

# 中国の国有企業改革と 雇用調整速度の経年変化

## - 状態空間モデルのベイズ 推定 -

橋口 善浩<sup>\*</sup>

### . 序

1978年の改革開放以降、数回にわたって実施されてきた中国の国有企業改革は、1997年頃まで企業自主権の拡大によって経営効率の向上を目指したものであった。主な制度改革をふりかえると、1979年の「国营工業企業経営自主権の拡大に関する若干の規程」、1988年の「全人民所有制工業企業法」、そして1992年の「経営メカニズム転換条例」が挙げられる。さらに、1997年の中国共産党第15回大会決議の中で、中国経済における私有企業の重要性が指摘されたのを機に、国有企業の所有制改革に拍車がかかった。1997年以降の国有企業改革は、国家所有の形態を維持したままで自主権の拡大を目指した改革から、所有権にまでメスを入れる改革へと深化したといえる。

一方で、国有企業の過剰労働の増加や業績の悪化は80年代後半以降、深刻な問題となっている(陳・橋口 2004; Dong and Putterman 2003; 丸川 2002, p. 94)。利潤率は78年以降悪化の一途をたどり、赤字額も80年代後半から急激に増加している。過剰労働に関しては、78年以降、国有企業改革と歩調をあわせるかのように、雇用量が過小から過剰へと移行し、90年代半ばまで過剰労働は増加傾向を示している(陳・橋口 2004)。改革を実施したにもかかわらず、なぜこうした問題が浮上したのか。

過剰労働力が出現した原因として、(必ずしも精緻な計量経済分析ではないが)既存研究でしばしば指摘されるのが、非国有企業の

---

<sup>\*</sup> 神戸大学大学院経済学研究科研究員

台頭による市場競争の激化と政府によって課せられる国有企業の社会的役割（雇用の確保など）である（Dong and Putterman 2001; 2002）。すなわち、競争の激化による生産シェアの低下等により、企業内に労働力が余るようになったが、政府から社会的役割が課せられているため、雇用量の調整が進まず、過剰労働力の問題が顕在化したという説明である。

雇用や解雇に関する自主権は、1979年の規程で経営者に与えられている。しかし、自主権制度の実態に関するアンケート調査は、実際には企業の自主権、とくに投資、雇用・解雇や人事の決定権がほとんど行使されていないという結果を報告している（中兼 1999; 和田 1997, pp. 123-128）。

このように、過剰労働や業績悪化の問題、さらに自主権制度の実態調査を鑑みると、一連の国有企業改革は、法律や制度上の変更はあっても、社会的影響の大きい雇用や解雇に関する政府の干渉を排除することができず、そのことが過剰人員の調整を遅らせ、過剰労働力の増加や業績の悪化につながったとも考えられる。

では、実際に国有企業改革は人員整理の迅速化に貢献しなかったのだろうか。Zheng（2001）は、1986 - 90年の国有企業約400社のパネルデータを利用して、所有形態別の雇用調整速度を推定し、郷鎮企業や集団所有制企業に比べて国有企業の雇用調整速度が遅いことを示した。しかし、Zhengは調整速度の変化を検証していない。Hashiguchi（2008）は、

省別パネルデータをつかって90年代の雇用調整速度をGMM推定し、その変化を検証した。その結果、90年代の前半と後半で調整速度に統計的に有意な変化はなく、人員整理の迅速化はなかった。Hashiguchiの分析は、しかしながら、分析対象期間が1992年から2002年であったため、78年以降の一連の国有企業改革が同企業の雇用調整を迅速化させたのかどうかは、依然として明らかにされていない。

本稿は、陳・橋口（2004）で作成された中国国有工業企業の長期時系列データ（1953 - 01年）を利用して、雇用調整速度の経年変化を推定・検定し、数回におよぶ国有企業改革が雇用調整の迅速化に寄与していたのかどうかの検証を試みる。以下、次節でモデル、節で推定方法、節で推定結果を報告する。

## ・モデル

代表的な国有企業は各期、労働力 $L_t$ と前期までの投資によって蓄積した資本ストック $K_{t-1}$ を使って生産活動をしているとする。生産技術はCES型:

$$(1) \quad Y_t = A_t \left[ \delta_t K_{t-1}^{-\rho_t} + (1 - \delta_t) L_t^{-\rho_t} \right]^{-\frac{m}{\rho_t}}$$

を想定し、 $t$  は時間、 $A_t$ 、 $\delta_t$ 、 $\rho_t$ 、 $m$  はパラメータとする。各期の利潤 $\pi_t$ は

$$\pi_t = p_t Y_t - w_t L_t$$

と定義し、 $Y_t$  は生産量、 $p_t$  は生産物価格、 $w_t$  は賃金率を表す。国有企業は生産物・労働市場の両方で価格支配力をもたないとすると、利潤を最大にする雇用量は、

$$(2) \quad L_t^* = \left[ m(1 - \delta_t) A \frac{w_t}{p_t} \right]^{\sigma_t} Y_t^{\frac{m+\rho_t}{m} \sigma_t}$$

となる。ただし、 $\sigma_t = 1/(1 + \rho_t)$  とする。(2) 式の両辺に対数を取り、パラメータを整理すると、

$$(3) \quad \begin{aligned} \ln L_{it}^* &= \sigma_t \ln m(1 - \delta_t) A \frac{w_t}{p_t} - \sigma_t \ln \left( \frac{w_t}{p_t} \right) + \sigma_t \frac{m + \rho_t}{m} \ln Y_t \\ &= c_t - \sigma_t \ln \left( \frac{w_t}{p_t} \right) + \phi_t \ln Y_t \end{aligned}$$

となる。 $\ln$ は自然対数を表す。

しかし、企業は每期、雇用量 $L_t^*$ の下で生産を行っているとは限らない。現実の雇用量 $L_t$ と $L_t^*$ には差があり、企業はその差を調整するように行動すると考えられる。中国国有企業の場合、過剰労働力が存在する以上、 $L_t$ と $L_t^*$ は乖離している。仮に国有企業が $L_t^*$ への調整を行っているならば、雇用や解雇に対する政府の干渉が、雇用量の調整を妨げる要因となろう。

