
コーホート・年齢ダミー変数モデルの最適な階層化

吉田 あつし

大阪府立大学

高木 真吾

大阪大学

本稿では、Deaton and Paxon(1994)が提案したコーホート・年齢ダミーモデルの統計的推測において、適切な階層化（適切なダミー変数の数）がいかに重要か、その階層化をいかに行うかについて「全国消費実態調査」および「日経RADAR」を用いて実証的に研究を行った。パラメータが多すぎるモデルは推定値の効率性が悪くなり、逆に少なすぎるモデルは推定値にバイアスが生じる。適切に階層化が行われていないモデルでは、コーホート効果がないという帰無仮説を棄却できないことが示された。他方、リサンプリング法を用いて適切に階層化を行うことにより、推定値のバイアスをなくし効率性を高め、帰無仮説が棄却できることが示された。また、「日経RADAR」と「全国消費実態調査」とでは結論が大きく異なることも同時に示された。これは「日経RADAR」が首都圏のみからサンプリングされており、かつ、88年から94年の年次データを用いているために、バブル経済による消費の不平等度が拡大したことを強く反映しているものと考えられる。

1. はじめに

経済学において「世代（コーホート）」という概念が重要になってくるにつれて、「世代」をモデルに取り込んだ分析がなされるようになってきた。Deaton and Paxon(1994)、大竹・齊藤(1996)では、消費の分散で測られた不平等の尺度をコーホート効果と年齢効果に分解して、それぞれについてダミー変数を用いた回帰分析により、その不平等度に対してどちらが貢献しているのかを議論している。また、齊藤(1998)では、消費の分散の代わりにコーホート間の消費比率を説明変数として用い、それを年齢階層効果（年齢効果と呼んでいる）と誕生年齢格差（コーホー

ト効果と呼んでいる)への分解を行っている。齊藤(1998)においては、生涯所得のコーホート間格差がコーホート効果によって推定できるモデルになっているため、コーホート効果のより効率的な推定が重要になる。

このようなモデルは、コーホート年齢分割表のそれぞれのセルのデータを被説明変数として、それをコーホートダミー変数と年齢ダミー変数とに回帰するのであるが、これらのダミー変数を、分割表のどのセルに対応させるかがモデル作成上の問題となってくる¹⁾。ダミー変数をそれぞれ1歳刻みで与えると、セルの数(サンプルサイズ)に比較して、パラメータの数が非常に大きくなってしまう。この場合、推定値の効率性が落ち、予測においては予測誤差率が大きくなったり、定式化の検定(例えばF検定)においてはその検出力が著しく小さくなると予想できる。他方、効率性が低下するのを恐れて、必要以上にダミー変数を減らしてしまうと、推定値のバイアスが大きくなってしまふことが予想できる。したがって、コーホート・年齢ダミーモデルでは、適切な数のダミー変数を選択することが必要になる。

この問題は統計学的にはモデル選択(最適な階層数の選択)の問題と考えられる。

いま、サンプルサイズを N とすると、完全にフィットしてしまうダミー変数モデルは、 N 個のダミーを用いたモデルになる。このモデルは、統計学的にはまったく無意味なモデルであるが、ダミー変数モデルの極端なケースとして考えることが可能である。この極端なモデルから、2つのダミー変数を統合することができれば、ダミーの数は $N-1$ 個に減少する。この $N-1$ 個のダミー変数の内さらに2つのダミー変数を統合することができれば、ダミー変数の数は $N-2$ 個に減少する。このように考えていくと、選択の対象となるモデルの数は、

$$\binom{N}{2} + \binom{N-1}{2} + \cdots + \binom{4}{2} + \binom{3}{2} + 1$$

となり、現実的なモデル選択の問題とはならない。しかしながら何らかの事前情報があり、ダミー変数には何らかの順序がつけられていて、その順序の隣のものとしか統合できないとすれば、考えなければならないモデルは飛躍的に減少する。すなわち、

$$(N-1) + (N-2) + \cdots + 2 + 1 = N(N-1)/2$$

通りだけ考えればよいことになる。

Deaton and Paxon(1994)が提案し、大竹・齊藤(1996)や齊藤(1998)が用いて

いるコーホート・年齢ダミー変数モデルは、コーホートダミー変数にも、年齢ダミー変数にも生まれた年の順序や、年齢の順序といった順序が入っており、現実的なモデル選択の問題となりうる。

Deaton and Paxon(1994)の提案したモデルは以下のようなモデルである。

$$Y_i = \sum_{k=1}^K \alpha_k \text{cohort}_{ki} + \sum_{l=1}^L \beta_l \text{age}_{li} + \epsilon_i, \quad i=1, \dots, N.$$

添え字*i*はプールされた数年分のクロスセクションの個票データを、年齢とコーホートによって分割した分割表のセルに対応している。 Y_i はそれぞれのセルに属する個人の消費（対数）のデータから計算された、標本分散である。ここで、 cohort_{ki} はコーホートダミーで、*i*番目のセルが*k*番目のコーホートに属していれば1、そうでなければ0をとるダミー変数である。同様に、 age_{li} は年齢ダミーで、*i*番目のセルが*l*番目の年齢に属していれば1、そうでなければ0をとるダミー変数である。

消費の分散は、消費の不平等度の指標の一つと考えられるから、このモデルはその不平等度を、あるコーホートが最初から持っているコーホート効果と、年齢毎に異なってくる年齢効果に分解している。パラメータの数は一次従属関係にあるダミー変数を除いて $K+L-1$ 個である。

あらゆる個人に特有のショックについて各個人が生まれたときに保険契約を結ぶことができれば、個人に特有な要因によって生じる生涯所得の変動は除去されてしまうので、年齢効果はないという結論が得られる。すなわち $H_0: \beta_s = \beta_t, s \neq t$ という帰無仮説が成立していることになり、これを検定することが課題の一つになる。サンプルサイズを*N*とすると、F検定を行うときの自由度は、 $L-1, N-K-L+1$ であり、 χ^2 検定の自由度は $L-1$ となり、年齢効果ダミーの数が多いと、検出力が著しく小さくなる可能性が大きい。この原因は、対立仮説のモデルが大きすぎることに求められる。また、コーホート効果が異なれば、コーホート毎の初期時点での消費の分散は異なるということになり、初期の不平等度がコーホート間で異なることを意味しているので、この点についても検定することが課題の一つとなる。すなわち、 $H_0: \alpha_s = \alpha_t, s \neq t$ を検定することになる。この場合もコーホートダミーが多いと、同様の問題が生じる可能性がある。

