

日中マクロ経済統計の構造変化と生産平準化の計量分析*

王 海 東

1. 序

中国が改革開放政策を実行して以来の急速な経済成長と発展は世界の人々に注目され、この20年間における国民総生産の成長率は平均で8%を上回って着実である。しかし、経済が発展する一方で、重大な未解決の諸問題が残された。

まず、失業問題である。中国の人口は世界の中で最大であり、改革開放に伴って、都市の失業人口は一層急増し、土地さえ持っていないこの人たちは生活するため安い賃金で働くしかない。また社会保障が完備せず、長期的に見れば社会の不安定の要因になるのではないだろうか？

次には、貧富の格差が拡大する問題である。「先富起来」というやり方で一部の人たちは確かに豊かになったが、わずかな数に過ぎない。先に金持ちになった人たちには後ろの貧乏な人たちを全然引っ張る気がないように見える。特に農村に住む農民たちにとって農産物の価格が非常に低く、彼らは一生懸命働くとしても、子供の通学とか、医療保険などのような問題を解決することは出来ないようである。

更に、人口政策の問題である。中国は「一人っ子政策」を実行して以来、ある意味では人口対策として役に立ったが、少し考えてみると将来の子どもたちの負担が厳しくなるはずである。何故かという、二つの「一人っ子」家庭を組み合わせると、子どもは各々一人ずつである一方、負担する老人の数が平均4人であるため（社会保障制度が完璧ではないことを前提とする）、短期的には人口の数を有効に制御できたが、人々の生活のレベルは低下し続けるだろう。時間が少し経つと、労働力が豊富な国ではなく、人口が多いのに働ける人の数が少なくなるであろう。即ち高齢社会になるのではないかと考えられる。

最後に、生産構造の問題である。世界に「世界の工場」と言われた中国は、生産要素の面で考えて見れば、資本は外国から輸入しており、生産の技術も外国から導入していて、固有の生産要素は労働力だけである。但し労働力の賃金が非常に低い。このような生産構造の状態では雇用が多少増加しても、余剰労働力にはまだ余裕があるということになるであろう。しかし、これは高成長した経済では高い賃金が要求されることと矛盾し、このようなバランスが非常に弱く、少し外部的な要因が発生すると、このバランスがすぐに崩れ、深刻な社会的問題になるのではないだろうか？

中国の改革開放政策は完了したとは言えないが、この様に諸矛盾を内包しつつ高度成長を続けている中国の経済成長の今後における行方を分析する場合、公表されているマクロ経済統計に見受けられる問題点を日本のデータとの比較において検証することは意味のあることと考える。特に1990年代における中国マクロ経済統計においては、GDPの高成長と並んで雇用水準・消費者物

* 本稿の作成にあたり広島大学経済学部、松浦克己、小瀧光博、宜名眞 勇の各教授から貴重なコメントをいただいた。なお起こりうる誤りについてはすべて筆者の責任である。

価水準が減少し、エネルギー消費があまり増大しないなど韓国や日本とは大きく異なる不整合性が指摘されている (Rawski (2002))。中国のマクロ経済統計のなかのある種の整合性の問題については統計データ構築の過程に問題点を見る議論が従来から存在している (Krugman (1994), Rawski (2002)、等)。本論文はこの問題にアプローチするのに全く異なる方法を採用し、国際比較を試みる。それは、Zivot and Andrews (1992) が用いたいわゆる内生的構造変化点 (Endogenous Break Point) の計測を伴う単位根検定の手法であり、中国のマクロ経済データにおけるように、内部の整合性に問題があるといわれる場合、この手法において見出される構造変化点 (Break Point) にある特有のパターンないしは不規則性が見られる可能性がある、とする仮定を設定し、その統計的検証を試みる。このような検証は日本についての同様な計測から得られる結果との比較、並びにZivot and Andrewsによるアメリカの検証結果との比較によって行うことができるであろう。

Zivot and Andrews (1992) は、Perron (1989) による外生的構造変化を考慮した単位根検定の方法を発展させたものである。いずれの場合もNelson and Plosser (1982) における、マクロ経済データに単位根が存在する場合のマクロ経済学の実証的問題、即ち、非定常時系列同士の回帰分析における見せかけの回帰の問題に対する単位根検定上の留意点としての、構造変化を取り入れることの重要性を論じている。前二者におけるアメリカの長期データにおける構造変化点としては1929年が圧倒的に多く検出されが、それはこの年に生じた経済的変動の持つ経済的重要性から見て当然と考えられている。定常な時系列を用いる実証的分析を行う場合には、一旦構造変化点を検出され、時系列がトレンドの回りで定常と判断される場合、時系列モデルとして操作することによって定常な確率モデルを導くことができる。もしもトレンドを当てはめても非定常な時系列と判断される場合には帰無仮説の想定する構造変化のない非定常時系列と考えて階差法による定常化を計ることになる。本稿の第2の論点として、マクロ統計データの整合性のチェックから派生してくる定常時系列を用いて、先進諸国で顕著なマクロ経済学的逆説の一つである生産平準化の問題を定常時系列に変換された中国のデータに適用することを試みる。企業が限界費用の上昇局面で操業を行う場合、需要の確率的変動に対して在庫ストックをバッファとして用いて生産量の変動を相対的に小さくすることによって生産費を節減することができる。しかしながら多くの先進諸国ではこの教科書的な命題が妥当しないことが広く知られている (Blinder (1986)、宜名真 (1996・1999)、等)。本稿では、日本のマクロデータに関するZivot and Andrews (1992) モデルによる単位根検定を行うとともに、定常時系列を用いた生産平準化仮説の検証も行ない中国についての結果と比較する。

2. 構造変化を伴うタイムトレンドを含む時系列の単位根検定

①まず、時系列変数の定常性 (stationary) を調べる。定常性とはある確率過程に従う時系列 y_t において

$$\text{平均: } E(y_t) = \mu \text{ (一定)、} \forall_t$$

$$\text{分散: } \text{Var}(y_t) = \sigma^2 \text{ (一定)、} \forall_t$$

$$\text{共分散: } \text{Cov}(y_t, y_{t+i}) = \sigma_i, i \neq 0$$

の条件が成立すること、言い換えると y_t の平均 μ と分散 σ^2 が時間を通して不変であり、共分散 $\sigma_{t, t+1}$ では y_t と y_{t+1} の間隔の長さだけに依存しているという条件を満たすことを意味する。もしこれらの条件を満たさない場合、時系列を非定常時系列という。

時系列分析において、重要なことは時系列変数が定常か、非定常か判断すること、更に非定常時系列から、定常時系列への変換を行うことである。なぜかという、普通のマクロ経済変数(年次、四半期月次、日次等)は確率的な、また非確率的なトレンドを持つ場合が多い。これを処理しなければ、分析に際して見せかけの回帰(spurious regressions)が発生することが多い。このことはGranger and Newbold (1974) の論文で指摘された。また見せかけの回帰がある場合には、最小二乗法(ordinary least squares)で方程式を推定した結果のDurbin-Watson統計量が非常に低く、また決定係数 R^2 が非常に高くなり、パラメータ推定値の t 統計量も大きくなるというように本来互いに無関係の経済変数の間に強い関係が存在するように見えるという結果が得られる上に、更に標準的な仮説検定が適用できなくなるという問題が生じる。

ある時系列が定常か、非定常かを判断するには単位根検定を行う。その理論としてはDickey and Fuller (1979) が提出して以来多くの種類の検定法が開発されている。例えば、Phillips and Perron (1988)、Perron (1989)、Zivot and Andrews (1992)、等である。ここではPerron (1989) が導入したところの、外生的構造変化を伴う確定的トレンドを持つ時系列の単位根検定の手順を紹介する。本稿で用いられるZivot and Andrews (1992) のモデルはこのPerronの手法を発展させたものである。彼の論文ではある時系列 $\{y_t\}(0 \dots T)$ がゼロでない確定的トレンドと単位根を持つと仮定し、そのトレンドにはある時点 $(1 < T_b < T)$ で一つの外生的な構造変化が発生すると仮定して以下の3つのモデルを想定して分析を行う。

帰無仮説 $H_0: \alpha = 1$

$$\text{モデル(A)}: y_t = \mu + dD(TB)_t + y_{t-1} + e_t \tag{1.1}$$

$$\text{モデル(B)}: y_t = \mu_t + (\mu_2 - \mu_1) DU_t + y_{t-1} + e_t \tag{1.2}$$

$$\text{モデル(C)}: y_t = \mu_t + dD(TB)_t + (\mu_2 - \mu_1) DU_t + y_{t-1} + e_t \tag{1.3}$$

ここで、1期から T_b 期までと $T_b + 2$ 期以降 T 期(最終期)まで $D(TB)_t = 0$ 、また $T_b + 1$ 期において $D(TB)_t = 1$ である。それから、1期から T_b 期まで $DU_t = 0$ 、 $T_b + 1$ 期から T 期まで $DU_t = 1$ である。 $A(L)e_t = B(L)v_t$ はラグオペレータ L に関する p 期と q 期のオーダーの多項式であり、誤差項 e_t が確率変数 v_t に関して $ARMA(p, q)$ と表されることを意味している。ここで $v_t \sim iid(0, \sigma_v^2)$ とし、 p と q は未知パラメータとする。

モデル(A)は時系列のレベルにおける外生的な変化を仮定する。モデル(B)は成長率における外生的な変化が発生すると仮定する。モデル(C)は両方の外生的な変化を仮定する。