本稿は、 $L_t^*$ と $L_t$ の間に次のような部分調整：

$$(4) \quad (\ln L_t - \ln L_{t-1}) = \gamma_t (\ln L_t^* - \ln L_{t-1}) \quad (0 < \gamma_t \leq 1)$$

を考える。すなわち、企業は現実の雇用量を最適な雇用量へ調整しようとするが、調整は $100 \gamma_t \%$ しか進まないと考える。ここで、 $\gamma_t$ は調整速度を表すパラメータであり、1に近いほど調整がはやく、0に近いほど調整がおそいことを示す。

(3)式を(4)式へ代入し、パラメータを整理すると、

(5)

$$\begin{aligned} \ln L_t &= \gamma_t c_t - \gamma_t \sigma_t \ln \left( \frac{w_t}{p_t} \right) + \gamma_t \phi_t \ln Y_t + (1 - \gamma_t) \ln L_{t-1} \\ &= \beta_{0t} + \beta_{1t} \ln \left( \frac{w_t}{p_t} \right) + \beta_{2t} \ln Y_t + \beta_{3t} \ln L_{t-1} \\ &= \beta_{0t} + \mathbf{x}_t \boldsymbol{\beta}_t \end{aligned}$$

となる。ただし、 $\mathbf{x}_t = [\ln(w_t/p_t), \ln Y_t, \ln L_{t-1}]$ ,  $\boldsymbol{\beta}_t = [\beta_{1t}, \beta_{2t}, \beta_{3t}]'$ とする。したがって、未知の時変パラメータ $\beta_{0t}$ ,  $\beta_{1t}$ ,  $\beta_{2t}$ ,  $\beta_{3t}$ を推定することにより、調整係数 $\gamma_t = (1 - \beta_{3t})$ の大きさとその変化を統計的に分析することができる。これらの未知パラメータに対して統計的推論を行うために、(5)式に攪乱項 $\varepsilon_t$ を加えた統計モデル：

$$(6) \quad \ln L_t = \beta_{0t} + \mathbf{x}_t \boldsymbol{\beta}_t + \varepsilon_t \quad (t = 1, 2, \dots, T)$$

を考える。攪乱項が確率的なタイムトレンド $\varepsilon_t = \varepsilon_{t-1} + \eta_t$ ,  $\eta_t \sim N(0, \psi^2)$ をもつと想定し、(6)式の両辺について階差をとると

(7)

$$\begin{aligned} \Delta \ln L_t &= (\beta_{0t} - \beta_{0,t-1}) + (\mathbf{x}_t \boldsymbol{\beta}_t - \mathbf{x}_{t-1} \boldsymbol{\beta}_{t-1}) + \eta_t \\ &= \alpha_t + \begin{bmatrix} \mathbf{x}_t & \mathbf{x}_{t-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta}_t \\ \boldsymbol{\beta}_{t-1} \end{bmatrix} + \eta_t \quad (t = 2, 3, \dots, T). \end{aligned}$$

となる。ただし、 $\Delta \ln L_t = \ln L_t - \ln L_{t-1}$ ,  $\alpha_t = \beta_{0t} - \beta_{0,t-1}$ とする。(7)式の2行目が本稿の推定式となり、推定の対象となる未知パラメータは、 $\alpha_t$  ( $t = 2, 3, \dots, T$ )と $\boldsymbol{\beta}_t$  ( $t = 1, 2, \dots, T$ )、そして、確率変数 $\eta_t$ のパラメータ $\psi^2$ となる。本稿は時変パラメータモデルとの相性が良いベイズの方法を使って未知パラメータの推定を試みる。以下、節でその推定方法を説明したあと、節で分析結果を示す。

### ・ベイズ推定とギブスサンプラー

ベイズの推定方法は、観測データが条件として与えられたときの未知パラメータの分布、いわゆる事後分布を使って統計的な推論をおこなう。たとえば、未知パラメータベクトルを $\Theta$ 、データを $y$ と表記すると、事後分布はベイズの定理より尤度関数  $f(y|\Theta)$  と未知パラメータの事前密度関数  $P(\Theta)$  の積に比例する：

$$P(\Theta|y) \propto f(y|\Theta) \times P(\Theta).$$

$P(\Theta|y)$  は、しかしながら、よく知られた確率分布にならないことが多く、そうしたケースでは周辺事後分布を解析的に解くことが一般的に難しくなる。数値積分によって周辺事後分布を近似する方法もあるが、パラメータの数が多くなると精度が著しく悪化するという問題もある。マルコフ連鎖モンテカルロ (MCMC) 法は、そのような特性がよく知られていない多変量確率分布から乱数を発生 (サンプリング) させることによって多重積分を解く (すなわち周辺事後分布やモーメントを求める) 方法であり、その精度は数値積分より高いとされている。本稿では、MCMC法の1つであるギブスサンプラーを使って、事後分布の近似を行う。

以下、本稿のモデルの尤度関数と事前分布を示した上で、ギブスサンプラーのサンプリング手順を説明する。

#### A．尤度関数と事前分布

攪乱項  $\eta_t$  が平均0、分散  $\psi^2$  の正規分布にしたがうと仮定すれば、本稿の尤度関数は次

のように表現できる：

(8)

$$f(y|\alpha, \beta, \psi^2) = (2\pi)^{-\frac{T-1}{2}} (\psi^2)^{-\frac{T-1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\psi^2} \sum_{t=2}^T (\Delta \ln L_t - \alpha_t - (x_t \beta_t - x_{t-1} \beta_{t-1}))^2 \right\}$$