Deaton and Paxon(1994)はサンプルサイズが大きなデータセット（数十年にわたるクロスセクションデータ）を用いているので、基本的にはコーホートダミー、

年齢ダミー共に1歳刻みのダミー変数とし、他方大竹・齊藤(1996)は3年分のクロスセクションデータしかないためにコーホートダミーについては10歳刻み、年齢ダミーについては1歳刻みにしたモデルを用いている。前者については、ダミー変数の数が多すぎることにより、推定値の効率性の低下、定式化の検定の検出力の低下が予想される。他方、後者については、推定値の効率性の問題のほかに、コーホートダミーを10歳刻みにしたことによる推定値のバイアスが予想される。

本稿では、最適な階層数選択の方法として、リサンプリング法を用いている。

モデル選択の問題については、Amemiya(1985)、Leamer(1983)がいくつかの手法を紹介しその比較を行っているが、現在もっとも頻繁に用いられているモデル選択の基準はAIC(Akaike's Information Criteria)とそれに関連した情報量基準を用いた選択方法であろう。

他方、近年のコンピュータの処理能力の発展からリサンプリング法をベースにしたモデル選択の方法が提案されてきている。それは、累積予測誤差(Aggregate Prediction Error)の不偏推定量を求めて、それを最小にするようなモデルを選択する方法である。この方法を用いるメリットは、最適なモデル選択が可能である(最適性の定義についてはLi(1987)参照)と同時に、誤差項の分散の不偏推定量や、パラメータの推定値の信頼区間が同時に得られるという点である。また、AICは誤差項の分布がわからないと求めることができないが、リサンプリング法の場合には誤差項の分布についての情報は必要ない。

本稿では「全国消費実態調査」の84年、89年、94年のデータ、および、「金融行動調査」(以下「日経RADAR」と呼ぶ)の1988年から94年までの7年間のデータを用いて、以下の3点について検討を行った。²⁾

第1に、「全国消費実態調査」についてリサンプリング法を用いてモデル選択を行った結果、大竹・齊藤(1996)の仮定した10歳刻みのコーホートダミーよりはより階層化が多く(ダミー変数が多く)、1歳刻みの年齢ダミーよりは、より階層化が少ないモデルが選択された。また、「日経RADAR」については、1歳刻みのコーホートダミー、年齢ダミーよりはさらに階層化の少ないモデルが選択された。修正済み決定係数で比較しても適切に階層化されたモデルのほうが当てはまりが良くなっている。

第2に、「全国消費実態調査」については大竹・齊藤の仮定したダミー変数の下で、「日経RADAR」については両効果とも1歳刻みのダミー変数の下で、コーホート効果がない、あるいは年齢効果がないという帰無仮説を棄却できるか、を検

定した。その結果、適切に階層化されていないモデルでは、コーホート効果が等しいという帰無仮説を棄却できなかった。しかしながら、適切に階層化されたモデルを用いると、その帰無仮説を棄却することができ、適切な階層化が統計的推論のうえで重要であることが示された。

第3に、適切に階層化されたモデルで、「全国消費実態調査」と「日経RADAR」の結果の比較を行った。その結果、コーホート効果について、「全国消費実態調査」では1950年代、60年代生まれのコーホートと、1900年代、10年代生まれのコーホートのほうが他のコーホートよりも初期時点の消費の分散が大きいことが観察されるが、「日経RADAR」では逆に、新しい世代と極端に古い世代の消費の分散は小さく、1930年代から40年代中頃までに生まれた世代の消費の分散が大きいことが観察される。これは、「日経RADAR」が首都圏のみからサンプリングされており、かつ、88年から94年の年次データを用いているために、バブル経済による消費の不平等度が拡大したことを強く反映しているものと考えられる。

本稿の構成は次の通りである。第2節では本稿で用いられた階層化の手法が紹介されている。第3節では、適切な階層化がなされないときの検定と、なされたときの検定結果が比較されている。第4節では、本稿で紹介された方法の他分野への応用方法について議論されている。

2. 適切な階層化のための統計学的方法

最初に本稿で用いられるデータセットおよびモデルについて説明する。

このモデルのデータセットがどうなっているのかを明らかにするために、表1には「全国消費実態調査」のコーホート・年齢プロファイルが、表3には「日経RADAR」のコーホート・年齢プロファイルが示されている。基準となる時点（ここでは1988年）の年齢と調査された時点の年齢との組み合わせをセルと呼ぶことにすると、その一つ一つのセルに対して何年生まれかというコーホートと調査時点での年齢が明らかになる。個票データを用いると、一つ一つのセルの中には多数のデータが入っており、Deaton and Paxon モデルの被説明変数は、そのセルに属している家計の消費額の対数をとったものの標本分散である。

いま、 Y_i をこのモデルの被説明変数、添え字 i はそれぞれのセルに対して適当に順序をつけているとしよう。すると、推定モデルは次のようになる。

表1 年齢・コーホートプロフィール (全国消費実態調査)

88年時点の年齢	84年調査	89年調査	94年調査
20	**	21	26
21	**	22	27
22	**	23	28
23	**	24	29
24	**	25	30
25	21	26	31
⋮	⋮	⋮	⋮
79	75	80	85
80	76	81	**
81	77	82	**
82	78	83	**
83	79	84	**
84	80	85	**

$$Y_i = \sum_{k=1}^K \alpha_k \text{cohort}_{ki} + \sum_{l=1}^L \beta_l \text{age}_{li} + \epsilon_i, \quad i=1, \dots, N.$$

ここで、 cohort_{ki} はコーホートダミーで、 i 番目のセルが k 番目のコーホートに属していれば1、そうでなければ0をとるダミー変数である。同様に、 age_{li} は年齢ダミーで、 i 番目のセルが l 番目の年齢に属していれば1、そうでなければ0をとるダミー変数である。

まずこのモデルで、サンプル数とパラメータの数について検討してみよう。コーホートダミー、年齢ダミー共に1歳刻みで与えることにしよう。そうすると、「全国消費実態調査」の場合は、サンプルサイズ N は185であるが、パラメータの数は $K=65$ 、 $L=65$ で130-1 (一次従属のダミー変数の数)となり、サンプルサイズに比較して、パラメータの数が非常に多くなる。「日経 RADAR」の場合には、 $N=288$ でパラメータの数は $K=44$ 、 $L=42$ で86である。大竹・齊藤では、年齢ダミーで1歳刻み、コーホートダミーでは10歳刻みという組み合わせを用いているが、この組み合わせだと、「全国消費実態調査」のパラメータ数は70、「日経 RADAR」の場合は48となる。この場合でも、「全国消費実態調査」については、サンプルサイズに比較してパラメータ数が多いと考えられる。また、年齢を1歳刻みでコーホートを10歳刻みにする理由として、3時点のクロスセクションデータしかないために詳細なコーホート効果を検出することができないことを指摘しているが、その刻み方の合理性と、得られた結論に対して robust であることを主張する必要がある。