対立仮説 $H_1: \alpha < 1$

$$\text{モデル(A)}: y_t = \mu_1 + Bt + (\mu_2 - \mu_1) DU_t + e_t \tag{1.4}$$

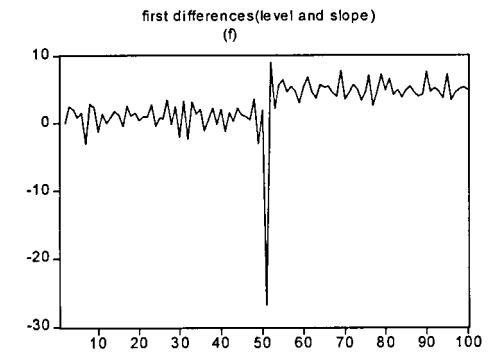
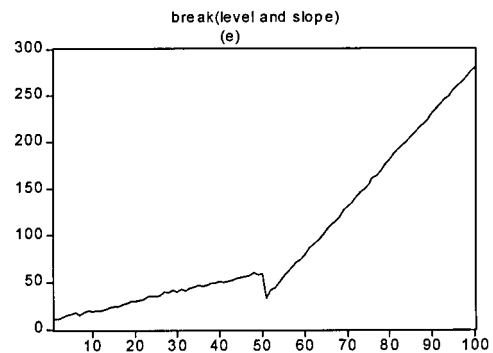
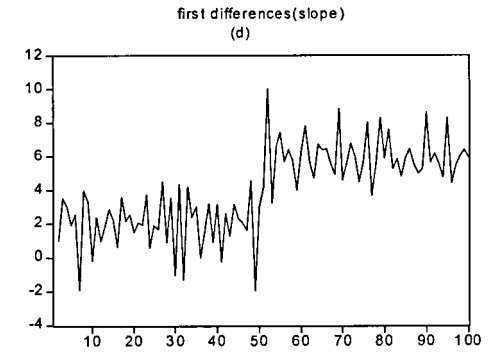
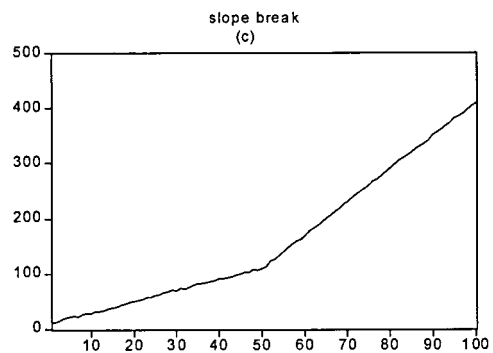
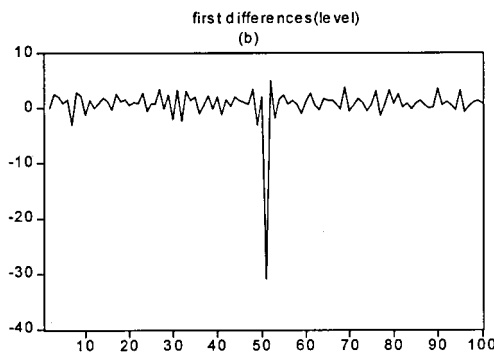
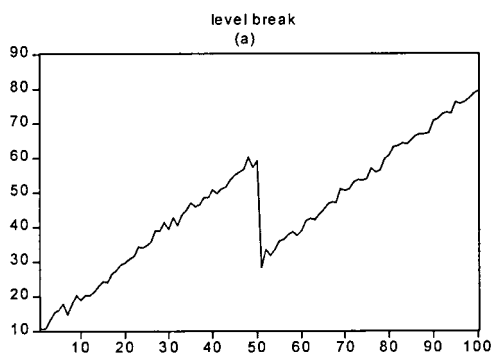
$$\text{モデル(B)}: y_t = \mu + B_1 t + (\beta_2 - \beta_1) DT_t^* + e_t \tag{1.5}$$

$$\text{モデル(C)}: y_t = \mu_1 + Bt + (\mu_2 - \mu_1) DU_t + (B_2 - B_1) DT_t^* + e_t \tag{1.6}$$

1期から T_b 期までは $DT_t^* = 0$ 及び $DT_t = 0$ 、そして $T_b < t$ 期において $DT_t^* = t - T_b$ 、 $DT_t = t$ である。 T_b は外生的な構造変化が発生する時点を表している。

これらのモデルを視覚的に表現したものが図1のパネル(a)から(f)である。パネル(a)、(c)及び(e)は時系列変数の水準(level)がたどる経路を示しており、(a)と(e)における切片のシフトはネガテ

イブのものと想定している。また(c)と(e)における傾き（成長率）のシフトはポジティブなものを考えている。一方、パネル(b)、(d)及び(f)は時系列の一階の階差がたどる経路を示している。実際のモデル選択においてはこれらの構造変化パターンを典型例と見つつ、出来るだけ当てはまりの良いモデルを選択する必要がある。本稿で採用するZivot and Andrewsの内生的構造変化モデルは、Perronによるこれら3つのモデルを受け継ぎながらも構造変化点（Break Point）の決定はラグ変数のパラメータのとり値の規模で決定される。ただ、モデルの選択ではPerron（1989）同様視覚に頼っている。これに対して本稿ではモデル間の選択の基準として t 値の（絶対値の）規模をモデル間で比較し、帰無仮説が最も棄却される可能性の高いモデルを選択するという客観的な基準を用いることとする。中国のマクロデータの場合視覚に頼る判断ではモデル間の選択に多大な困難が存在したためである。本稿ではこのような見方に立って、個々の時系列変数について3つのモデルを全て計測し、ラグ変数のパラメータの t 値（帰無仮説では1と仮定する）の絶対値が最大になるものを選択する。



Perronが使用した三つ方程式は拡張したDickey-Fuller (ADF) 単位根検定式である：

$$y_t = \hat{\mu}^A + \hat{\theta}^A DU_t + \hat{\beta}^A t + \hat{d}^A D(T_B)_t + \hat{\alpha}^A y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \hat{c}_j^A \Delta y_{t-j} + \hat{e}_t \quad (A)$$

$$y_t = \hat{\mu}^B + \hat{\theta}^B DU_t + \hat{\beta}^B t + \hat{\gamma}^B D(T_B^*)_t + \hat{\alpha}^B y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \hat{c}_j^B \Delta y_{t-j} + \hat{e}_t \quad (B)$$

$$y_t = \hat{\mu}^C + \hat{\theta}^C DU_t + \hat{\beta}^C t + \hat{\gamma}^C DT_t^* + \hat{d}^C D(T_B)_t + \hat{\alpha}^C y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \hat{c}_j^C \Delta y_{t-j} + \hat{e}_t \quad (C)$$

これらのモデルにおいて、母集団パラメータによって帰無仮説と対立仮説は以下のように特徴付けられる。

帰無仮説：

モデル (A) : $\alpha^A=1, \beta^A=0, \theta^A=0$ これは” crash model” 仮説という

モデル (B) : $\alpha^B=1, \gamma^B=0, \beta^B=0$ これは” breaking slope model” 仮説という

モデル (C) : $\alpha^C=1, \gamma^C=0, \beta^C=0$

そして d^A, d^C, θ^B は0ではないことである。

対立仮説：

全てのモデル (A,B,C) については： $\alpha^A, \alpha^B, \alpha^C < 1, \beta^A, \beta^B, \beta^C \neq 0, \theta^A, \theta^C, \gamma^B, \gamma^C \neq 0$

また、 d^A, d^C, θ^B は0に近いことである。

以上のモデルにより、アメリカのマクロデータを分析する場合Break Pointは1929年と1973年と仮定される。係数 λ (発生した時点は既知とする)は外生変数としてモデル (A,B,C) のなかに代入されるが、その時

$$t_{\alpha}^i(\lambda), i=A,B,C$$

の統計量の大きさは、観測された標本数(T)と発生したBreakの位置(T_B)の比率 $\lambda=T_B/T$ に依存する。もし

$$t_{\alpha}^i(\lambda) < k_{\alpha}(\lambda)$$

であれば、帰無仮説を棄却し、対立仮説を採択する。 $k_{\alpha}(\lambda)$ は推定するモデルの漸近分布理論下での臨界値である。Perronはこの臨界値の有意水準の表を作ったが、標本数が小さい場合漸近的臨界値を用いることは危険であり、その際使用できる標本数に対する臨界値を求めるためのSimulationが必要となることも考えられる。本稿で中国のマクロデータを取り扱う場合、しばしば臨界値を計測する必要が生ずるのは標本数が21と極めて限られているからである。ところで、もし構造変化が発生する時点が未知とすれば、それに対してどのように分析を行うのか？Zivot and Andrews (1992) は、Perronが外生的に与えられるとした構造変化時点 (Break Point) をモデルの中で内生的に決定するアプローチを取る単位根検定の方法である。

2-1. 単位根検定

本稿では、Zivot and Andrews (1992) のモデルを用いて中国のマクロデータ¹を分析する。中国

¹ データの出典は中嶋 誠一 著「中国長期経済統計」ジエトロ (日本貿易振興会)、2002年

のマクロデータについての変数の定義は次の通りである：

YR：実質国民総支出

IR：実質投資

XR：実質輸出

MR：実質輸入

GR：実質政府消費支出

CR：実質民間消費支出

WN：一人当たり賃金

SR：実質販売量（YR-IISR）

IISR：実質在庫投資

KR：実質資本ストック

観測期間：1978年～1998年

標本数：21

Zivot and Andrews (1992) における内生的な構造変化点の決定は、以下のモデル((D)、(E)及び(F)) (これらはPerron (1989) のモデル((A)、(B)、(C))と同一である) をOLS推定する際計測される $\hat{\alpha}$ の t 値を各ダミー変数の開始期に関して最小化 (絶対値の最大化) することによって与えられる。具体的には次のモデルを用いる (ここでダミー変数の定義はPerron (1989) と同一である)：

$$y_t = \hat{\mu}^A + \hat{\theta}^A DU_t(\hat{\lambda}) + \hat{\beta}^A t + \hat{\alpha}^A y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \hat{c}_j^A \Delta y_{t-j} + \hat{e}_t \quad (D)$$

$$y_t = \hat{\mu}^B + \hat{\beta}^B t + \hat{\gamma}^B DT_t^*(\hat{\lambda}) + \hat{\alpha}^B y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \hat{c}_j^B \Delta y_{t-j} + \hat{e}_t \quad (E)$$

$$y_t = \hat{\mu}^C + \hat{\theta}^C DU_t(\hat{\lambda}) + \hat{\beta}^C t + \hat{\gamma}^C DT_t^*(\hat{\lambda}) + \hat{\alpha}^C y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \hat{c}_j^C \Delta y_{t-j} + \hat{e}_t \quad (F)$$

ここでラグ次数 k は： $1 \leq k \leq 8$ の範囲で推定した $\Delta y_{t,j}$ の係数 $\hat{c}_j^i, i=A,B,C$ の t 値が1.6 (絶対値) を越えるときの整数の最大値とする。中国の標本数が少ないため、モデル(D,E)に対して k の範囲は $1 \leq k \leq 7$ とし、また、モデル(F)に対しては $1 \leq k \leq 6$ とする。

Zivot and Andrewsモデルを用いて時系列データの構造変化点を計測するために本稿で採用するアルゴリズムは以下の通りである。即ち各変数についてモデル(D)、(E)、及び(F)をそれぞれOLSで推定し $\hat{\alpha}$ の t -値を求める。その際各モデルのダミー変数の開始期、即ち構造変化点(T_b)の次の期を第二期から第($T-1$)期まで連続的にズラしながら繰り返し推定を行う。この操作を行うことによって各モデルの中での t -値の最小値を得ることが出来るが、本稿のアプローチはこれらの最小値の中の最も小さい t -値を与えるモデルを選択することである。それは、データのグラフから視覚的にモデルを識別することが必ずしも容易ではないこと、そして視覚的に妥当と思われるモデルの t -値と、それより小さい t -値を与えるモデルが他に存在し、これらの t -値を用いた単位根検定が異なる判断に導く場合、視覚的な識別に固執することが困難であることによる。表1は各変数毎にこのように計測した t -値とそれに対応する構造変化点(T_b)を示している (この計算に用い