ただし、 $y = [\Delta \ln L_2; \Delta \ln L_3, \dots, \Delta \ln L_T]'$ 、 $\alpha = [\alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_T]'$ 、 $\beta = [\beta_2, \beta_3, \dots, \beta_T]'$  とする。次に、未知パラメータ  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\psi^2$  に対する事前分布を設定する。 $\alpha$  と  $\beta$  は時変パラメータであるため、以下のような時系列的な構造をもつ事前分布を仮定する：

(9)

$$\begin{cases} \alpha_{t+1} = \alpha_t + e_t, & e_t \sim N(0, \sigma_a^2) \quad (t = 2, 3, \dots, T) \\ \alpha_2 \sim N(a_2, \sigma_{a2}^2) \\ \beta_{t+1} = \beta_t + u_t, & u_t \sim N(0, \Sigma_\beta) \quad (t = 1, 2, \dots, T) \\ \beta_1 \sim N(b_1, \Sigma_{\beta1}) \\ \psi^2 \sim IG(v_\psi/2, \omega_\psi/2) \end{cases}$$

ただし、 $N(\cdot)$  は正規分布、 $IG(\cdot)$  は逆ガンマ分布を表す。 $\beta_t$  と  $\alpha_t$  は確率的タイムトレンドをもって変動すると仮定し、 $\psi^2$  は  $\beta_t$  と  $\alpha_t$  とは独立に生成されると仮定する。 $\Sigma_\beta$  と  $\sigma_a^2$  に対しても事後分布を導くために、それぞれ次の事前分布を仮定する：

$$(10) \quad \begin{aligned} \Sigma_\beta &= \begin{bmatrix} \sigma_{11}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{22}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{33}^2 \end{bmatrix} \\ \sigma_{kk}^2 &\sim IG(v_{kk}/2, \omega_{kk}/2) \quad (k = 1, 2, 3) \\ \sigma_\alpha^2 &\sim IG(v_\alpha/2, \omega_\alpha/2). \end{aligned}$$

事前分布のパラメータ  $b_1$ 、 $\Sigma_{\beta1}$ 、 $a_2$ 、 $\sigma_{a2}^2$ 、 $v_\psi$ 、 $\omega_\psi$ 、 $v_{kk}$ 、 $\omega_{kk}$ 、 $v_\alpha$ 、 $\omega_\alpha$  は所与とする。以上のように事前分布を仮定すると、本稿の推定式である (7) 式は次の状態空間モデル

として表現することができる：

$$(11) \quad \theta_{t+1} = \mathbf{H} \theta_t + \xi_t$$

(12)

$$\Delta \ln L_t = \mathbf{X}_t \theta_t + \eta_t \quad (t = 2, 3, \dots, T)$$

$$\theta_t = \begin{bmatrix} \beta_t \\ \beta_{t-1} \\ \alpha_t \end{bmatrix},$$

$$\begin{bmatrix} \xi_t \\ \eta_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_t \\ \mathbf{0}_{31} \\ e_t \\ \eta_t \end{bmatrix} \sim N \left( \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{31} \\ \mathbf{0}_{31} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Sigma_\beta & \mathbf{0}_{33} & \mathbf{0}_{31} & \mathbf{0}_{31} \\ \mathbf{0}_{33} & \mathbf{0}_{33} & \mathbf{0}_{31} & \mathbf{0}_{31} \\ \mathbf{0}_{13} & \mathbf{0}_{13} & \sigma_\alpha^2 & 0 \\ \mathbf{0}_{13} & \mathbf{0}_{13} & 0 & \psi^2 \end{bmatrix} \right)$$

$$\theta_2 \sim N \left( \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_1 \\ a_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Sigma_\beta & \mathbf{0}_{33} & \mathbf{0}_{31} \\ \mathbf{0}_{33} & \mathbf{0}_{33} & \mathbf{0}_{31} \\ \mathbf{0}_{13} & \mathbf{0}_{13} & \sigma_\alpha^2 \end{bmatrix} \right)$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{33} & \mathbf{0}_{31} \\ \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{33} & \mathbf{0}_{31} \\ \mathbf{0}_{13} & \mathbf{0}_{13} & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_t & -\mathbf{x}_{t-1} & 1 \end{bmatrix}.$$

ここで、 $\mathbf{0}_{ij}$  は  $i \times j$  のゼロベクトル、 $\mathbf{I}_i$  は  $i \times i$  の単位行列とする。状態空間モデルの文脈でいえば、(11) 式が状態方程式、(12) 式が観測方程式となる。状態変数は  $\theta_t (t = 2, 3, \dots, T)$ 、ハイパーパラメータは  $\beta_1, \psi^2, \Sigma_\beta, \sigma_\alpha^2$  となり、これらが推定の対象となる。以上をまとめると、本稿の同時事前密度関数は

$$\begin{aligned} P(\theta, \beta_1, \psi^2, \sigma_\alpha^2, \Sigma_\beta) \\ = P(\psi^2) \left\{ \prod_{t=2}^{T-1} P(\theta_{t+1} | \theta_t, \sigma_\alpha^2, \Sigma_\beta) \right\} \\ P(\theta_2 | \beta_1, \Sigma_\beta) P(\beta_1) P(\Sigma_\beta) P(\sigma_\alpha^2) \end{aligned}$$

となり、事後分布は

$$\begin{aligned} P(\theta, \beta_1, \psi^2, \sigma_\alpha^2, \Sigma_\beta | \mathbf{y}) \\ \propto f(\mathbf{y} | \theta, \psi^2) P(\psi^2) \left\{ \prod_{t=2}^{T-1} P(\theta_{t+1} | \theta_t, \sigma_\alpha^2, \Sigma_\beta) \right\} \\ P(\theta_2 | \beta_1, \Sigma_\beta) P(\beta_1) P(\Sigma_\beta) P(\sigma_\alpha^2) \end{aligned}$$