るであろう。真のモデルに比較して小さすぎるモデルの推定値にはバイアスがあることには注意すべきである。

次に、leave-one-out cross-validation と bootstrap cross-validation 法による階層化の方法をこのモデルについて説明しよう。いずれの方法も累積予測誤差 (APE) を推定して、それを最小にするモデルを選択する方法である。最初に、leave-one-out cross-validation の場合の APE の推定値を求めよう。

$$APE_{cv}(K, L) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(Y_i - \sum_{k=1}^K \hat{\alpha}_{k, -i} \text{cohort}_{ki} + \sum_{l=1}^L \hat{\beta}_{l, -i} \text{age}_{li} \right)^2,$$

ここで、 $\hat{\alpha}_{k, -i}$, $\hat{\beta}_{l, -i}$ は i 番目のデータ (セル) を除いて最小二乗法を用いて推定した推定値である。他方、bootstrap cross-validation は、cross-validation による APE を bootstrap によって平滑化したものと考えることができ、それは次のようにして求められる。

$$APE_{BCV}(K, L) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{R_{-i}} \sum_{r=1}^{R_{-i}} \left(Y_i - \sum_{k=1}^K \hat{\alpha}_{k, r}^* \text{cohort}_{ki} + \sum_{l=1}^L \hat{\beta}_{l, r}^* \text{age}_{li} \right)^2,$$

ここで、 $\hat{\alpha}_{k, r}^*$, $\hat{\beta}_{l, r}^*$ は resample した残差を用いて bootstrap 法を適用して推定されたパラメータである。 R_{-i} はリサンプリングの回数である (詳しくは Davison and Hinkley (1997), p297 参照)。

モデル選択の方法は、1 番大きなモデル (パラメータのもっとも大きなモデル) から始めて、パラメータを 1 つずつ減らしていくときの APE の推定値を求め、その推定値のもっとも小さいモデルを選択するのである。AIC に基づくモデル選択において、AIC のもっとも小さなモデルを選択するのと同じ発想であるが、これらの方法では、モデル選択の基準を APE においているという点で AIC とは異なる。これらのモデル選択の基準は、予測の平均平方誤差がもっとも小さいモデルを選んでいたのである。以下具体的な手順について述べる。

- (1) まず最初にもっとも大きなモデルを用いて、 $APE_{cv}(K, L)$ 、 $APE_{BCV}(K, L)$ を求める。このときの年齢ダミー、コーホートダミーは 1 歳刻みである。
- (2) 次に年齢ダミーについて、隣接する 2 つの年齢ダミー変数を統合してパラメータを 1 つ減らして、 $APE_{cv}(K, L-1)$ 、 $APE_{BCV}(K, L-1)$ を求める。このとき、

隣接する2つの年齢ダミーを統合するやり方は $L-1$ 通りあるから、そのすべてについて、上述のAPEの推定値を求め、そのもっとも小さい統合の仕方をこのレベルで選択されたモデルとする。

- (3) (2)で選択されたモデルを元にして、(2)の手順を繰り返すことによって、年齢ダミーが $L-2$ 個のモデルを選択する。この手順を年齢ダミー変数が1個になるまで（すなわち、すべての年齢で年齢効果が等しくなるまで）くり返す。
- (4) 以上の過程で選択された、年齢ダミー変数の数が $L, \dots, 1$ 個のモデルについてAPEの推定値を比較し、そのもっとも小さいモデルを年齢ダミーのモデルとして採用する。
- (5) (4)で選択された年齢ダミーを所与として、同じことをコーホートダミーについても行い、コーホートダミーを統合する。
- (6) 以上の手続きがすべて終了したときのモデルを最終的に選択されたモデルとする³⁾。

3. 実証研究

モデルの推定に際して、ダミー変数の間に一次従属の関係があり説明変数行列のランクが1つ落ちてしまうために、最初のコーホートダミー変数と年齢ダミー変数（もっとも新しいコーホートと最も若い年齢）を説明変数から落とし、その代わりに定数項を導入した。したがって、定数項はもっとも新しいコーホートともっとも若い年齢の消費の不平等部分プラス年齢、コーホートに無関係な消費の不平等部分と解釈することができる。推定されたコーホートダミー、年齢ダミーはそこからの偏差である。

以降、10歳刻みコーホートダミー、1歳刻み年齢ダミーの組み合わせを便宜的に大竹・齊藤モデル（OSモデル）とよび、1歳刻みコーホートダミー、1歳刻み年齢ダミーの組み合わせをDeaton and Paxsonモデル（DPモデル）と呼ぶことにする。

3.1 「全国消費実態調査」の推計結果

表2では、OSモデル、Cross-validation（以下CVと略する）、Bootstrap cross-validation（以下BCVと略する）を用いた統計的推論の結果が示されている。

表2 コーホート効果・年齢効果の検定（全国消費実態調査）

	OS モデル ¹	CV ²	BCV ³
コーホートの層の数	6	8	26
年齢の層の数	65	28	41
定数項	0.57	0.59	0.59
χ^2 値：コーホート効果なし	4.20	44.68	75.46
p 値	0.52	0.000	0.000
χ^2 値：年齢効果なし	255.53	397.8	340.9
p 値	0.000	0.000	0.000
R^2	0.899	0.935	0.95
修正 R^2	0.839	0.921	0.92

注) 1. OS モデル：大竹・齊藤モデル(10歳刻みコーホート、1歳刻み年齢ダミー変数)

2. CV：Cross-validation によって選択されたモデル。

3. BCV：Bootstrap cross-validation によって選択されたモデル。

OS モデルでのコーホートダミー、年齢ダミーの数は、それぞれ6、65であるが、CV、BCVで選択されたそれらのダミーの数は、それぞれ、コーホートダミーについては、8、26、年齢ダミーについては、28、41でBCVはCVに比べて比較的大きなモデルを選択していることがわかる。両者共に、コーホートダミーについてはOS モデルよりも多くのダミー変数を、年齢ダミーについてはより少ないダミー変数を選択している。