たプログラムを付録1で示している)。

表 1

	T_b	D	T_b	E	T_b	F
YR	1989	-7.21888	1992	*-22.8026	1992	-17.5873
CR	1993	-4.20111	1996	-46.7852	1995	*-469.391
IISR	1989	-3.73243	1997	*-53.434	1993	-32.0082
KR	1994	-0.39581	1991	-18.8	1994	*-41.5967
SR	1989	-4.40124	1994	*-21.2762	1991	-13.7177
XR	1994	*-31.1186	1990	-3.17811	1992	-6.48722
GR	1997	0.282887	1994	*-8.13322	1994	-3.1926
IR	1989	-3.02855	1995	-5.72425	1994	*-6.31614
MR	1994	1.788551	1993	-26.3461	1992	*-108.85
WN	1993	0.334778	1994	-11.9075	1994	*-21.8777

ここでは各変数の属するモデルを決めるとともに k 値も計算される。*が付いている数字は計算された三つモデル(D,E,F)のなかで、最小の t -値であり、表2のように表示される。

表 2

変数	YR	CR	IISR	KR	SR	XR	GR	IR	MR	WN
モデル	E	F	E	E	E	D	E	F	F	F
k	7	6	7	6	7	7	7	5	6	6
T_b	1992	1995	1997	1994	1994	1994	1994	1994	1992	1994

Zivot and Andrews (1992) は単位根検定のための漸近的臨界値を与えているが、本稿で用いる中国経済のマクロデータについては、標本数の制約から彼らの臨界値を用いることは非現実的である。単位根検定の小標本での臨界値を得るために本稿では彼らのアルゴリズムに従ってモンテカルロ実験を行った。彼らはその臨界値を計算するために一つの仮定を設ける。即ち各変数の一階階差を取ったもの(それを $(\Delta y_{t,j})$ としよう)は $ARMA(p,q)$ 過程に従うと仮定する。その誤差項(e_t としよう)が正規分布に従うと考え、ドリフト項を持つ $ARMA(p,q)$ モデルとして

$$\Delta y_t = \hat{\mu} + \sum_0^p \hat{\theta}_l \Delta y_{t-l} + e_t + \sum_0^q \hat{\phi}_l e_{t-l}$$

を想定する。ここでパラメータ p と q について、 $p \leq 5, q \leq 5$ の制約条件の下で、Akaikeの情報基準量(AIC)の値を最小化する p と q の値を選ぶことにする。計算した結果が表3に示されている。ここで「標準偏差」とはARMAモデルの誤差項の分散の推定値 $\hat{\sigma}^2$ の正の平方根である。ここで用いたモデル選択のプログラムを付録2で示している。

表 3

変数	YR	CR	IISR	KR	SR	XR	GR	IR	MR	WN
ARMA	(1,5)	(1,2)	(2,5)	(1,4)	(5,4)	(5,4)	(4,4)	(3,3)	(4,4)	(5,3)
標準偏差	13.546	13.1			2.6108	17.868	11.293	13.549	2.1481	9.0846

Zivot and Andrewsの単位根検定に必要な臨界値を計算するためにここで得られたARMA構造の誤差に関する標準偏差を標準正規乱数に乗じてARMAモデルの誤差項を生成しモンテカルロシミュレーションを行った(付録3参照)。ARMA式で生成された階差のシミュレーション値をレベル(y_t)に変換した後モデル(D)、(E)、及び(F)を推定し(その場合には各変数毎に使用するモデルが既に決定済みである)、最小のt-値を反復して記録するがその際に使用される(y_t)の初期値には0ではなく現実値を用いた、本稿におけるように小標本のためのシミュレーションではこの差を無視できない可能性があると考えたためであるが、これらの両方を試みた結果ではほとんど差異は見られなかった。実験ではモデル(D)、(E)、(F)における $\hat{a}_{y,t}$ に関し帰無仮説 $H_0: \alpha=1$ のt値の最小値を求める。この推定を5000回繰り返して、得られた5000個のt値の最小値を昇順に並べ替えて、第50番目と51番目、第250番目と251番目、第500番目と501番目、第750番目と751番目の平均値を1%、5%、10%、15%有意水準の臨界値とした。その結果は表4に与えられている

表 4

変数	YR	CR	IISR	KR	SR	XR	GR	IR	MR	WN
モデル	E	F	E	F	E	D	E	F	F	F
1%	-40.33	-12.66	-57.91	-15.84	-45.74	-40.74	-57.51	-13.57	-22.8	-24.16
5%	-15.76	-7.46	-32.58	-10.07	-19.77	-19.68	-24.54	-10.27	-15.21	-15.94
10%	-10.94	-5.706	-24.41	-8.081	-13.54	-13.87	-16.3	-8.963	-12.48	-12.98
15%	-8.711	-4.602	-19.33	-6.775	-11.01	-11.17	-12.92	-8.184	-10.9	-11.37

これらの臨界値を表1のt-値の最小値と比べた結果、IRとGR以外のすべての変数は定常と判断される。言い換えると、ある時点でbreakが発生すると仮定すると、帰無仮説は棄却され、対立仮説が採択されると判定される。その際使用されるモデルと変数の和分次数は表5に表示されている。

表 5

変数	YR	CR	IISR	KR	SR	XR	MR	WN
モデル	E	F	E	F	E	D	F	F
単位根検定	I(0)	I(0)	I(0)	I(0)	I(0)	I(0)	I(0)	I(0)

表1で示されている各変数のt-値を表4で与えられている臨界値と比較することによって単位根検定を行った結果、投資(IR)と政府支出(GR)については帰無仮説が棄却されず、これらの変数を定常時系列に変換するには階差を用いる必要があること、また他の諸変数は構造変化を伴うトレンド回りの定常時系列であることが明らかとなった。トレンド回りの定常時系列と判断される場合の各変数に対応するモデルは表2と表5の2行目に与えられている。この判断を導く際に用い

た有意水準はCR, KR, 及びMRが1%, YR, IISR, SR, XR 及びWNが5%である。上記IRとGRについては、表4に掲げる15%までの有意水準を適用しても帰無仮説を棄却できなかった。

そこでこれらの2変数については階差に関するADF検定を行って和分次数を決定することとなるが、その場合の標本の規模を考慮してBootstrap法を用いて検定の臨界値を計算した(付録4参照)。そのためのラグ数決定の基準としてはAICを用いた。まず、IRについてはAICを最小にするラグ数がゼロとなり、次式を得た。括弧の中はt-値である：

$$\Delta IR_t = 1.83744 + 0.104916 IR_{t-1} \\ (2.484771)$$

Akaike基準量：AIC=10.05016

自由度修正済み決定係数： $\bar{R}^2=0.214034$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.643$, $\tau_{0.05}=-1.795$, $\tau_{0.1}=-1.390$

以上の結果によりIRはいずれも臨界値を越えず、非定常時系列と判断される。そこでもう一回階差を取って、単位根検定を続ける。ここでもラグ数はAICによって決定された：

$$\Delta^2 IR_t = 20.40279 - 0.41064 \Delta IR_{t-1} \\ (-2.102745)$$

AIC=10.11169

$\bar{R}^2=0.159724$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.855$, $\tau_{0.05}=-1.387$, $\tau_{0.1}=-1.753$

5%の有意水準を適用すると、 ΔIR_t がI(0)であるからIRはI(1)である。

GRに関してもIRと同じ方法で分析する：

$$\Delta GR_t = -13.12833 + 0.319177 GR_{t-1} - 0.337378 \Delta GR_{t-1} - 0.223166 \Delta GR_{t-2} \\ (2.461884) \\ -0.147754 \Delta GR_{t-3} - 1.573843 \Delta GR_{t-4} + 0.316364 \Delta GR_{t-5}$$

AIC=6.902922

$\bar{R}^2=0.610326$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-6.291$, $\tau_{0.05}=-2.949$, $\tau_{0.1}=-1.890$

ここでは GR_{t-1} の係数のt-値がいずれの臨界値も越えず、この変数のレベルについては非定常という結果が得られる。次にこの変数の階差に関しては次の推定結果が得られた：

$$\Delta^2 GR_t = 2.056733 + 0.0374 \Delta GR_{t-1} - 0.479696 \Delta^2 GR_{t-1} - 0.23338 \Delta^2 GR_{t-2} \\ (0.078848) \\ -0.293673 \Delta^2 GR_{t-3} - 1.1519 \Delta^2 GR_{t-4}$$

AIC=7.333543

$\bar{R}^2=0.424557$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-4.401$, $\tau_{0.05}=-2.365$, $\tau_{0.1}=-1.617$

ここでも関連するt-値がいずれの臨界値も越えず1階の階差も非定常である。そこで更に2階の階差の定常性を検定するために次式を得た：

$$\Delta^3 GR_t = 2.400878 - 3.077569 \Delta^2 GR_{t-1} + 1.625966 \Delta^3 GR_{t-1} + 1.413787 \Delta^3 GR_{t-2} \\ (-5.298307) \\ + 1.131621 \Delta^3 GR_{t-3}$$

$AIC=7.2009$

$\bar{R}^2=0.7866$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-3.811, \tau_{0.05}=-2.138, \tau_{0.1}=-1.532$

この場合には1%の有意水準で定常となる。従って、変数GRの和分次数はI(2)である。

2-2 日本の場合

モデルD,E,Fを用いて日本の各変数を分析し、構造変化点(TB)とt-値の最小値(*印)を求めた結果を表6に示してある。

表6

	TB	D	TB	E	TB	F
JXR	1996	-3.332901	1996	*-3.668028	1995	-3.6552
JYR	1998	*-4.142755	1976	-2.874666	1980	-3.272972
JCR	1983	*-4.26239	1997	-2.839974	1983	-4.133432
JISR	1988	*-5.780263	1996	-3.246854	1988	-5.451854
JKR	1987	-3.202733	1986	*-5.135641	1985	-4.943784
JSR	1983	-3.985148	1976	-3.136959	1983	*-4.138627
JGR	1986	-3.248328	1976	*-4.551041	1980	-4.283773
JIR	1988	*-4.647767	1997	-3.508813	1995	-3.964808
JMR	1980	-4.442951	1987	-5.940348	1985	*-6.760741
JWN	1992	-4.928595	1993	-5.394187	1993	*-5.465661