となる。ただし、 $\theta = (\theta_2, \theta_3, \dots, \theta_T)$  とする。

## B. 事後分布：ギブスサンプラー

MCMC法はコンピュータを使って多変量確率分布からの乱数を発生させる方法（モンテカルロシミュレーション）の1つであり、ギブスサンプラーはそのMCMC法の1つである。具体的には、乱数を発生させたい確率分布（目標分布）を、たとえば、 $P(x_1, x_2 | \mathbf{y})$  とすると、ギブスサンプラーはその条件付き確率分布  $P(x_1 | x_2, \mathbf{y})$  と  $P(x_2 | x_1, \mathbf{y})$  から  $x_1$  と  $x_2$  を繰り返しサンプリングすることによって、目標分布  $P(x_1, x_2 | \mathbf{y})$  からの乱数を得るという方法である。目標分布の特性が不明な場合でも、その条件付き分布からのサンプリングが可能であれば、ギブスサンプラーを使って目標分布からのサンプルを得ることができるわけである。

本稿の文脈でいえば、事後分布  $P(\theta, \beta_1, \psi^2, \sigma_\alpha^2, \Sigma_\beta | \mathbf{y})$  が目標分布となる。この（同時）事後分布の特性は不明であるため、直接乱数を発生させることはきわめて困難であるが、次の条件付き事後分布： $P(\beta_1 | \theta, \psi^2, \sigma_\alpha^2, \Sigma_\beta, \mathbf{y})$ 、 $P(\theta | \beta_1, \psi^2, \sigma_\alpha^2, \Sigma_\beta, \mathbf{y})$ 、 $P(\psi^2 | \beta_1, \theta, \sigma_\alpha^2, \Sigma_\beta, \mathbf{y})$ 、 $P(\sigma_\alpha^2 | \beta_1, \theta, \psi^2, \Sigma_\beta, \mathbf{y})$ 、 $P(\Sigma_\beta | \beta_1, \theta, \psi^2, \sigma_\alpha^2, \mathbf{y})$  ならばサンプリングが可能であるため、これらを利用してギブスサンプリングを行うことにする。条件付き事後分布は

$$\begin{aligned} \beta_1 | \theta, \psi^2, \sigma_\alpha^2, \Sigma_\beta, \mathbf{y} &\sim N(\hat{\mathbf{b}}_1, \hat{\Sigma}_\beta) \\ \hat{\mathbf{b}}_1 &= \hat{\Sigma}_\beta \left[ \psi^{-2} \mathbf{x}_1^{-1} (\alpha_2 + \mathbf{x}_2 \beta_2 - \Delta \ln L_2) \right. \\ &\quad \left. + \Sigma_{\beta 1}^{-1} \mathbf{b}_1 + \Sigma_\beta^{-1} \beta_2 \right] \\ \hat{\Sigma}_\beta &= \left[ \psi^{-2} \mathbf{x}_1' \mathbf{x}_1 + \Sigma_{\beta 1}^{-1} + \Sigma_\beta^{-1} \right]^{-1} \end{aligned}$$

$$\psi^2 | \beta_1, \theta, \sigma_\alpha^2, \Sigma_\beta, \mathbf{y} \sim IG(\hat{\nu}_\psi/2, \hat{\omega}_\psi/2)$$

$$\hat{\nu}_\psi = T - 1 + \nu_\psi$$

$$\hat{\omega}_\psi = \sum_{t=2}^T (\Delta \ln L_t - \alpha_t - (\mathbf{x}_t \beta_t - \mathbf{x}_{t-1} \beta_{t-1}))^2 + \omega_\psi$$

$$\sigma_\alpha^2 | \beta_1, \theta, \psi^2, \Sigma_\beta, \mathbf{y} \sim IG(\hat{\nu}_\alpha/2, \hat{\omega}_\alpha/2)$$

$$\hat{\nu}_\alpha = T - 2 + \nu_\alpha$$

$$\hat{\omega}_\alpha = \sum_{t=2}^{T-1} (\alpha_{t+1} - \alpha_t)^2 + \omega_\alpha$$

$$\sigma_{kk}^2 | \beta_1, \theta, \psi^2, \sigma_\alpha^2, \mathbf{y} \sim IG(\hat{\nu}_{kk}/2, \hat{\omega}_{kk}/2) \quad (k = 1, 2, 3)$$

$$\hat{\nu}_{kk} = T - 1 + \nu_{kk}$$

$$\hat{\omega}_{kk} = \sum_{t=1}^{T-1} (\beta_{k,t+1} - \beta_{kt})^2 + \omega_{kk}$$

となり、それぞれ正規分布あるいは逆ガンマ分布に従う。状態変数  $\theta$  の条件付き事後分布  $\theta | \beta_1, \psi^2, \sigma_\alpha^2, \Sigma_\beta, \mathbf{y}$  から乱数を生成する方法については、たとえばCarter and Kohn (1994), de Jong and Shephard (1995), Durbin and Koopman (2002) 等でいくつか提案されているが、本稿はde Jong and Shephard (1995) のシミュレーションスモーカーという方法を使用した。シミュレーションスモーカーの詳細については、ダービン・クープマン (2004, pp. 90-99) を参照されたい。

以上の条件付き事後分布を使ったギブスサンプリングアルゴリズムは次の通り：

i . 初期値として  $\theta^{(0)}, \beta_1^{(0)}, \psi^{\alpha(0)}, \sigma_\alpha^{\alpha(0)}, \Sigma_\beta^{(0)}$  を与え、 $r = 1$  とする。

ii . 次の (1)-(5) のサンプリングを  $R$  回繰り返す：

(1)  $\beta_1^{(r)}$  を  $\beta_1 | \theta^{(r-1)}, \psi^{\alpha(r-1)}, \sigma_\alpha^{\alpha(r-1)},$

$\Sigma_\beta^{(r-1)}$  から発生させる

(2)  $\theta^{(r)}$  を  $\theta | \beta_1^{(r)}, \psi^{\alpha(r-1)}, \sigma_\alpha^{\alpha(r-1)},$

$\Sigma_\beta^{(r-1)}$  から発生させる

(3)  $\psi^{\alpha(r)}$  を  $\psi^2 | \beta_1^{(r)}, \theta^{(r)}, \sigma_\alpha^{\alpha(r-1)},$