モデルの当てはまりぐあいを修正 R^2 でみても、OS モデルよりは、CV、BCVで選択されたモデルのほうが高い値を示している。修正 R^2 はより大きなパラメータのモデルを選びやすいことを考えると（Amemiya(1985)Chapter 2）、CV、BCVで選択されたモデルは、より少ないパラメータでより当てはまりが良くなっているといえる。

図1には10歳刻みにしたときのコーホート効果、図2にはCross-validationによって階層化されたコーホート効果が示されている。10歳刻みにする際に、1960年代生まれのコーホートについては、そこに属する年齢が少ないために50年代生まれのコーホートと結合させている。両者共に、新しいコーホートと1900年代、10年代生まれの古いコーホートの消費の分散が大きいという傾向が示されている。しかしながら、10歳刻みにしたときのコーホート効果の差はコーホート間で小さく、また、コーホート効果自体も全体的に小さく推定されている一方で、Cross-validationによって階層化されたコーホート効果では、前者の結果と比較して、コーホート間

図1 10歳刻みのコーホート効果
(全国消費実態調査)

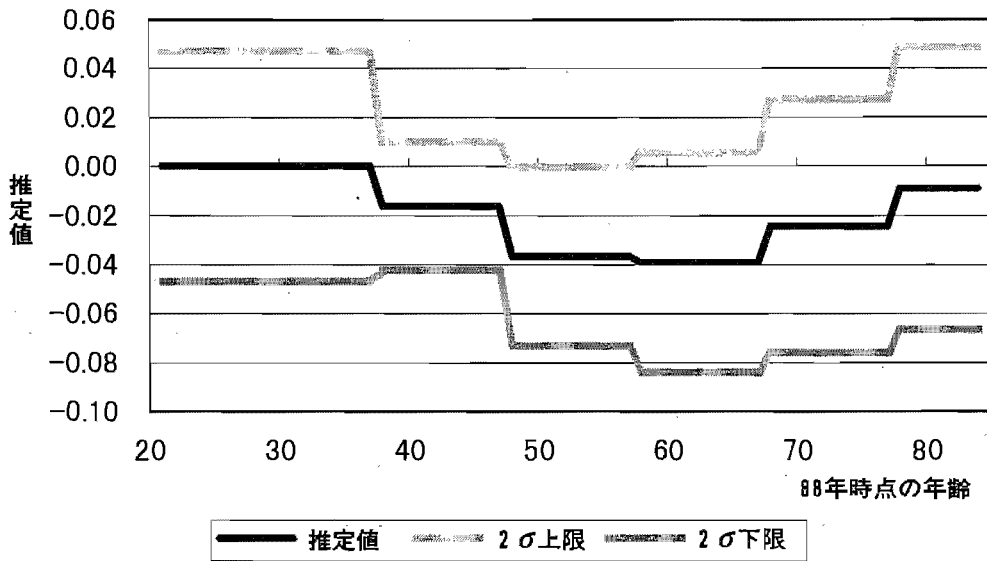
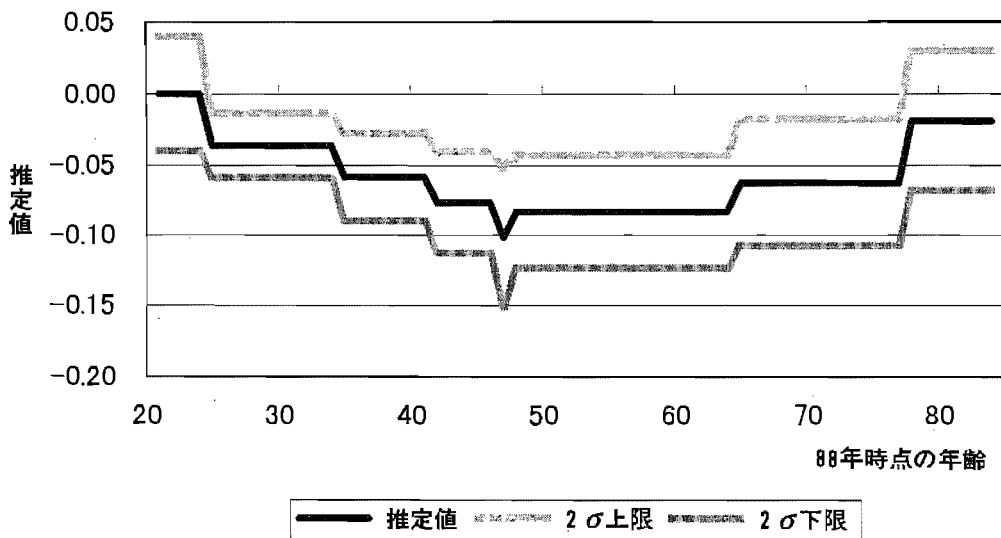


図2 Cross-validationで階層化されたコーホート効果
(全国消費実態調査)



のコーホート効果の差が大きく、またコーホート効果自体も大きくなっている。この違いは、OSモデルがコーホートダミーを過度に少なくしたことによる推定値のバイアスに基づいていると考えられる。

また、図3、図4ではそれぞれ、1歳刻みの年齢効果と Cross-validation に
よって階層化された年齢効果が示されている。これを見ると、両者とも40歳くら
いを境にして消費の分散が大きくなることを示しており、この結果は大竹・齊藤

図3 1歳刻みの年齢効果
(全国消費実態調査)