表7は各変数について用いられた内生的構造変化計測のモデルと各方程式におけるラグの次数を示している。

表7

変数	JYR	JCR	JISR	JKR	JSR	JXR	JGR	JGR	JIR	JMR
モデル	D	D	D	E	F	E	E	D	F	F
k	8	7	7	6	8	1	8	5	7	8

表6のt-値により構造変化点を検索するための臨界値を中国のデータの場合と同様にモンテ・カルロ実験により計算し、使用されたモデルと共に表8に示してある。

表 8

変数	JYR	JCR	JHSR	JKR	JSR	JXR	JGR	JGR	JIR	JMR
モデル	D	D	D	E	F	E	E	D	F	F
1%	-7.875	-7.87	-8.029	-11.34	-8.944	-8.987	-12.16	-9.375	-8.665	-11.25
5%	-6.534	-6.669	-6.701	-8.066	-7.162	-7.213	-10.14	-7.761	-7.22	-8.767
10%	-5.957	-6.126	-6.079	-7.022	-6.432	-6.551	-8.989	-6.917	-6.644	-7.738
15%	-5.601	-5.783	-5.698	-6.457	-6.027	-6.187	-8.222	-6.43	-6.272	-7.219

これらの臨界値と表 6 で与えられている t -値の最小値を比較すると、5%の有意水準の下で全ての変数の関連する t -値が臨界値より大きい（右側にある）ことによってそれらが単位根を持つと判断される。これは中国のデータの場合と比較して、全く違うことである。そのため日本のマクロデータについてはトレンド定常ではなく、和分次数の決定のためには階差系列を分析しなければならないことが分かる。しかしながら、この場合においても標本数に関して、中国の場合より多少大きいとは言え通常の臨界値を適用することは非現実的であると考えられる。そこで、中国の場合と同様の手続きにより単位根検定の臨界値を計算した。ラグ数の決定は上と同様 AIC による。

GDPのレベル：

$$\Delta JYR_t = 10775.44 - 0.010662 JYR_{t-1} + 0.346149 \Delta JYR_{t-1} \\ (-1.021606)$$

$$AIC = 20.37716$$

$$\bar{R}^2 = 0.073108$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01} = -2.4839$, $\tau_{0.05} = -1.6724$, $\tau_{0.1} = -1.2986$

この場合10%の有意水準でも単位根の存在を否定できない。そこで2階の階差に関して次式を得た。

$$\Delta^2 JYR_t = 7434.481 - 0.650767 \Delta JYR_{t-1} \\ (-3.394051)$$

$$AIC = 20.34924$$

$$\bar{R}^2 = 0.259617$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01} = -2.5215$, $\tau_{0.05} = -1.7403$, $\tau_{0.1} = -1.3248$

ここでは1%の水準で単位根の存在を否定でき、 JYR の和分次数は $I(1)$ と判断される。

輸出のレベル：

$$\Delta JXR_t = 873.8037 + 0.036204 JXR_{t-1} \\ (2.143974)$$

$$AIC = 17.63103$$

$$\bar{R}^2 = 0.103959$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01} = -2.692$, $\tau_{0.05} = -1.792$, $\tau_{0.1} = -1.377$

この変数のレベルには単位根が存在していると考えられる。そこで2階の階差に関して次式を得た。

$$\Delta^2 JXR_t = 2165.275 - 1.092593 \Delta JXR_{t-1} + 0.334039 \Delta^2 JXR_{t-1} \\ (-4.044889)$$

$$AIC=17.73694$$

$$\bar{R}^2=0.37113$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.492$, $\tau_{0.05}=-1.715$, $\tau_{0.1}=-1.331$

関連する t -値は1%の水準で単位根の存在を否定する。よって日本の輸出は $I(1)$ 変数である。

消費のレベル：

$$\Delta JCR_t=8216.235-0.008745JCR_{t-1} \\ (-0.971518)$$

$$AIC=19.01258$$

$$\bar{R}^2=-0.001815$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.538$, $\tau_{0.05}=-1.695$, $\tau_{0.1}=-1.326$

レベルに関しては非定常である。そこで2階の階差に関する次式を推定した。

$$\Delta^2 JCR_t=4366.277-0.68173 \Delta JCR_{t-1} \\ (-3.101268)$$

$$AIC=19.00775$$

$$\bar{R}^2=0.223157$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.630$, $\tau_{0.05}=-1.740$, $\tau_{0.1}=-1.306$

ここで JCR の1階階差変数は1%水準で定常と判断される。よってそのレベルの和分次数は $I(1)$ である。

販売量：

$$\Delta JSR_t=10898.47-0.010575JSR_{t-1}+0.330326 \Delta JSR_{t-1} \\ (-1.0792)$$

$$AIC=20.25516$$

$$\bar{R}^2=0.064422$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.503$, $\tau_{0.05}=-1.713$, $\tau_{0.1}=-1.300$

レベルに関して非定常と考えられる。1階の階差に関する次式を推定した。

$$\Delta^2 JSR_t=7593.689-0.665749 \Delta JSR_{t-1} \\ (-3.382883)$$

$$AIC=20.23139$$

$$\bar{R}^2=0.258232$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.561$, $\tau_{0.05}=-1.695$, $\tau_{0.1}=-1.315$

すべての有意水準に関して単位根の存在が否定される。よって JSR の和分次数は $I(1)$ である。

政府支出のレベル：

$$\Delta JGR_t=1019.325-0.002922JGR_{t-1} \\ (-0.361072)$$

$$AIC=14.93583$$

$$\bar{R}^2=0.028862$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.397$, $\tau_{0.05}=-1.724$, $\tau_{0.1}=-1.354$

レベルに関して非定常である。1階の階差に関して次式を得た。

$$\Delta^2 JGR_t=1073.790-1.144546 \Delta JGR_{t-1} \\ (-6.263674)$$

$$AIC=14.94348$$

$$\bar{R}^2=0.560334$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.301, \tau_{0.05}=-1.534, \tau_{0.1}=-1.204$

1%の水準で定常であり、レベルの和分次数は $I(1)$ である。

輸入のレベル：

$$\Delta JMR_t = 799.6284 + 0.01902 JMR_{t-1} + 0.677579 \Delta JMR_{t-1} - 0.568796 \Delta JMR_{t-2} \\ (0.564623)$$

$$AIC=18.12016$$

$$\bar{R}^2=0.307982$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.607, \tau_{0.05}=-1.837, \tau_{0.1}=-1.406$

このレベル変数は非定常である。

$$\Delta^2 JMR_t = 1228.02 - 0.828775 \Delta JMR_{t-1} + 0.537131 \Delta^2 JMR_{t-1} \\ (-4.533888)$$

$$AIC=18.06568$$

$$\bar{R}^2=0.394418$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.633, \tau_{0.05}=-1.775, \tau_{0.1}=-1.323$

この場合すべての有意水準で階差変数が定常となり、レベルの和分次数は $I(1)$ と判断される。

投資のレベル：

$$\Delta JIR_t = 3010.8624 - 0.011187 JIR_{t-1} + 0.847206 \Delta JIR_{t-1} - 0.554729 \Delta JIR_{t-2} \\ (-0.567358)$$

$$AIC=18.9838$$

$$\bar{R}^2=0.0378138$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.7264, \tau_{0.05}=-1.7741, \tau_{0.1}=-1.3577$

10%の水準でもレベル変数は非定常と判定される。

$$\Delta^2 JIR_t = 2235.536 - 0.724557 \Delta JIR_{t-1} + 0.561379 \Delta^2 JIR_{t-1} \\ (-4.295974)$$

$$AIC=18.92944$$

$$\bar{R}^2=0.376198$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.5703, \tau_{0.05}=-1.7579, \tau_{0.1}=-1.3553$

1%水準でも定常となり、従って投資のレベル変数の和分次数は $I(1)$ である。

資本ストック：

$$\Delta JKR_t = 7652.379 + 0.009339 JKR_{t-1} + 1.200299 \Delta JKR_{t-1} - 0.531343 \Delta JKR_{t-2} \\ (2.435473)$$

$$AIC=18.70216$$

$$\bar{R}^2=0.947799$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.690, \tau_{0.05}=-1.764, \tau_{0.1}=-1.324$

レベル変数は非定常である。

$$\Delta^2 JKR_t = 3628.813 - 0.0074227 \Delta JKR_{t-1} + 0.400084 \Delta^2 JKR_{t-1} \\ (-1.679903)$$

$$AIC=18.84099$$

$$\bar{R}^2=0.182867$$

Bootstrap法による臨界値：

$$\tau_{0.01}=-2.626, \tau_{0.05}=-1.799, \tau_{0.06}=-1.683, \tau_{0.07}=-1.597, \tau_{0.08}=-1.516, \tau_{0.1}=-1.367,$$

通常の有意水準ではこの階差変数も非定常であるが、他の有意水準を計算して検定を重ねた結果7%水準で帰無仮説が棄却された。ここではやや高めではあるがこの有意水準を採用し、資本ストックの階差変数を定常、従ってそのレベル変数の和分次数を $I(1)$ と判定する。

賃金のレベル：

$$DJWN_t=98.05448-0.013273JWN_{t-1}+0.638088 \Delta JWN_{t-1} \\ (-1.856493)$$

$$AIC=11.13128$$

$$\bar{R}^2=0.510178$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.487, \tau_{0.05}=-1.697, \tau_{0.1}=-1.283$

5%の有意水準で定常であり、和分次数は $\pm(\cdot)$ である。

在庫投資のレベル：

$$DJHSR_t=971.7263-0.512702JHSR_{t-1} \\ (-3.208818)$$

$$AIC=16.42821$$

$$\bar{R}^2=0.230703$$

Bootstrap法による臨界値： $\tau_{0.01}=-2.499, \tau_{0.05}=-1.692, \tau_{0.1}=-1.32$

1%の有意水準で定常であり、この変数の和分次数は $I(0)$ と判定される。

3. 在庫投資における生産平準化への当てはめ

在庫投資は確率的に変動する需要の変化に対して、生産量の調整を利用し、企業が円滑に生産活動を行うための一つの手段である。一般の分類では、在庫は主に保有動機の違いによって、製造業者がその企業にとっての最終製品を在庫とする製品在庫、最終製品にいたるまでの工程にある半製品の在庫である仕掛品在庫、生産過程に投入する原材料、燃料、中間製品などの在庫である原材料在庫、および流通業者が保有する在庫で原材料か製品かを問わない流通在庫がある。在庫投資の目的のひとつにストックアウトの防止²と並んで生産平準化がある。本稿ではこのうち後者の動機を取り上げる。その場合、例えば需要量に変動があり、その結果として生産量に変動がある場合においても、その変動幅がたとえ生産能力の範囲内であったとしても、生産平準化することが望ましい。そうすることによって平均費用を引き下げることができるからである。また生産を平準化することにより、部品の調達、原料・燃料・労働力の確保が容易となる。ただし平準化を実施するためには、高い生産管理の水準が必要である。