$\Sigma_\beta^{(r-1)}$  から発生させる

(4)  $\sigma_\alpha^{\alpha(r)}$  を  $\sigma_\alpha^2 | \beta_1^{(r)}, \theta^{(r)}, \psi^{\alpha(r)}, \Sigma_\beta^{(r-1)}$

から発生させる

(5)  $\Sigma_\beta^{(r)}$  を  $\Sigma_\beta | \beta_1^{(r)}, \theta^{(r)}, \psi^{\alpha(r)}, \sigma_\alpha^{\alpha(r)}$

から発生させる

$r = r + 1$  として、(1)へ戻る。

iii . 十分に大きな  $R_0$  ( $< R$ ) について  $r \geq R_0$  ならば、 $\theta^{(r)}, \beta_1^{(r)}, \psi^{\alpha(r)}, \sigma_\alpha^{\alpha(r)}, \Sigma_\beta^{(r)}$  は  $P(\theta, \beta_1, \psi^2, \sigma_\alpha^2, \Sigma_\beta | \mathbf{y})$  からのサンプルとみなすことができる。

本稿では、 $R = 100000$ ,  $R_0 = 10000$  と設定し、上のアルゴリズムで得られた  $R$  個の標本のうち、はじめの  $R_0$  個を捨て、残りの  $R - R_0$  個の標本をつかって未知パラメータの統計的推測（事後平均などの計算）を行った。<sup>1</sup>

## C . データ

推定に必要なデータは、労働力  $L$ 、賃金率  $w$ 、生産量  $Y$ 、そして、生産物価格  $p$  である。本稿は、陳・橋口 (2004) によって収集・推計された1953 - 2001 年の年次データ：国有工業企業部門 (100% 国有) の雇用者数、平均賃金、実質付加価値生産額、付加価値デフレーターを使用した ( $T = 49$ )。データの出所と作成方法については、陳・橋口 (2004) を参照されたい。事前分布のパラメータには、それぞれ次の値を与えた：

表1 固定パラメータモデルの推定結果

|           | 事後平均     | 事後標準偏差 | 95%信用区間  |          |          |
|-----------|----------|--------|----------|----------|----------|
|           |          |        | 95%下限    | 中央値      | 95%上限    |
| $\beta_1$ | - 0.9522 | 0.0850 | - 1.1200 | - 0.9521 | - 0.7854 |
| $\beta_2$ | 0.5027   | 0.0685 | 0.3670   | 0.5027   | 0.6378   |
| $\beta_3$ | 0.1772   | 0.0648 | 0.0501   | 0.1772   | 0.3041   |
| $\psi^2$  | 0.0062   | 0.0013 | 0.0042   | 0.0061   | 0.0094   |

$$\mathbf{b}_1 = \mathbf{0}, \Sigma_{\beta 1} = 100 * \mathbf{I}_k$$

$$a_2 = 0, \sigma_{a_2}^2 = 100$$

$$v_\psi = 5, \omega_\psi = 0.01$$

$$v_{kk} = 5, \omega_{kk} = 0.01 \ (k = 1, 2, 3)$$

$$v_\alpha = 5, \omega_\alpha = 0.01$$

#### ・雇用調整速度の経年変化

パラメータの時変性を考慮した(7)式の推定にさきだち、次の固定パラメータモデル:

$$(13) \quad \Delta \ln L_t = \Delta \mathbf{x}_t' \boldsymbol{\beta}^* + \eta_t \quad (t = 2, 3, \dots, T).$$

$$(14) \quad \eta \sim N(0, \psi^2)$$

$$\mathbf{x}_t = [\ln(w_t/p_t) \quad \ln Y_t \quad \ln L_{t-1}]$$

$$\boldsymbol{\beta}^* = [\beta_1 \quad \beta_2 \quad \beta_3]'$$

のベイズ推定をおこない、分析期間の平均的なパラメータの値を推定した。<sup>2</sup> 表1はその推定結果である。事後平均値は、95%信用区間に0を含んでいないという意味ですべて有意な結果となっており、符号も理論と整合的である。雇用調整係数  $\gamma = (1 - \beta_3)$  は0.823であり、Zheng (2001) の推定値 (0.235) よりも約3.5倍大きな値となった。

時変パラメータモデル(7)式の推定結果は図1の通りである。図1をみると、各パラメータの変動幅は0.03~0.05程度で全体的に小幅な動きとなっている。 $\beta_1$ ,  $\beta_2$  そして  $\beta_3$

はともに第1次5ヵ年計画(1953-57年)から第2次5ヵ年計画(大躍進期1958-63年)の時期に小刻みな変動が多くみられるが、その後は緩やかな変動となっている。価格弾力性  $\beta_1$  は、1968年から78年の間では絶対値でみて小さくなり、それ以降は大きくなる傾向が見られ、生産弾力性  $\beta_2$  と  $\beta_3 = (1 - \gamma)$  は動きが同調する傾向にあり、ともに1983年頃から値が増大している。 $\beta_3$  の動きに注目すると、文化大革命(1966年-)から改革开放が始まる1978年までの間はほぼ横這いの動きを示しているが、1978年以後は拡大傾向にあり、とくに1983年から90年の間は右肩上がりとなっている。 $\beta_3$  の増大は雇用調整速度  $\gamma$  の低下を意味するため、1983年から90年の間は一貫して雇用調整速度が遅くなったといえる。1997年-98年には、 $\beta_3$  は減少し、その後は横ばいとなっている。国有企業改革は1979年以降複数回にわたって実施されているものの、推定値の動きを見る限り、1997年-98年を除けば改革による雇用調整の迅速化は見られず、1983年-90年の間に関しては雇用調整はむしろ遅くなったといえそうである。