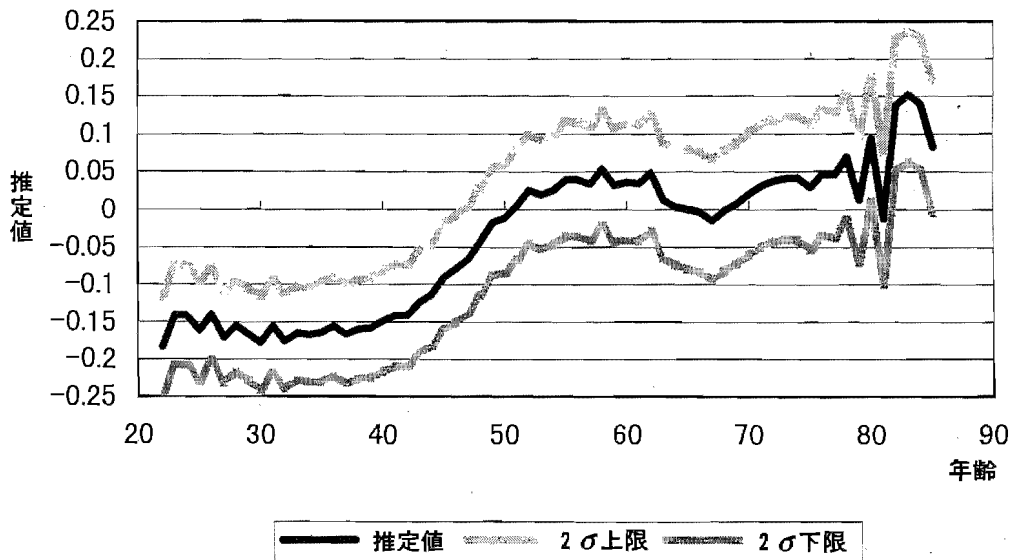
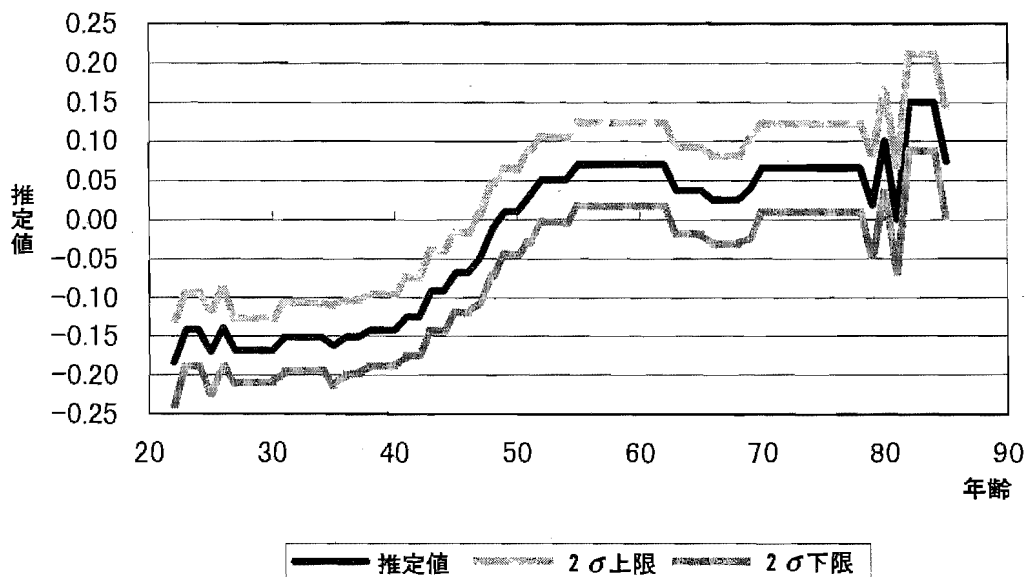


図4 Cross-validationで階層化された年齢効果
(全国消費実態調査)



(1996)で得られた結果と同じである。推定された結果自体も両者で大きく異なることはなく、Cross-validationによって1歳刻みの年齢効果がスムージングされているとも考えられる。

これらのモデルをもとにして、コーホート効果、年齢効果について検定を行った結果が表2に示されている。これを見ると、OSモデルでは年齢効果が等しいという帰無仮説は棄却できるが、コーホート効果が等しいという帰無仮説は棄却できないことになる。大竹・齊藤(1996)では、推定されたコーホート効果のt値が有意であることから、有意なコーホート効果が認められ、より新しいコーホートほど、ライフサイクルの当初より不平等度が高くなる傾向があると結論づけているが、本稿で得られた結果から考えると、彼らのデータセットでもカイ二乗検定を行えば帰無仮説を棄却できない可能性がある。しかしながら、CVやBCVのように適切に階層化されたモデルでは帰無仮説を棄却することができるので、彼らの得た結論自体は本稿の結果によっても支持されている。本稿の結果は、コーホート・年齢ダミー変数モデルを用いて統計的推論を行う際には適切な階層化がいかに重要かを示している。

3.2 「日経 RADAR」の推計結果

表4の第1行、第2行では、DPモデル、CVモデル、BCVモデルそれぞれのコーホート、年齢の層の数が見られている。DPモデルは年齢、コーホート共に1歳刻みを用いているので、コーホート、年齢の層の数はそれぞれ44であるが、CV

表3 年齢・コーホートプロフィール (日経 RADAR)

88年時点の年齢	88年調査	89年調査	90年調査	91年調査	92年調査	93年調査	94年調査
21	**	**	**	**	25	26	27
22	**	**	**	25	26	27	28
23	**	**	25	26	27	28	29
24	**	25	26	27	28	29	30
25	25	26	27	28	29	30	31
26	26	27	28	29	30	31	32
⋮	⋮		⋮		⋮		⋮
60	60	61	62	63	64	65	66
61	61	62	63	64	65	66	**
62	62	63	64	65	66	**	**
63	63	64	65	66	**	**	**
64	64	65	66	**	**	**	**

表4 コーホート効果・年齢効果の検定（日経RADAR）

	DP モデル ¹	CV ²	BCV ³
コーホートの層の数	44	12	23
年齢の層の数	44	10	18
定数項	0.22	0.22	0.23
χ^2 値：コーホート効果なし	59.15	59.85	64.38
p 値	0.051	0.000	0.000
χ^2 値：年齢効果なし	69.30	68.84	76.33
p 値	0.004	0.000	0.000
R^2	0.53	0.47	0.51
修正 R^2	0.33	0.43	0.43

注) 1. DP モデル：Deaton and Paxon モデル(1歳刻みコーホート、1歳刻み年齢ダミー変数)

2. CV：Cross-validation によって選択されたモデル。

3. BCV：Bootstrap cross-validation によって選択されたモデル。

図5 1歳刻みのコーホート効果
(日経RADAR)