もし企業が生産を円滑するためにこのような在庫投資の保有動機を持つのであれば下記の2つ

² 調達から販売までの時間を短くすること。例えば需要量がいきなり大幅に増加するときに、納期を短くし、信頼性を確保するために在庫投資が必要である。要求される期間の中で、生産が出来ない場合は、顧客が二度と注文しない可能性がある（通常は企業間に厳しい競争が存在する）。

の命題が成立する：

- ① 生産量の分散は販売量の分散より小でなければならない。
- ② 販売量と在庫投資の共分散はマイナスでなければならない。

3-1 中国のデータ

上述のような理論の下で中国の在庫投資を実証的に分析してそこに生産平準化動機が見られる否かを検証することとする。その場合上記のモデル (D, E, F) を応用して、中国の生産 (GNP) ・販売量 ・在庫投資の定常系列を導き、それを用いた分散と共分散の値により判断する。そのために先ず各モデルから構造変化を含んだトレンド項を計算し、次に各変数の時系列とこのトレンドとの差をとって定常系列を得る。理論的には各モデルにおけるトレンドの計算には以下のような方程式の変形が必要である。

$$\text{モデル : (D) : } y_t = \hat{\mu}^A + \hat{\theta}^A DU_t(\hat{\lambda}) + \hat{\beta}^A t + \hat{\alpha}^A y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \hat{c}_j^A \Delta y_{t-j} + \hat{e}_t \quad \hat{\alpha}^A < 1 \quad (2,1)$$

$$\text{変形して、} y_t - \hat{\alpha}^A y_{t-1} = \hat{\mu}^A + \hat{\theta}^A DU_t(\hat{\lambda}) + \hat{\beta}^A t + \sum_{j=1}^k \hat{c}_j^A \Delta y_{t-j} + \hat{e}_t \quad (2,2)$$

ラグ演算子 $Ly_t = y_{t-1}$ を使うことにより

$$(1 - \hat{\alpha}^A L)y_t = \hat{\mu}^A + \hat{\theta}^A DU_t(\hat{\lambda}) + \hat{\beta}^A t + \sum_{j=1}^k \hat{c}_j^A \Delta y_{t-j} + \hat{e}_t \quad (2,3)$$

両辺を $(1 - \hat{\alpha}^A L)$ で割って

$$y_t = \frac{\hat{\mu}^A}{1 - \hat{\alpha}^A} + \frac{\hat{\theta}^A DU(\hat{\lambda})}{1 - \hat{\alpha}^A} + \frac{\hat{\beta}^A t}{1 - \hat{\alpha}^A} - \frac{\hat{\alpha}^A \hat{\beta}^A}{(1 - \hat{\alpha}^A)^2} + \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{\infty} c_j \alpha^i \Delta y_{t-j-i} + \sum_{i=1}^{\infty} \alpha^i e_{t-i} \quad (2,4)$$

を得る。ここで $t \leq TB$ のときに、 $DU_t = 0$ 、 $T > TB$ のときであり $DU_t = 1$ 、 $k = 7$ である。

モデル(E)：

$$y_t = \hat{\mu}^B + \hat{\beta}^B t + \hat{\gamma}^B DT_t^*(\hat{\lambda}) + \hat{\alpha}^B y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \hat{c}_j^B \Delta y_{t-j} + \hat{e}_t \quad (2,5)$$

ここで $t \leq T\lambda$ について $DT_t^* = 0$ 、 $T\lambda < t$ について $DT_t^* = t - T\lambda = 1, 2, 3, \dots, T$ である。ここで $\lambda = \frac{TB}{T}$ 、即ち、構造変化点までの期間の標本数に対する比率である。この式を上と同様に变形して

$$y_t = \frac{\hat{\mu}^B}{1 - \hat{\alpha}^B} + \frac{\hat{\beta}^B t}{1 - \hat{\alpha}^B} - \frac{\hat{\alpha}^B \hat{\beta}^B}{(1 - \hat{\alpha}^B)^2} + \frac{\hat{\gamma}^B DT_t^*(\hat{\lambda})}{1 - \hat{\alpha}^B} - \frac{\hat{\alpha}^B \hat{\gamma}^B d^B}{(1 - \hat{\alpha}^B)^2} + \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{\infty} c_j \alpha^i \Delta y_{t-j-i} + \sum_{i=1}^{\infty} \alpha^i e_{t-i} \quad (2,6)$$

ただし、 $d^B = 1$ 、 $t > TB$ である。

モデル(F) :

$$y_t = \hat{\mu}^c + \hat{\theta}^c DU_t(\hat{\lambda}) + \hat{\beta}^c t + \hat{\gamma}^c DT_t^*(\hat{\lambda}) + \hat{\alpha}^c y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \hat{c}_j^c \Delta y_{t-j} + \hat{e}_t \quad (2,7)$$

この式を上と同様に變形し、

$$y_t = \frac{\hat{\mu}^c}{1-\hat{\alpha}^c} + \frac{\hat{\theta}^c DU_t(\hat{\lambda})}{1-\hat{\alpha}^c} + \frac{\hat{\beta}^c t}{1-\hat{\alpha}^c} - \frac{\hat{\alpha}^c \hat{\beta}^c}{(1-\hat{\alpha}^c)^2} + \frac{\hat{\gamma}^c DT_t^*(\hat{\lambda})}{1-\hat{\alpha}^c} - \frac{\hat{\alpha}^c \hat{\gamma}^c d^c}{(1-\hat{\alpha}^c)^2} + \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{\infty} \Delta y_{t-j-i} + \sum_{i=1}^{\infty} \alpha^i e_{t-i} \quad (2,8)$$

ただし、 $d^c=1, t > TB$ である。

これらのモデルのパラメータに推定結果を代入することによって構造変化を含んだトレンドを導くことができる。その場合、中国の実質総支出YRと実質販売量SRは全てモデル(E)に属する。モデル(E)については標本数の制約から $k=7$ とし、また自己回帰パラメータの α 推定値が小さいためその指数級数が急速に減衰することからSRについて $i=2$ まで、YRについても $i=2$ までを考慮することとする。また、残差の取り扱いはそれが定常であることからすべて無視し、ラグの回数に関しても簡単化のために $j=2$ のみを対象にしてdetrendingを行なう。

YRの推定結果 :

$$y_t = \hat{\mu}^B + \hat{\beta}^B t + \hat{\gamma}^B DT_t^*(\hat{\lambda}) + \alpha^B y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \hat{c}_j^B \Delta y_{t-j} + \hat{e}_t$$

を推定し、次式を得た。括弧の中の数値は t -値である。

$$\begin{aligned} YR_t = & 761.859 + 60.9446t + 0.27086DT_t^* - 0.002055YR_{t-1} + 0.547561 \Delta YR_{t,1} \\ & (39.01316) (28.00119) (49.62312) (-0.046755) (15.91194) \\ & - 0.417362 \Delta YR_{t,2} + 0.350592 \Delta YR_{t,3} + 0.233129 \Delta YR_{t,4} - 0.331181 \Delta YR_{t,5} \\ & (-12.2762) (8.825429) (6.576097) (-10.15299) \\ & + 0.39145 \Delta YR_{t,6} - 0.252177 \Delta YR_{t,7} \\ & (14.56494) (-10.87305) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \bar{R}^2 = & 0.999999 & AIC = & 0.466783 \\ DW = & 3.387453 & BIC = & 0.911281 \\ \log L = & 8.1993 & F = & 1752858 \end{aligned}$$

これらの推定値を方程式

$$y_t^* = \frac{\hat{\mu}^B}{1-\hat{\alpha}^B} + \frac{\hat{\beta}^B t}{1-\hat{\alpha}^B} - \frac{\hat{\alpha}^B \hat{\beta}^B}{(1-\hat{\alpha}^B)^2} + \frac{\hat{\gamma}^B DT_t^*(\hat{\lambda})}{1-\hat{\alpha}^B} - \frac{\hat{\alpha}^B \hat{\gamma}^B d^B}{(1-\hat{\alpha}^B)^2} + \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{\infty} c_j \alpha^i \Delta y_{t-j-i} + \sum_{i=1}^{\infty} \alpha^i e_{t-i}$$

に代入する。ここでは $\hat{\alpha}^B = -0.002055$ であるため $k=2$ とする。YRをdetrendするために $e_{YR} = YR_t - YR_t^*$ を計算した(YR_t^* は y_t^* に対応する)。計算過程は表9に示されている。

表 9

	1987	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998
$\hat{\mu}^B$	761.85	761.85	761.85	761.85	761.85	761.85	761.85	761.85	761.85	761.85	761.85	761.85
$\hat{\alpha}^B$	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002	-0.002
$\hat{\beta}^B$	60.945	60.945	60.945	60.945	60.945	60.945	60.945	60.945	60.945	60.945	60.945	60.945
DT_t^*	0	0	0	0	0	1	2	3	4	5	6	7
t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
$\hat{\gamma}^B$	102.71	102.71	102.71	102.71	102.71	102.71	102.71	102.71	102.71	102.71	102.71	102.71
YR_t^*	820.5	904.41	958.45	984.77	1069.2	1263.7	1439	1584	1743.6	1899.8	2067.6	2231.4
YR_t	849.13	944.8	983.22	1020.9	1114.8	1273.5	1448.3	1628.3	1799.4	1971.9	2146.2	2313.6
$YR_t - YR_t^*$	28.625	40.386	24.766	36.142	45.617	9.8167	9.2604	44.283	55.813	72.081	78.541	82.277
ΔYR_{t-1}	61.97	88.07	95.67	38.42	37.69	93.86	158.74	174.78	180.02	171.06	172.5	174.32
α_1	0.5476	0.5476	0.5476	0.5476	0.5476	0.5476	0.5476	0.5476	0.5476	0.5476	0.5476	0.5476
ΔYR_{t-2}	82.99	61.97	88.07	95.67	38.42	37.69	93.86	158.74	174.78	180.02	171.06	172.5
α_2	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417
ΔYR_{t-3}	81.18	82.99	61.97	88.07	95.67	38.42	37.69	93.86	158.74	174.78	180.02	171.06
dB	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1