次にde Jong and Penzer (1998)の方法を応用して、各パラメータの変化に関する検定をおこなった。検定方法は、まず次の状態空

間モデルを考える：

$$(15) \quad \theta_{t+1} = \mathbf{H} \theta_t$$

(16)

$$\Delta \ln L_t = \mathbf{X}_t \theta_t + \eta_t \quad (t = 2, 3, \dots, T)$$

$$\eta_t \sim N(0, \psi^2), \quad \theta_2 \sim N \left( \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_1 \\ a_2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Sigma_\beta & \mathbf{0}_{33} & \mathbf{0}_{31} \\ \mathbf{0}_{33} & \mathbf{0}_{33} & \mathbf{0}_{31} \\ \mathbf{0}_{13} & \mathbf{0}_{13} & \sigma_{\alpha_2}^2 \end{bmatrix} \right)$$

これは回帰モデルを状態空間表現したものである。  $\psi^2$  と初期値  $\theta_2$  の平均と分散を所与とすれば、カルマンフィルタとスムービングの漸化式を使って  $\theta_t$  ( $t = 2, 3, \dots, T$ ) のフィルタリング推定量とスムービング推定量を得ることができる。de Jong and Penzer (1998) はスムービング漸化式を利用して状態方程式の構造変化を検定するための統計量を導出した。<sup>3</sup> その検定統計量を  $dP_{i\tau}$  ( $\tau = 1, 2, \dots, T-2$ ) と表記し、状態方程式を(15)式のように設定すると、de Jong and Penzer

検定の帰無仮説と対立仮説は

帰無仮説：パラメータ変化なし

$$[\theta_{t+1}] - [\mathbf{H} \theta_t] = 0 \quad (t = 2, 3, \dots, T)$$

対立仮説： $\tau$  期から  $\tau + 1$  期にパラメータ変化あり

$$[\theta_{t+1}] - [\mathbf{H} \theta_t] = 0 \quad \text{if } t \neq \tau$$

$$[\theta_{t+1}] - [\mathbf{H} \theta_t] \neq 0 \quad \text{if } t = \tau$$

(ただし、 $[a]$  はベクトル  $a$  の  $i$  番目の要素を意味する)

となり、毎期のパラメータ変化(構造変化)

に対する検定に応用することができる。 $\theta_{t+1}$

と  $\mathbf{H} \theta_t$  は  $7 \times 1$  のベクトル：

$$\theta_{t+1} - \mathbf{H} \theta_t = \begin{bmatrix} \beta_{1,t+1} \\ \beta_{2,t+1} \\ \beta_{3,t+1} \\ \beta_{1t} \\ \beta_{2t} \\ \beta_{3t} \\ \alpha_{t+1} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \beta_{1t} \\ \beta_{2t} \\ \beta_{3t} \\ \beta_{1t} \\ \beta_{2t} \\ \beta_{3t} \\ \alpha_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_{1,t+1} - \beta_{1t} \\ \beta_{2,t+1} - \beta_{2t} \\ \beta_{3,t+1} - \beta_{3t} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ \alpha_{t+1} - \alpha_t \end{bmatrix}$$

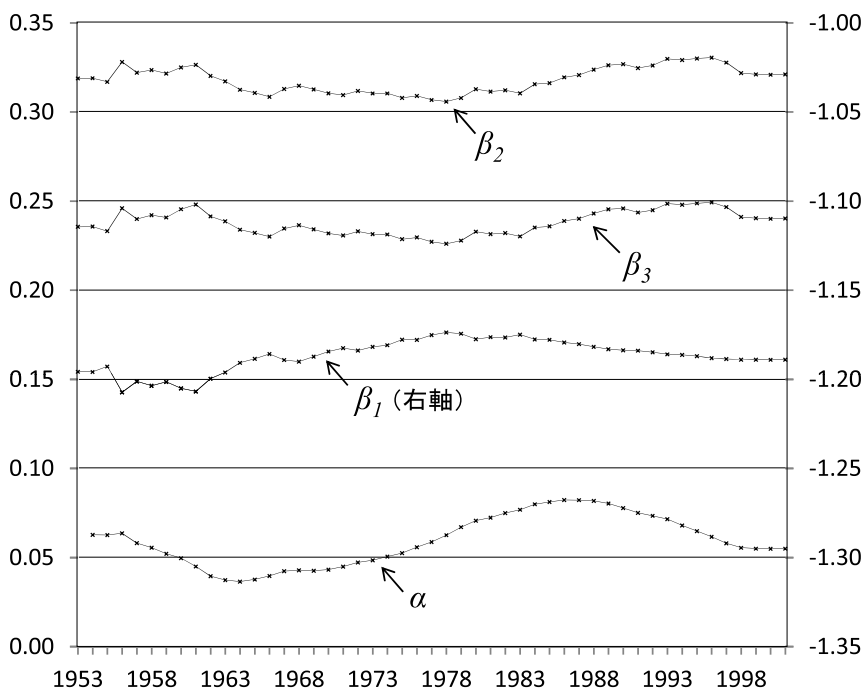


図1 パラメータの経年変化

であるため  $i = 1, 2, \dots, 7$  となり,  $7 \times (T - 2)$  個の  $dP_{it}$  が計算できるが, 実際に検定に必要となるのは  $i = 1, 2, 3, 7$  の  $dP_{it}$  のみとなる。この  $dP_{it}$  は帰無仮説の下で自由度  $(T - 1) - 7$  の  $t$  分布に従う。<sup>4</sup>

パラメータ変化の検定結果は図2のとおりである。図中の折線が  $dP_{it}$ , 上下の平行線は  $t$  分布の97.5%点であり,  $dP_{it}$  が平行線を超えた場合, 有意水準5%で帰無仮説は棄却される。 $dP_{it}$  の値がプラス(マイナス)であれば, パラメータが絶対値でみてプラス(マイナス)の方向に変化したことを意味する。検定結果をみると,  $\beta_2$  と  $\beta_3$  については第1次5ヵ年計画期の1955年に有意な変化があるものの, それ以外では有意な変化は見られず, 比較的安定した動きを示している。 $\beta_1$  をみると, 大躍進期に比較的大きな値を示しているが, 統計的に有意な結果にはならなかった。 $\beta_3$  は, 1979年や1983年あたりでやや大きなプラスの値が示されており, この時期に  $\beta_3$  の増大, すなわち, 雇用調整の減速が示唆されるが, 統計的に有意な結果は得られなかった。

