か状態依存型に関わらず、増加型のハザード関数を持つ経済から導かれるフィリップス曲線は、多期間に亘る過去のインフレ率と将来の期待インフレに依存する²¹。本稿の実証分析で得られた異質性は、フィリップス曲線が、広く用いられる単純なカルボモデルではなく、実際はより複雑な形状を持つことを示唆している。

²¹ 時間依存型については、Mash (2004) 及び Coenen, et al. (2006) を、状態依存型については、Bakhshi, et al. (2004) を参照。

7 結論

本稿では、日本の CPI ミクロデータを用いて、価格のハザード関数を推計した。実証分析においては、品目間の異質性を明示すること、増加型ハザードや減少型ハザードを表現するためハザード関数の形状を一般化すること、価格改定系列に含まれる全ての標本を用いること、を可能とするため多期間データを用いた有限混合モデルを適用した。実証分析の結果、第 1 に、識別されるタイプの数が複数存在し、品目間で強い異質性が存在することがわかった。識別されたタイプは、毎四半期、価格を改定する伸縮型グループ、増加型ハザード関数を持つ増加型グループ、価格改定頻度が低いカルボ型グループ、定期的に価格を改定するテイラー型グループ、に集約することができる。特に、先行研究とは大きく異なり、増加型ハザード関数を持つタイプが存在する一方、明確な減少型ハザード関数を持つタイプは存在しないことが明らかとなった。第 2 に、各国で報告されている減少型の経験的ハザードは、集計バイアスによるものである可能性が高い。実際、本稿で推計された各種のハザード関数から経験的ハザード関数を再生すると、増加型ハザードを持つ品目が存在するにも関わらず、集計された経験的ハザードは減少型となることを示した。第 3 に、推計期間の 2000 年から 2004 年末に限定すると、増加型ハザードを持つタイプは、ハザードの形状が状態によって変化する Dotsey, et al. (1999) の状態依存型モデルよりは、ハザードの形状が常に不変である時間依存型モデルで近似可能との結論を得た。

参考文献

- Alvarez, L. J., P. Burriel and I. Hernando (2005), "Do Decreasing Hazard Functions for Price Changes Make Any Sense?" European Central Bank Working Paper Series, No.461.
- Alvarez, L. J., E. Dhyne, M. M. Hoeberichts, C. Kwapil, H. L. Bihan, P. Lunnemann, F. Martins, R. Sabbatini, H. Stahl, P. Vermeulen and J. Vilmunen (2006), "Sticky Prices in the Euro Area: A Summary of New Micro-Evidence", *Journal of the European Economic Association*, Vol.4, pp.575-584.
- Angeloni, I., L. Aucremanne, M. Ehrmann, J. Gali, A. T. Levin, and F. Smets (2005), "New Evidence on Inflation Persistence and Price Stickiness in the Euro Area: Implications for Macro Modeling," mimeo.
- Aoki, K., (2001), "Optimal Monetary Policy Responses to Relative Price Changes," *Journal of Monetary Economics*, Vol.48, pp.55-80.
- Aucremanne, L. and E. Dhyne (2005), "Time-Dependent Versus State-Dependent Pricing: A Panel Data Approach to the Determinants of Belgian Consumer Price Changes," European Central Bank Working Paper Series, No.462.
- Bakhshi, H., H. Khan, and B. Rudolf (2004), "The Phillips Curve under State-Dependent Pricing," mimeo.
- Calvo, G. A. (1983), "Staggered Prices in a Utility-Maximizing framework," *Journal of Monetary Economics*, Vol.12, pp.383-398.
- Cameron, A. C. and P. K. Trivedi (2005), "Microeconometrics: Methods and Applications," Cambridge University Press
- Carvalho, C. (2006), "Heterogeneity in Price Stickiness and the New Keynesian Phillips Curve," mimeo.
- Christiano, L. J., M. Eichenbaum and C. L. Evans (2005), "Nominal Rigidities and the Dynamic Effects of a Shock to Monetary Model," *Journal of Political Economy*, Vol. 113, pp.1-45.
- Coenen, G., A. T. Levin and K. Christoffel (2006), "Identifying the Influences of Nominal and Real Rigidities in Aggregate Price-Setting Behavior," mimeo.
- Dhyne, E., L. J. Alvarez, H. L. Bihan, G. Veronese, D. Dias, J. Hoffmann, N. Jonker, P.

- Lunnemann, F. Rumler, and J. Vilmunen (2006), “Price Changes in the Euro Area and the United States: Some Facts from Individual Consumer Price Data,” *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 20, pp.171-192
- Dotsey, M., R. G. King, and A. L. Wolman (1999), “State-Dependent Pricing and the General Equilibrium Dynamics of Money and Output,” *Quarterly Journal of Economics*, Vol.114, pp.655-690.
- Fougere, D., H. L. Bihan, and P. Sevestre (2005), “Heterogeneity in Consumer Price Stickiness: A Microeconomic Investigation,” European Central Bank Working Paper Series, No.536.
- Gertler, M. and J. Leahy (2005), “A Phillips Curve with an Ss Foundation,” mimeo.
- Golosov, M. and R.E. Lucas (2003), “Menu Costs and Phillips Curves,” NBER Working Paper Series No.10187.
- Klenow, P. J. and O. Kryvtsov (2005), “State-Dependent or Time-Dependent Pricing: Does It Matter for Recent U.S. Inflation?” mimeo.
- Mash, R. (2004), “Optimizing Microfoundations for Inflation Persistence,” Oxford University Department of Economics Discussion Paper No.183.
- Mealli, F., and S. Pudney (1996), “Occupational Pensions and Job Mobility in Britain: Estimation of a Random-Effects Competing Risks Model,” *Journal of Applied Econometrics*, Vol.11, pp.293-320.
- Meyer, B. D. (1990), “Unemployment Insurance and Unemployment Spells,” *Econometrica*, Vol.58, pp.757-782.
- Nakamura, E. and J. Steinsson (2006), “Five Facts About Prices: A Reevaluation of Menu Cost Models,” mimeo.
- Taylor, J. B., (1999), “Staggered Price and Wage Setting in a Macroeconomics,” Chapter 15 in J. B. Taylor and M. Woodford (eds), *Handbook of Macroeconomics*, Vol.1B, North-Holland.
- Woodford, M. (2003), *Interest and Prices: Foundations of a Theory of Monetary Policy*, Princeton University Press.
- 才田友美・高川泉・西崎健司・肥後雅博 (2006), 『『小売物価統計調査』を用いた価格粘着性の計測』、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ、No.06-J-02.