SRについてモデル(E)を推定した結果は以下の通りである：

$$\begin{aligned}
 SR_t = & 1192.178 + 116.012t + 251.8358DT_t^* - 0.305761SR_{t-1} + 0.593642\Delta SR_{t-1} \\
 & (40.46713) (31.62134) (55.95376) (-4.982105) (10.92575) \\
 & - 1.857707\Delta SR_{t-2} - 1.004556\Delta SR_{t-3} - 1.81314\Delta SR_{t-4} - 1.483497\Delta SR_{t-5} \\
 & (-19.82985) (-28.95968) (-57.30662) (-54.49971) \\
 & - 0.364065\Delta SR_{t-6} - 1.296134\Delta SR_{t-7} \\
 & (-13.9997) (-64.91839)
 \end{aligned}$$

$\bar{R}^2=0.999997$ $AIC=1.966851$

$DW=3.60704$ $BIC=2.411349$

$\log L=-0.81109$ $F=345953.9$

これらの推定値を方程式

$$y_t^* = \frac{\hat{\mu}^B}{1 - \hat{\alpha}^B} + \frac{\hat{\beta}^B t}{1 - \hat{\alpha}^B} - \frac{\hat{\alpha}^B \hat{\beta}^B}{(1 - \hat{\alpha}^B)^2} + \frac{\hat{\gamma}^B DT_t^*(\hat{\lambda})}{1 - \hat{\alpha}^B} - \frac{\hat{\alpha}^B \hat{\gamma}^B d^B}{(1 - \hat{\alpha}^B)^2} + \sum_{j=1}^t \sum_{i=1}^{\infty} c_j \alpha^i \Delta y_{t-j-i} + \sum_{i=1}^{\infty} \alpha^i e_{t-i}$$

に代入する。ここでは $\hat{\alpha}^B = -0.3$ であるので k の値を2までとする。上と同様にSRをdetrendするため $e_{SR} = SR_t - SR_t^*$ (SR_t^* はここでの y_t^* に対応する)を計算した。計算過程は表10に示されている。

表10

	1987	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998
$\hat{\mu}^B$	1192.2	1192.2	1192.2	1192.2	1192.2	1192.2	1192.2	1192.2	1192.2	1192.2	1192.2	1192.2
$\hat{\alpha}^B$	-0.306	-0.306	-0.306	-0.306	0.306	-0.306	-0.306	-0.306	-0.306	-0.306	-0.306	-0.306
$\hat{\beta}^B$	116.01	116.01	116.01	116.01	116.01	116.01	116.01	116.01	116.01	116.01	116.01	116.01
DT_t^*	0	0	0	0	0	0	0	1	2	3	4	5
t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
$\hat{\gamma}^B$	251.84	251.84	251.84	251.84	251.84	251.84	251.84	251.84	251.84	251.84	251.84	251.84
SR_t^*	1029.1	1120.9	1155.3	1230.1	1429.5	1483.3	1561.5	1821.6	2151.9	2388.1	2726.7	2971.6
SR_t	803.03	884.59	880.88	925.06	1031.6	1208.4	1368	1548.2	1695.7	1872.4	2052.8	2257.2
$SR_t - SR_t^*$	-226.1	-236.3	-274.4	-305	-397.9	-274.9	-193.6	-273.4	-456.2	-515.7	-673.8	-714.4
$\Delta SR_{t,2}$	64.14	106.13	81.56	-3.71	44.18	106.57	176.77	159.56	180.26	147.46	176.7	180.46
α_1	0.5936	0.5936	0.5936	0.5936	0.5936	0.5936	0.5936	0.5936	0.5936	0.5936	0.5936	0.5936
$\Delta SR_{t,1}$	49.85	64.14	106.13	81.56	-3.71	44.18	106.57	176.77	159.56	180.26	147.46	176.7
α_1	-0.858	-0.858	-0.858	-0.858	-0.858	-0.858	-0.858	-0.858	-0.858	-0.858	-0.858	-0.858
$\Delta SR_{t,3}$	77.04	49.85	64.14	106.13	81.56	-3.71	44.18	106.57	176.77	159.56	180.26	147.46
dB	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1

在庫投資IISRに対してもモデル(E)が適合し、その推定結果は次式である。括弧の中はt-値を表している。

$$\begin{aligned}
 IISR_t = & 241.2599 + 68.37578t - 89.53512DT_t^* - 8.450272IISR_{t-1} + 8.500263 \Delta IISR \\
 & (59.46738) (50.75531) (-48.76394) (-47.77976) (52.0133) \\
 & + 8.23186 \Delta IISR_{t,2} + 7.108841 \Delta IISR_{t,3} + 6.590049 \Delta IISR_{t,4} + 4.227763 \Delta IISR_{t,5} \\
 & (47.66285) (46.97498) (51.73456) (43.96779) \\
 & + 2.804613 \Delta IISR_{t,6} + 0.826639 \Delta IISR_{t,7} \\
 & (54.39487) (25.04859)
 \end{aligned}$$

$$\bar{R}^2 = 0.99903 \quad AIC = 1.191281$$

$$DW = 3.617792 \quad BIC = 1.635779$$

$$\log L = 3.852312 \quad F = 1134.436$$

ここでは $\hat{\alpha}^B = -8.5$ 、 $e_{IISR} = IISR_t - IISR_t^*$ 、これらの推定値を方程式

$$y_t^* = \frac{\hat{\mu}^B}{1 - \hat{\alpha}^B} + \frac{\hat{\beta}^B t}{1 - \hat{\alpha}^B} - \frac{\hat{\alpha}^B \hat{\beta}^B}{(1 - \hat{\alpha}^B)^2} + \frac{\hat{\gamma}^B DT_t^*(\hat{\lambda})}{1 - \hat{\alpha}^B} - \frac{\hat{\alpha}^B \hat{\gamma}^B d^B}{(1 - \hat{\alpha}^B)^2} + \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{\infty} c_j \alpha^i \Delta y_{t-j-i} + \sum_{i=1}^{\infty} \alpha^i e_{t-i}$$

に代入する。上と同様にIISRをdetrendするため $e_{IISR} = IISR_t - IISR_t^*$ を計算した (IISR_t^* はここでの y_t^* に対応する)。計算過程は表11に示されている。

表11

	1987	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998
$\hat{\mu}^b$	241.26	241.26	241.26	241.26	241.26	241.26	241.26	241.26	241.26	241.26	241.26	241.26
$\hat{\alpha}^b$	-8.45	-8.45	-8.45	-8.45	-8.45	-8.45	-8.45	-8.45	-8.45	-8.45	-8.45	-8.45
$\hat{\beta}^b$	58.376	58.376	58.376	58.376	58.376	58.376	58.376	58.376	58.376	58.376	58.376	58.376
DT_t^*	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2
t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
$\hat{\gamma}^b$	-89.54	-89.54	-89.54	-89.54	-89.54	-89.54	-89.54	-89.54	-89.54	-89.54	-89.54	-89.54
$IISR_t^*$	-2377	-2278	1469	773.02	-3654	-2558	1180.9	2240.8	371.07	-750.2	-1439	-1349
$IISR_t$	46.1	60.21	102.34	95.85	83.14	65.11	80.33	80.09	103.69	99.49	93.35	56.43
$IISR_t - IISR_{t-1}$	2422.9	2338	-1367	-677.2	3737.4	2623.4	-1101	-2161	-267.4	849.69	1532.2	1405.7
$\Delta IISR_{t,1}$	-2.17	-18.06	14.11	42.13	-6.49	-12.71	-18.03	15.22	-0.24	23.6	-4.2	-6.14
α_1	8.5003	8.5003	8.5003	8.5003	8.5003	8.5003	8.5003	8.5003	8.5003	8.5003	8.5003	8.5003
$\Delta IISR_{t,2}$	33.14	-2.17	-18.06	14.11	42.13	-6.49	-12.71	-18.03	15.22	-0.24	23.6	-4.2
α_2	8.2332	8.2332	8.2332	8.2332	8.2332	8.2332	8.2332	8.2332	8.2332	8.2332	8.2332	8.2332
$\Delta IISR_{t,3}$	4.14	33.14	-2.17	-18.06	14.11	42.13	-6.49	-12.71	-18.03	15.22	-0.24	23.6
dB	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1

YR,SRおよびIISRに関して中国のデータはトレンド定常であった。これらの系列のトレンドからの差をそれぞれYRDIF、SRDIFおよびIISRDIFとしよう。上記の手続きによってこれらの系列を定常系列に変換し、YRDIFとSRDIFの分散およびSRDIFとIISRDIFの共分散を計算した：

$$VAR(YRDIF)=553.7888, \quad VAR(SRDIF)=28410.09,$$

$$COV(SRDIF,IISRDIF)=-61870.82$$

生産平準化仮説が妥当するためには生産量の分散が販売量の分散より小となることが必要であるが、中国に関してはそのような結果が得られている。また、 $YR=SR+IISR$ の恒等式より、分散に関しては $VAR(YR)=VAR(SR)+2COV(SR,IISR)+VAR(IISR)$ が成立し、これより生産平準化の必要条件として $COV(SR,IISR)<0$ が得られる。上の数値はこの条件が妥当していることを示している。

3-2. 日本のデータ

(データの出典はEconomate (東洋経済新報社) であり、観測期間は1965年～1997年である) 日本の販売量JSRと生産量JYRは階差定常系列であり、上で見たようにその1階の階差が定常である。一方、在庫投資JISRはレベルが定常であった。これらの定常系列を用いて分散・共分散を計算し、日本経済における生産平準化仮説の妥当性を検証する。ここで販売量と生産量の階差系列を各々DJSRおよびDJYRとしよう。分散については、 $VAR(DJSR)=33524996$ 、 $VAR(DJYR)=38242592$ であった。一方、販売量と在庫投資の共分散については $COV(DJSR,DJISR)=2048424$ である。これらの統計量の数値から判断して日本においては生産平準化ではなく逆に生産の「集積」(Bunching)が観察される。これは他の先進諸国の経済についても共通してみられる現象であり、マクロ経済学上の「パラドックス」の一つと見なされている (Ginama (1996・1999))。この現象の説明には、データ収集と企業の意志決定のタイミングのズレ、生産に影響を及ぼす確率的ショックのうち供給ショックの優位性、需要ショックの自己相関、等の仮説が用いられてきた (Blinder (1986))。

また、生産平準化の現象の統計的検証には従来の（そして本稿も同様の）無条件分散を使う方法ではなく、条件付き分散を用いるべきであるという立場からは、この仮説の成立が日本についてのみならず英国についても期間によっては観察されることが報告されている（Ginama（1999））。ただ本稿では従来から用いられてきた無条件分散の計算による検証の方法を採っており、その概念を用いた日中の比較を行う。