以上の推定および検定結果をまとめると, 第1に, 改革開放後の雇用調整係数の動きを見る限り, 1997年 - 98年に雇用調整の迅速化が見られたものの, その他の時期についてはそうした迅速化は見られず, 1983 - 90年にかけてはむしろ調整速度の減速傾向が確認された。第2に, 雇用調整係数の変化に関する検定を行ったところ, 第1次5ヵ年計画期の1955年に有意な変化が見られたが, それ以外

の時期に統計的に有意な変化は確認されなかった。国有企業改革が雇用調整の迅速化に寄与したという統計的な証拠は得られなかった。

## ・ 結

本稿の分析結果によれば, 大躍進期(1958 - 63年)の前後でパラメータの変化が確認されたものの, 分析期間を通じて雇用調整速度の変動幅は小さく, 統計的に有意な変化は確認されなかった。国有企業改革が実施された改革開放以降に着目しても, 雇用調整は迅速化しておらず, むしろ1983 - 90年にかけては(統計的に有意な変化ではなかったが)調整速度の減速傾向が確認された。したがって, 1978年以降, 数回にわたって実施された国有企業改革は雇用調整の迅速化に寄与しておらず, そのことが過剰労働が減少しなかった原因の1つと言えそうである。国有企業は, 単に利潤追求のみを目的とせず, 社会秩序の安定のために一定の雇用を確保することや従業員の厚生(ボーナス)など, 政府や従業員の思惑も反映した複合的な目的をもって行動しているとしばしば指摘される。国有企業改革を実施しても, こうした複合的な経営目的を払拭することができなかったがゆえに, 過剰労働の調整が進まなかったのかもしれない。

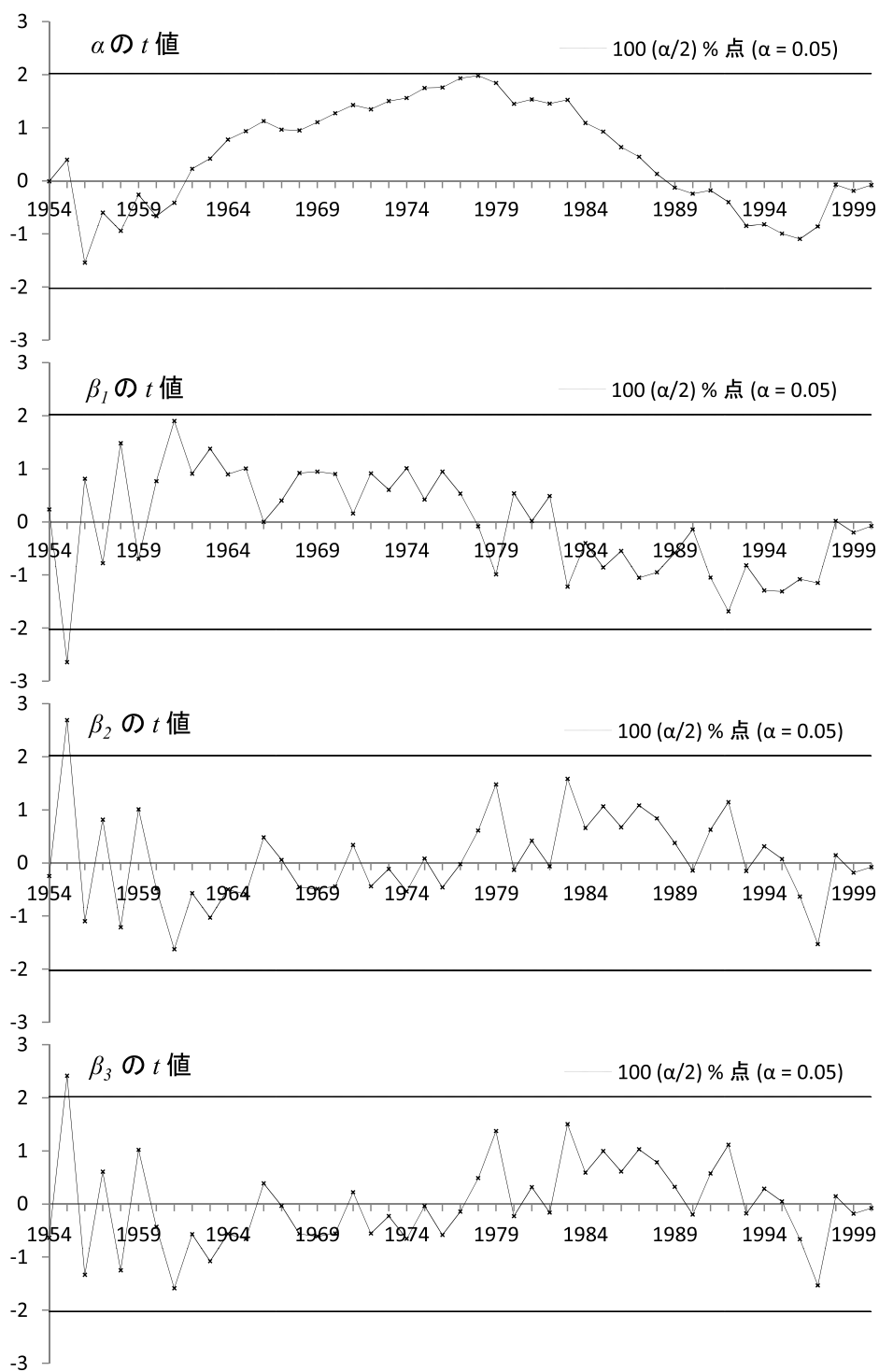


図2 パラメータ変化の検定 (de Jong and Penzer 検定)