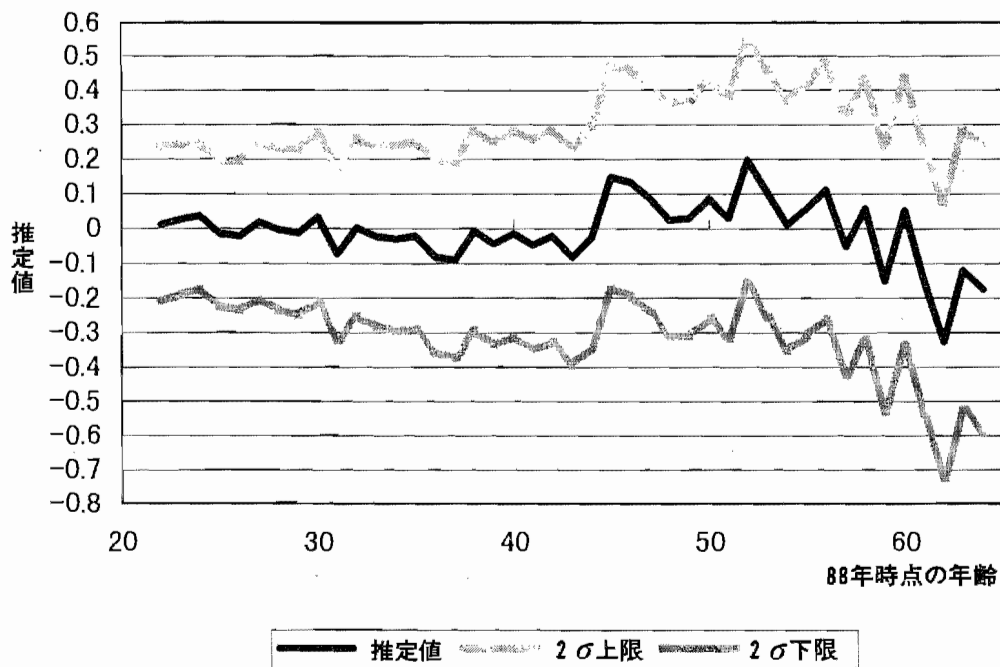


図6 Cross-validationで階層化されたコーホート効果
(日経RADAR)

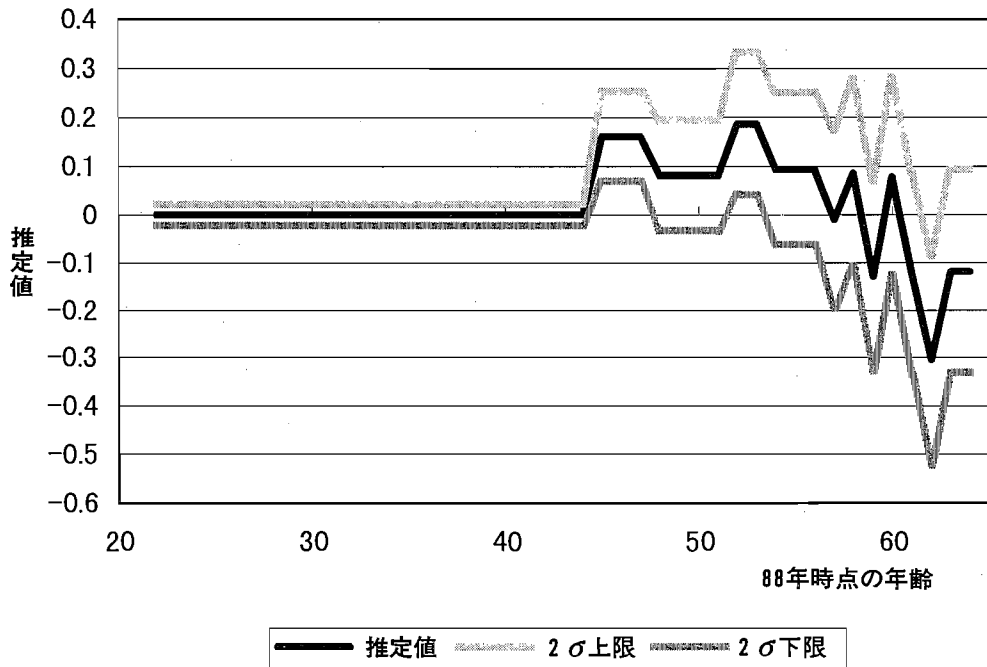


図7 1歳刻みの年齢効果
(日経RADAR)

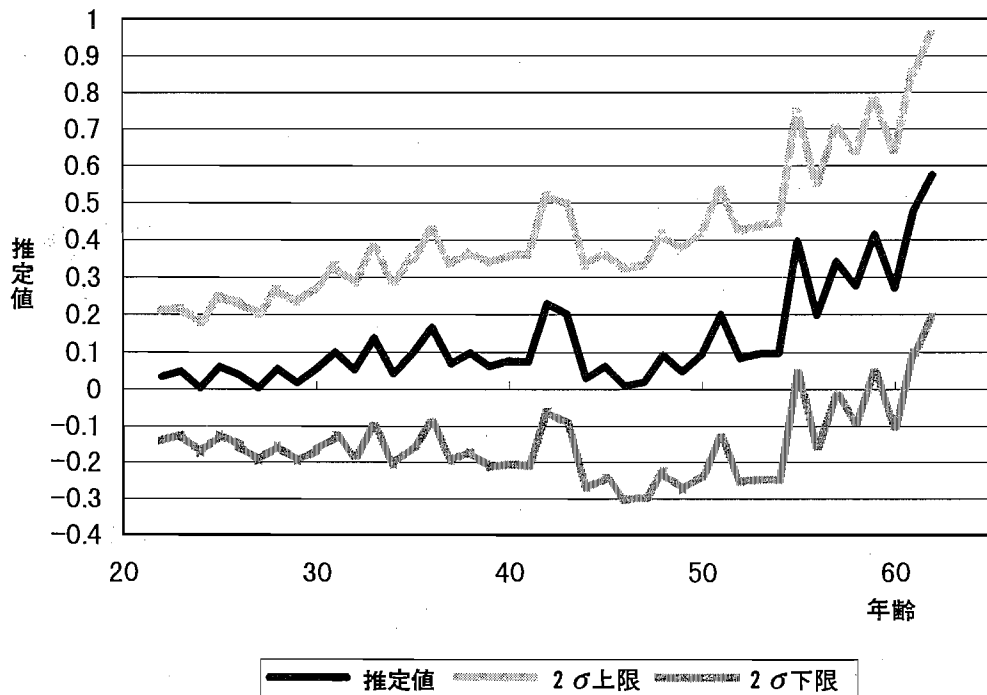
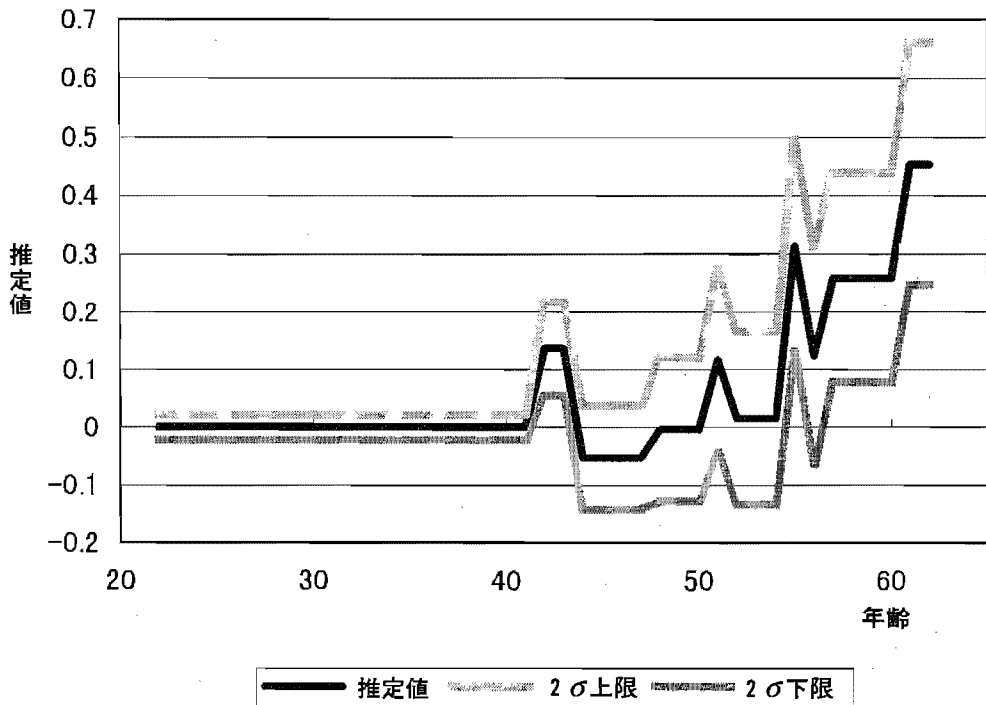