3-3. 中日の国際比較

中国経済で成立している（ように見える）在庫投資の生産平準化仮説は、経済発展の段階で成熟期を迎えている先進諸国の経済とは異なる結果である。先進諸国のデータによる検証の際に生産平準化仮説が成立しない理由として様々な仮説が論じられるが、本稿におけるように未だ発展途上の中国経済と既に成熟した日本経済のデータによる計測結果を比較する場合には、生産平準化仮説が成り立つ理由として、旺盛な需要の伸びとその活発な確率の変動を想定しつつ、生産能力の成長が発展途上にあるため需要の確率的シフトに必ずしも十分に対応できないために生産量と販売量の分散が生産平準化仮説に合致する結果になる、という仮説を想定することができる。このような立場からは既に十分に実証研究が行われている先進諸国の分析を相対的に判断するために発展途上諸国のデータを用いた計測が必要であると考えられる。その意味では本稿における中国経済のデータを用いた分析に一定の価値を見いださうように思われる。

4. 結びに代えて：

本稿の目的は近年の著しい（と言われている）中国の経済成長に伴い次第に整備されてきたマクロ経済統計の整合性・一貫性の問題にアプローチするためZivot and Andrews（1992）の内生的構造変化点検索のアルゴリズムを適用すること、そしてその方法を用いて定常系列に変換した中国のマクロデータを用いて生産平準化仮説の検証を試みることであった。中国の10個のマクロ経済データのうち投資(*IR*)と政府支出(*GR*)以外の系列は構造変化を考慮したトレンド周りの定常系列であることが確かめられた。標本数の制約のため文献で与えられている検定の臨界値を適用することをせず、モンテカルロ実験・Bootstrap実験を行い独自に臨界値を導かなければならなかった。これらの計測から推測できることは、中国のデータ生成過程のアメリカ経済への類似性である。少なくとも日本と比較する場合には、日本の系列がすべて階差定常であったことに照らして、中国のマクロデータがトレンド定常である場合が多く、この点Perron（1989）やZivot and Andrews（1992）で検証されたアメリカのマクロデータがほとんどトレンド定常であったことと類似していると言える。内生的構造変化点のタイミングがZivot and Andrewsが示したアメリカほどに整合的か否かに関してはそれほど一致は中国に関しては見られなかった。しかし、そのみをもって中国のマクロデータの整合性に大きな問題点があると結論づけることはできない。ただ、このような形の検証を他の諸国のデータに関しても継続していくならば、中国のマクロ統計構築過程に内在する問題点を指し示す計測結果が得られる可能性は否定できない。

中国の生産量・販売量と在庫投資のデータをdetrendして定常変換した系列と日本の対応するデータを階差を取ることで定常変換した系列を用い、無条件分散・共分散を算出して生産平準化仮説の

検証を行った。日本や他の先進諸国経済に生産平準化ではなくBunching（集積）が存在することは文献において広く知られている（宜名真（1996,1999））が、中国経済で平準化の計測結果が得られたことはこの仮説の妥当性を経済の成長段階と関連づける視点を与える結果と見なしうるかも知れない。旺盛な成長を継続中の経済では需要の確率的シフトが激しく、資本や技術の蓄積が不十分な状態での生産量の変動傾向を上回り、これらの変数の分散で比較する場合、生産平準化に都合のよい結果が出やすい可能性がある。この点は今後更に検証を続けていかねばならない問題点である。

参考文献

- [1] 小西 貞則、「ブートストラップ法による推定量の誤差評価」、(「パソコンによるデータ解析」村上征勝・田村義保、朝倉書店、1999。
- [2] 齊藤・小川・二宮 他「多部門経済モデルの実証分析」創文社、1992
- [3] Blinder, A. “Can the Production Smoothing Model of Inventory Behavior be Saved? ” *Quarterly Journal of Economics*, 101, 431-453.
- [4] Dickey, D. and Fuller, W. (1979), “Distribution of the Estimates for Autoregressive Time series with a Unit root” , *Journal of the American Statistical Association*, 74, 427-31
- [5] Ginama, I. (1996), “Conditional volatility and the production smoothing hypothesis of inventory investment” , *International Journal of Production Economics*, 45, 29-36
- [6] Ginama, I. (1999), “Conditional production smoothing in the United Kingdom and Japan” , *International Journal of Production Economics*, 59, 23-32
- [7] Granger, C. W. J. , and Newbold, P. (1974), “Spurious Regressions in Econometrics” , *Journal of Econometrics*, 2, 111-120
- [8] Harris, R.I.D. (1992), “Small Sample Testing For Unit Roots” , *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 54, 615-625
- [9] Krugman, P., 「まぼろしのアジア経済」 (“The Myth of the Asia’s Miracle”)、中央公論、1995.1.1.
- [10] Perron, P. (1989), “The Great Crash, the Oil Price Shock, and the Unit Root Hypothesis” , *Econometrica*, 57, 1361-1401.
- [11] Rawski, T.G. “How Fast is China’s Economy Really Growing? ”, *The China Business Review*, 2002.3.1.
- [12] Walter, E., *Applied Econometric Time Series*, John Wiley and Sons, Inc, 2004
- [13] Zivot, E. and Andrews, D. W. K. (1992), “Further Evidence on the Great Crash, the Oil-Price Shock, and the Unit-Root Hypothesis” , *Journal of Business and Economic Statistics*, 10, 251-270

付録①

Zivot and Andrewsの 内生的Break Point モデルにおけるラグ構造の検定

* Zivot and Andrews では $ARMA(p,q)$ 式の次数は $p, q \leq 8$ であるが、ここでは標本数の制約により $p, q \leq 7$ とする。

```
' Program China1.prg
' Main Program
workfile chinatest a 1978 1998
include chinasub2
scalar Nab=10
scalar Nc=9
series t2
series cr
series dcr
series cpj
series dcpj
vector(Nab) t1
scalar mintb
scalar mint
cpj=cr
dcpj=d(cr)
'call sa(cpj,dcpj,t1,t2,mint)
call sb(cpj,dcpj,mintb)
'call sc(cpj,dcpj)
'Program China2.prg
subroutine sa(series cpj,series dcpj,vector t1,series t2,scalar mint)
series tre
scalar Nab=10
scalar Nc=9
smpl 78 98
series d1=0
for lj=1 to Nab
smpl 88+lj 98
d1=1
smpl 87 98
genr tre=@trend(86)
for !k= 1 to 7
equation rega{!j}{!k}.ls cpj c d1 tre cpj(-1) dcpj(-1 to -!k)
if abs(rega{!j}{!k}.@tstat(4+!k))>1.6 then
t1 (!j)=(rega{!j}{!k}.@coefs(4)-1)/(sqr(rega{!j}{!k}.@covariance(4,4)))
else
endif
endif
next
if t1 (!j)=0 then
equation reg2a{!j}.ls cpj c d1 tre cpj(-1)
t1 (!j)=(reg2a{!j}.@coefs(4)-1)/(sqr(reg2a{!j}.@covariance(4,4)))
endif
table(Nab,3) tabA1
lj=lj+11
%1=@otod(!j)
lj=lj-11
setcell(tabA1,lj,1,%1)
setcell(tabA1,lj,2,t1 (!j))
series dres=d1
d1=0
next
smpl 89 98
series t2
mtos(t1,t2)
graph gra1.line t2
mint=@min(t2)
table(1,2) tabA2
for li=1 to Nab
if mint=t1 (!li) then
li=li+11
%2=@otod(!li)
setcell(tabA2,1,1,"Min t stat date of Dummy is ")
setcell(tabA2,1,2,%2)
else
endif
endif
next
endsub
subroutine sb(series cpj,series dcpj,scalar mintb)
scalar Nab=10
scalar Nc=9
vector(Nab) tdt
series treb
smpl 78 98
series dt
```

```

for lj=1 to Nab
lj=lj+10
%3=@otod(lj)
genr dt=@trend(%3)
lj=lj-1
smpl 78 78+lj
dt=0
lj=lj+1
lj=lj-10
smpl 87 98
genr treb=@trend(86)
for lk=1 to 7
equation regb{lj}{lk}.ls cpj c treb dt cpj(-1) dcpj(-1 to -lk)
if abs(regb{lj}{lk}.@tstat(4+lk))>1.6 then
tdt(lj)=(regb{lj}{lk}.@coefs(4)-1)/(sqr(regb{lj}{lk}.@covariance(4,4)))
else
endif
next
if tdt(lj)=0 then
equation regb2{lj}{lk}.ls cpj c treb dt cpj(-1)
tdt(lj)=(regb2{lj}{lk}.@coefs(4)-1)/(sqr(regb2{lj}{lk}.@covariance(4,4)))
endif
table(Nab,3) tabB1
table(1,2) tabB2
lj=lj+11
%4=@otod(lj)
lj=lj-11
setcell(tabB1,lj,1,%4)
setcell(tabB1,lj,2,tdt(lj))
series ddt=dt
next
smpl 89 98
series tdt2
mtos(tdt,tdt2)
graph gra2.line tdt2
scalar mintb=@min(tdt2)
for ll=1 to Nab
if mintb=tdt(ll) then
ll=ll+11
%5=@otod(ll)
setcell(tabB2,1,1,"Min t stat date of DT* is")
setcell(tabB2,1,2,%5)
else
endif
next
endsub
subroutine sc(series cpj,series dcpj)
smpl 78 98
scalar mintc
scalar Nab=10
scalar Nc=9
vector(Nc) tc1
series dtc
series trec
series d1c
d1c=0
for lj=1 to Nab
if lj=Nab then
exitloop
endif
smpl 88+lj 98
d1c=1
lj=lj+10
%6=@otod(lj)
genr dtc=@trend(%6)
lj=lj-1
smpl 78 78+lj
dtc=0
lj=lj+1
lj=lj-10
smpl 87 98
genr trec=@trend(86)
for lk=1 to 6
equation regc{lj}{lk}.ls cpj c d1c dtc trec cpj(-1) dcpj(-1 to -lk)

```

```
if abs(regc{!j}{!k}.@tstat(5+!k))>1.6 then
tc1(!j)=(regc{!j}{!k}.@coefs(5)-1)/(sqr(regc{!j}{!k}.@covariance(5,5)))
else
endif
next
if tc1(!j)=0 then
equation regc2{!j}.ls cpj c d1c d1c trec cpj(-1)
tc1(!j)=(regc2{!j}.@coefs(5)-1)/(sqr(regc2{!j}.@covariance(5,5)))
endif
table(Nab,3) tabC1
!j=!j+11
%7=@otod(!j)
!j=!j-11
setcell(tabC1,!j,1,%7)
setcell(tabC1,!j,2,tc1(!j))
series dresc=d1c
d1c=0
next
smpl 89 97
series tc2
mtos(tc1,tc2)
graph gra3.line tc2
mintc=@min(tc2)
table(1,2) tabC2
for !i=1 to Nc
if mintc=tc1(!i) then
!i=!i+11
%8=@otod(!i)
setcell(tabC2,1,1,"min t stat date of dk and d1c is")
setcell(tabC2,1,2,%8)
else
endif
next
endsub
```