## 注

- 1 本稿の計算には行列言語Ox 4.4 (Doornik 1998)を使用し、シミュレーションスモオザーの計算にはSsfPack 2.2 (Koopman, et. al 1999)を利用した。
- 2  $\beta_1$ ,  $\beta_2$ ,  $\beta_3$  の事前分布はともに $N(0, 100)$ を使用し、 $\psi^2$  の事前分布には $I\chi^2(3/2, 0.01/2)$ を使用した。ギブスサンプリングは10万回繰り返し、はじめの1万回を捨て残りの9万回を使って、事後平均、事後標準偏差、信用区間を計算した。
- 3 de Jong and Penzer (1998) の検定統計量については、ダービン・クーブマン (2004, pp. 164-165) を参照されたい。
- 4 カルマンフィルタとスージングの漸化式には、 $\psi^2$ ,  $\beta_1$ ,  $\Sigma_\beta$ ,  $\sigma_\alpha^2$  の値が必要となるため、 $\psi^2$  には表1の事後平均を利用し、 $\beta_1$ ,  $\Sigma_\beta$ ,  $\sigma_\alpha^2$  には(7)式の推定結果(事後平均)を利用した。 $\beta_1 = [\beta_{11}, \beta_{21}, \beta_{31}]'$  の事後平均は -1.196, 0.319, 0.236;  $\Sigma_\beta = \text{diag}(\sigma_{11}^2, \sigma_{22}^2, \sigma_{33}^2)$  の事後平均は0.00175, 0.00047, 0.00048;  $\sigma_\alpha^2$  の事後平均は0.00158である。

## 引用文献

- Carter, C. K. and Kohn, R. 1994. "On Gibbs Sampling for State Space Models." *Biometrika*, 81, pp. 541-553.
- 陳光輝・橋口善浩. 2004. 「中国国有企業の長期時系列データと余剰労働力の推計」『国民経済雑誌』190(5) pp. 1-13.
- de Jong, Piet and Penzer, Jeremy. 1998. "Diagnosing Shocks in Time Series." *Journal of the American Statistical Association*, 93, pp. 796-806.
- de Jong, Piet and Shephard, Neil. 1995. "The Simulation Smoother for Time Series Models." *Biometrika*, 82, pp. 339-350.
- Dong, Xiao-yuan and Putterman, Louis. 2001. "On the Emergence of Labour Redundancy in China's State Industry: Finding from a 1980-1994 Data Panel." *Comparative Economic Studies*, 43, pp. 111-28.
- . 2002. "China's State-Owned Enterprises in the First Reform Decade: An Analysis of a Declining Monopsony." *Economics of Planning*, 35, pp. 109-39.
- . 2003. "Soft Budget Constraints, Social Burdens, and Labor Redundancy in China's State Industry." *Journal of Comparative Economics*, 31, pp. 110-133.
- Doornik, J. A. 1998. *Ox: An Object-Oriented Matrix Programming Language*. London: Timberlake Consultants.
- Durbin, J. and Koopman, S. J. 2002. "Simple and Efficient Simulation Smoother for State Space Time Series Analysis." 9, *Biometrika*, 89, pp. 603-615.
- ダービン, J・クーブマン, S. J. 2004. 『状態空間モデルによる時系列分析入門』和合肇・松田安昌訳. シーエービー出版社.
- Hashiguchi, Yoshihiro. 2008. "China's Reform of State-Owned Enterprises and Their Speed of Employment Adjustment." *Journal of International Cooperation Studies*, 16, pp. 185-198.
- Koopman, Siem Jan; Shephard, Neil; Doornik, Jurgen A. 1999. "Statistical Algorithms for Models in State Space Using SsfPack 2.2." *Econometrics Journal*, 2, pp. 113-166.
- 丸川知雄. 2002. 『労働市場の地殻変動』シリーズ現代中国経済3. 名古屋大学出版会.
- 中兼和津次. 1999. 『中国経済発展論』有斐閣.
- 和田義郎. 1997. 「中国国有企業改革の分析: 経済開発と企業」『開発援助研究』4(4) pp. 99-147.
- Zheng, Jinghai. 2001. "A Comparative Study of Employment Adjustment in Chinese Enterprises: 1986-1990." *Economics of Planning*, 34, pp. 73-88.

# China's Reform of State-Owned Enterprises and the Change of Their Employment Adjustment: A Bayesian Estimation of State Space Models

HASHIGUCHI Yoshihiro<sup>\*</sup>

## Abstract

After the start of China's reform and opening up policy in 1978, Chinese economy has experienced rapid growth. The growth, however, has depended mainly on non state-owned enterprises ( SOEs ) and China's SOEs have been operating at a loss and suffered from a redundant labor problem. Although the reform of SOEs should have been put in the central to China's reform and opening up policy, it could not produce a desired result.

Despite the fact that the reform of SOEs has been carried out since 1978, why did SOEs' redundant labor increase? Did the reform actually have an effect on their over manning problem? In this paper, we focused on the speed of SOEs' employment adjustment for the redundant labor, and attempted to statistically verify whether the SOEs' reform contributed toward the speed up of the employment adjustment. As the statistical methods for our analysis, a state space model was constructed to allow the employment adjustment parameter to be time-varying, and it was estimated with the Bayesian method using long-term time series data ( 1953 - 2001 ) of China's SOEs. The Bayesian posterior distribution was approximated by Markov Chain Monte Carlo methods. We also made the statistical test, which was proposed by de Jong and Penzer ( 1998 ) for the changes of the parameters.

According to our empirical results, the speed of employment adjustment did not change significantly except for the period of the 1st five-year plan ( 1953 - 57 ). It

---

<sup>\*</sup> Researcher, Graduate School of Economics, Kobe University.

seems that the SOEs ' reform did not have the effect of accelerating the employment adjustment, and thereby their redundant labor did not decreased.