図8 Cross-validationで階層化された年齢効果
(日経RADAR)



モデルではそれぞれ、12,10、BCVモデルではそれぞれ、23,18となっている。CVモデルは、コーホートダミー、年齢ダミーともにDPモデルよりはかなり少ないダミー変数を選択している。

モデルの当てはまりぐあいを、修正 R^2 でも、DPモデルよりは、CV、BCVで選択されたモデルのほうが、高い値を示している。

図5には1歳刻みにしたときのコーホート効果、図6にはCross-validationによって階層化されたコーホート効果が示されている。この結果は、「全国消費実態調査」のデータから得られた結果とはかなり異なっている。すなわち、「全国消費実態調査」を用いた結果では、新しい世代のコーホート効果が他の世代と比較して大きくなっているが、ここでは、1930年代から40年代の前半に生まれたコーホートのコーホート効果が大きくなっている。それ以降の世代では、コーホート効果は統合されてまったく同じであり、それ以前の世代については、コーホート効果は小さくなる傾向にある。

図7には1歳刻みの年齢効果、図8にはCross-validationによって階層化された年齢効果が示されている。この結果も、「全国消費実態調査」から得られた結果

とはかなり異なっている。「全国消費実態調査」を用いた結果では、40歳くらいから年齢効果が大きくなり、50歳代前半までそれが続き、それ以降はほぼ一定になるのであるが、「日経 RADAR」では、40歳代前半で年齢効果の最初のピークがきて、その後小さくなり、再度50歳から大きくなっていく。

「全国消費実態調査」の場合と同様に、コーホート効果、年齢効果について検定を行った結果が、表4の4行目以降に示されている。これを見ると、DPモデルでは年齢効果が等しいという帰無仮説は棄却できるが、コーホート効果が等しいという帰無仮説が棄却できるかどうかは微妙である。他方、CVやBCVのように適切に階層化されたモデルでは帰無仮説を棄却することができており、ここでも、適切な階層化がコーホート・年齢ダミー変数モデルを用いて統計的推論を行う際には重要であることを示している。

3.3 「全国消費実態調査」と「日経 RADAR」の推計結果の比較

「日経 RADAR」を用いて推定されたコーホート効果、年齢効果が、「全国消費実態調査」を用いた結果と異なる理由として次の2点が考えられる。

第1は、「日経 RADAR」が88年から94年までの年次データである一方、「全国消費実態調査」が83年から93年までの5年おきのデータであるという点である。88年から90年代初めまではいわゆるバブル景気の時代で、このときに所得の格差および消費の格差が拡大したと考えられる。「日経 RADAR」はこの時期をすべてカバーしているが、「全国消費実態調査」は3時点のデータでそのうち1時点はバブル期以前のデータであるために、バブル期の効果が反映されにくくなっている。「日経 RADAR」と「全国消費実態調査」の違いがカバーする時代の違いによるものだとすると、「日経 RADAR」を用いた結果で、コーホート効果が88年時点で40歳代後半から50歳代前半で大きくなっており、また、年齢効果が40歳代後半から大きくなっていることも説明が可能である。すなわち、コーホート効果については、バブル期にその恩恵を受けることができたグループとそうでないグループとの間で消費の格差が広がったと考えられるし、年齢効果についても、バブル期に資産価格が急上昇したために、すでに資産を形成していた50歳代後半以降の年齢内における消費の格差が大きくなったものと考えられる。

第2の点は、「全国消費実態調査」は全国から抽出したサンプルデータであるが、「日経 RADAR」は首都圏から抽出したサンプルデータであるという点である。首都圏は特にバブル経済の影響を受けた地域であるので、「日経 RADAR」を用

いるとその効果がより大きく出てしまう。これが、両者の違いに影響を及ぼしているとも考えられる。

4. 終わりに

本稿では、コーホート年齢ダミーモデルの統計的推測において、適切な階層化がいかに重要か、その階層化をいかに行うかについて「全国消費実態調査」および「日経 RADAR」を用いて実証的に研究を行った。

本稿で得られた結論は以下の通りである。第1にリサンプリング法を用いて選択されたモデルは、Deaton and Paxson モデルや大竹・齊藤モデルに比べて、データに対する当てはまりが良くなった。大竹・齊藤モデルは、コーホートを統合しすぎており、コーホート効果の推定値にバイアスが生じている可能性がある。第2に、適切に階層化されていないモデルでは、コーホート効果が等しいという帰無仮説を棄却できなかったが、リサンプリング法を用いて選択されたモデルでは帰無仮説を棄却することができた。第3に、「日経 RADAR」を用いて適切に階層化されたモデルから得られた結論は、「全国消費実態調査」を用いた結果とかなり異なっている。これは「日経 RADAR」が首都圏のみからサンプリングされており、かつ、88年から94年の年次データを用いているために、バブル経済による消費の不平等度が拡大したことを強く反映しているものと考えられる。

本稿で用いられたリサンプリング法を用いたモデル選択（最適な階層数の決定）は、必ずしも個票データに限らず、齊藤(1998)のように集計された分割表を用いた他のデータ分析に対しても応用可能である。個票が利用可能であることが少ないことを考えれば、集計された分割票への応用は重要である。福田(1998)は、年齢と調査年で集計された分割表を使って、コーホート効果の大きさを計測しており、その際、年齢効果、コーホート効果以外に調査年の効果も導入できるモデルを提案している。本稿では調査年効果をモデルに取り入れることはしなかったが、変量効果としてモデルに取り入れることは可能である。そのような、固定効果と変量効果がモデルの中に入ってくる混合効果モデル(mixed effects models)についてもリサンプリング法を応用することは可能である。

さらに、リサンプリング法を用いたモデル選択はパネルデータの固定効果モデルに対しても応用が期待できる。固定効果モデルは、クロスセクション方向に対してダミー変数を用いるために推定値の効率性が小さくなると同時に、固定効果につい

ては一致推定量が得られないために、そこから何の情報も得られないという難点がある。他方、変量効果モデルは、誤差項の分散のパラメータのみでグループ間の変動を説明しようとするために当てはまりが悪くなる。したがって、固定効果を統合していくことができれば、固定効果の一致推定量を得ることができ、そこから新しい情報を得ることができよう。

補論：データの作成について

「全国消費実態調査」のデータについては、84年、89年、94年の3カ年分のデータを用いており、大竹・齊藤（1996）とは調査年がひとつずれている。消費支出は、世帯あたりの支出を用いている点は彼らと同じであるが、以下の点でデータの作り方が異なる。(1)2人以上の普通世帯以外に単身世帯も含んでいること、(2)世帯主年齢が21歳以上85歳以下、(3)世帯主の職業が農林業従事者も含む、という点である。

「日経 RADAR」を用いた消費額のデータの作り方については、多少複雑である。伴(1993)に従って、以下のように変数を定義しよう。

課税後所得：定常的収入（ボーナスを含む）－所得税額

資産売却額：株式、不動産の売却収入

移転収入額：生前贈与、遺産相続、退職金、保険金、その他

契約支出額：生命保険料、個人年金支払い、住宅ローン

貯蓄額：定常的、一時的収入から貯蓄や投資にまわしたもの、一括払い保険料

消費支出額のデータは上記のデータを用いて、

課税後所得＋資産売却額＋移転収入額－契約支出額－貯蓄額

と求めることができる。課税後所得を求めるためには所得税額を求めなければならないが、本稿では以下の方法によってそれらを求めた。所得税額を求めるためには、まず課税対象所得を求めなければならない。ここでは、給与所得者と、事業主や自営業者は分けて考えることにした。

まず給与所得者であるが、給与所得以外の移転収入額や資産売却額については、所得の性質に応じて複雑な課税のされ方になるが、それぞれの内訳が不明であったため総合課税されるものとして所得税額を計算することにする。したがって、彼らの年間収入は、定常的収入＋資産売却額＋移転収入額、で求められる。所得控除額については、税法上の規定に従い、給与控除の他に、扶養している老人、扶養して

いる子供、配偶者の有無、配偶者の就業の有無を考えて控除額を求めた。配偶者については、配偶者自身がいくら稼いだかということは不明のため、働いていれば配偶者特別控除は0になると考えることにした。すると、例えば平成元年において、控除額は、

控除額＝給与控除

+35(万円)×配偶者の有無+35(万円)×配偶者の就業の有無

+45(万円)×扶養している老人の数+35(万円)×扶養している子供の数

として求められる。以上から、給与所得者の総合課税の課税標準額が得られ、それに対応する税率をかけあわせる事によって課税後所得が求められた。

次に、事業主、自営業者であるが、年間収入の半分をみなし所得と考え、給与所得者と同じ所得税額算出方法を適用した。

これらの操作を行って、給与所得者、事業主、自営業者について消費支出額を求めた。

最後に、個人年金の支払額が手に入らない年度が存在するが、この額はさほど大きくはなく、大きく分析の結果を歪めるものではないと判断し、特別な配慮を行わなかった。

本研究に関して吉田は98年度文部省科学研究費補助金特定領域研究(A)課題番号08209114からの補助を受けている。

注 釈

- 1) 数年分のクロスセクションの個票データがベースになっている場合、コーホート、年齢共に1歳刻みで分割表を作成しても、それぞれのセルに入るデータは多くなるので、そのセルの代表値(例えば、標本平均や標本分散)を用いることは、あまり統計的な問題を生じさせない。
- 2) 大竹・齊藤(1996)では1979年、84年、89年の3カ年の「全国消費実態調査」のデータを用いている。
- 3) 実証研究においては、(5)でコーホートダミーを統合した後で再度(1)に戻り年齢ダミーを統合しようとしたが、それ以上はほとんど階層を減らすことはできなかった。

参考文献

- 大竹文雄・齊藤誠(1996)「人口高齢化と消費の不平等度」『日本経済研究』No.33, 11-33
- 齊藤誠(1998)「消費の世代間分配に関する実証研究：日米英比較」『日本経済研究』No.36, 27-49.
- 伴 金美(1993)「流動性制約の存在について」(未公表論文)
- 福田公正(1998)「家計行動における世代効果の計量分析」『日本経済研究』No.37, 90-113.
- Amemiya, T. (1985) *Advanced Econometrics*, Blackwell, Oxford.
- Davison, A. C. and D. V. Hinkley. (1997) *Bootstrap Methods and Their Application*, Cambridge Univ. Press, Cambridge.
- Deaton, A. and C. Paxon. (1994) "Intertemporal Choice and Inequality," *Journal of Political Economy*, vol. 102, no.3, 437-467.
- Leamer, E. E. (1983) "Model Choice and Specification Analysis," Ch. 5 in *Handbook of Econometrics*, vol.1, eds. Z. Griliches and M.D. Intriligator, Amsterdam, North-Holland.
- Li, K. C. (1987) "Asymptotic Optimality for C_p , C_L , Cross-Validation and Generalized Cross-Validation: Discrete Index Set," *Annals of Statistics*, vol. 15, no.3, 958-75.
- Stone, M. (1974) "Cross-validatory Choice and Assessment of Statistical Predictions", *Journal of the Royal Statistical Society, Ser.B*, 36, 111-147.