付録②

Zivot and Andrewsにおける時系列構造の決定

'Programm ARMA Order Check

```
%s="1978" ' **** (1) Start Time
%e="1998" ' ***** (2) End Time
workfile struct a %s %e ' Work File Name *** (3)
series x=cr ' Data Name( It is cr here; cr should be in the wfl) ****(4)
series dx=x-x(-1)
scalar ak
scalar sch
table(36,9) tabARMA
table(36,7) tabAkaike
table(36,7) tabSchwarz
for !j=1 to 36
tabARMA(!j,1)=!j
tabAkaike(!j,1)=!j
tabSchwarz(!j,1)=!j
tabARMA(!j,2)="AR="
tabAkaike(!j,2)="AR="
tabSchwarz(!j,2)="AR="
tabARMA(!j,4)="MA="
tabAkaike(!j,4)="MA="
tabSchwarz(!j,4)="MA="
tabARMA(!j,6)="Akaike="
tabAkaike(!j,6)="Akaike="
tabARMA(!j,8)="Schwarz="
tabSchwarz(!j,6)="Schwarz="
next
vector(36) Aka
vector(36) Schwa
equation am00.ls dx c
ak=am00.@aic
```



```

sch=am00.@schwarz
aka(1)=ak
schwa(1)=sch
setcell(tabARMA,1,3,0)
setcell(tabARMA,1,5,0)
setcell(tabARMA,1,7,ak)
setcell(tabARMA,1,9,sch)
equation am01.ls dx c ma(1)
ak=am01.@aic
sch=am01.@schwarz
aka(2)=ak
schwa(2)=sch
setcell(tabARMA,2,3,0)
setcell(tabARMA,2,5,1)
setcell(tabARMA,2,7,ak)
setcell(tabARMA,2,9,sch)
equation am02.ls dx c ma(1) ma(2)
ak=am02.@aic
sch=am02.@schwarz
aka(3)=ak
schwa(3)=sch
setcell(tabARMA,3,3,0)
setcell(tabARMA,3,5,2)
setcell(tabARMA,3,7,ak)
setcell(tabARMA,3,9,sch)
equation am03.ls dx c ma(1) ma(2) ma(3)
ak=am03.@aic
sch=am03.@schwarz
aka(4)=ak
schwa=sch
setcell(tabARMA,4,3,0)
setcell(tabARMA,4,5,3)
setcell(tabARMA,4,7,ak)
setcell(tabARMA,4,9,sch)
equation am04.ls dx c ma(1) ma(2) ma(3) ma(4)
ak=am04.@aic
sch=am04.@schwarz
aka(5)=ak
schwa(5)=sch
setcell(tabARMA,5,3,0)
setcell(tabARMA,5,5,4)
setcell(tabARMA,5,7,ak)
setcell(tabARMA,5,9,sch)
equation am05.ls dx c ma(1) ma(2) ma(3) ma(4) ma(5)
ak=am05.@aic
sch=am05.@schwarz
aka(6)=ak
schwa(6)=sch
setcell(tabARMA,6,3,0)
setcell(tabARMA,6,5,5)
setcell(tabARMA,6,7,ak)
setcell(tabARMA,6,9,sch)
for !k=1 to 5
!k1=!k+6
!z=0
equation am{!k}{!z}.ls dx c dx(-1 to -!k)
ak=am{!k}{!z}.@aic
sch=am{!k}{!z}.@schwarz
aka(!k1)=ak
schwa(!k1)=sch
setcell(tabARMA,!k1,3,!k)
setcell(tabARMA,!k1,5,0)
setcell(tabARMA,!k1,7,ak)
setcell(tabARMA,!k1,9,sch)
next
for !k=1 to 5
!k2=!k+11
!z=1
equation am{!k}{!z}.ls dx c ma(1) dx(-1 to -!k)
ak=am{!k}{!z}.@aic
sch=am{!k}{!z}.@schwarz
aka(!k2)=ak
schwa(!k2)=sch
setcell(tabARMA,!k2,3,!k)

```

```
setcell(tabARMA,!k2,5,1)
setcell(tabARMA,!k2,7,ak)
setcell(tabARMA,!k2,9,sch)
next
for !k=1 to 5
!k3=!k+16
!z=2
equation am{!k}{!z}.ls dx c ma(1) ma(2) dx(-1 to -!k)
ak=am{!k}{!z}.@aic
sch=am{!k}{!z}.@schwarz
aka(!k3)=ak
schwa(!k3)=sch
setcell(tabARMA,!k3,3,!k)
setcell(tabARMA,!k3,5,2)
setcell(tabARMA,!k3,7,ak)
setcell(tabARMA,!k3,9,sch)
next
for !k=1 to 5
!k4=!k+21
!z=3
equation am{!k}{!z}.ls dx c ma(1) ma(2) ma(3) dx(-1 to -!k)
ak=am{!k}{!z}.@aic
sch=am{!k}{!z}.@schwarz
aka(!k4)=ak
schwa(!k4)=sch
setcell(tabARMA,!k4,3,!k)
setcell(tabARMA,!k4,5,3)
setcell(tabARMA,!k4,7,ak)
setcell(tabARMA,!k4,9,sch)
next
for !k=1 to 5
!k5=!k+26
!z=4
equation am{!k}{!z}.ls dx c ma(1) ma(2) ma(3) ma(4) dx(-1 to -!k)
ak=am{!k}{!z}.@aic
sch=am{!k}{!z}.@schwarz
aka(!k5)=ak
schwa(!k5)=sch
setcell(tabARMA,!k5,3,!k)
setcell(tabARMA,!k5,5,4)
setcell(tabARMA,!k5,7,ak)
setcell(tabARMA,!k5,9,sch)
next
for !k=1 to 5
!k6=!k+31
!z=5
equation am{!k}{!z}.ls dx c ma(1) ma(2) ma(3) ma(4) ma(5) dx(-1 to -!k)
ak=am{!k}{!z}.@aic
sch=am{!k}{!z}.@schwarz
aka(!k6)=ak
schwa(!k6)=sch
setcell(tabARMA,!k6,3,!k)
setcell(tabARMA,!k6,5,5)
setcell(tabARMA,!k6,7,ak)
setcell(tabARMA,!k6,9,sch)
next
scalar ob=@dtoo(%e)
scalar ob1=ob-36+1
%ss=@otod(ob1)
smpl %ss %e
series Ak1
series Sch1
mtos(aka,ak1)
mtos(schwa,sch1)
scalar minaka=@min(ak1)
scalar minsch=@min(sch1)
scalar maxaka=@max(ak1)
scalar maxsch=@max(sch1)
scalar ord1
scalar ord2
for !b=1 to 36
for !a=1 to 36
if aka(!a)=minaka then
ord1=!a
```

```

%ar1=tabARMA(!a,3)
%ma1=tabARMA(!a,5)
%ak2=tabARMA(!a,7)
setcell(tabAkaike,lb,1,ord1)
setcell(tabAkaike,lb,3,%ar1)
setcell(tabAkaike,lb,5,%ma1)
setcell(tabAkaike,lb,7,%ak2)
endif
next
aka(ord1)=maxaka
mtos(aka,ak1)
minaka=@min(ak1)
next
for !b=1 to 36
for !a=1 to 36
if schwa(!a)=mensch then
ord2=!a
%ar2=tabARMA(!a,3)
%ma2=tabARMA(!a,5)
%sch2=tabARMA(!a,9)
setcell(tabSchwarz,lb,1,ord2)
setcell(tabSchwarz,lb,3,%ar2)
setcell(tabSchwarz,lb,5,%ma2)
setcell(tabSchwarz,lb,7,%sch2)
endif
next
schwa(ord2)=maxsch
mtos(schwa,sch1)
mensch=@min(sch1)
next
smpl %s %e

```

付録③

Zivot and Andrews内生的Break Point モデルにおける t -値に関する臨界値の計測するシミュレーション

Zivot and AndrewsのMonte Carlo実験

- (1) $\Delta y_t \sim ARMA(p, q)$ とし、 $p, q \leq 5$ とする。
- (2) AIC及びSBCにより (p^*, q^*) を決定する。
- (3) $ARAM(p^*, q^*)$ の式の誤差分散の推定値 $\hat{\sigma}^2$ を計算する。誤差(残差)は $N(0, \hat{\sigma}^2)$ とする。
- (4) $N(0, 1)$ の正規乱数 (ϵ_t) を使い、 $\hat{\sigma}\epsilon_t$ として $N(0, \hat{\sigma}^2)$ に従う乱数を得、上の (p^*, q^*) のパラメータを持つARAM式の誤差項にこの乱数を代入して標本数に等しいを Δy_t 発生させる。
- (5) Perron及びZivot and AndrewsのモデルA, B, Cの各々に対し、Iterationに渡っての最小の t -値を求め、vectorに格納する。
- (6) モデルを選択したら、このIterationを5,000回繰り返す。各回の最小の t -値が5,000個得られるが、これをsortして昇順に並べ替え、下位の(絶対値が大ききほうの)1%、5%、10%点を計算する(各%点は、 $(5,000 \times 0.01)$ 番目とその次の数値の平均、 $(5,000 \times 0.05)$ 番目とその次の平均、 $(5,000 \times 0.1)$ 番目とその次の数値の平均として求める)。

tic

```

' Main Programm for Critical Value in Zivot & Andrews
' In the following, 6 informations((1) ---(6)) must be provided by the user
%sm="1972" ' Initial 0's from 72 through 77 to be ready for ARMA(5,5) of dx's dgp in H0
' ***** (1). Don't have to change in case of Chinese Data.
%ss="1978" ' Start date for the data *** need to give (2) (Start date for OLS)

```

```

%e="1998" ' End date for the data *** Need to give (3) (End date for OLS)
workfile crv a %sm %e ' Need to provide Workfile name that is crv.wfl here *** (4)
include Crv1 ' Give the program name including Subroutines
' Here Subroutines are written in Crv1 file
' which is opened w/ the Main Program
scalar nord=5000 ' Need to provide the number of Iteration in Simulation(Z&A is 5,000)***** (5)
vector(nord) record
for !w=1 to nord
smpl %sm %e
vector(27) e
vector(27) dx
vector(21) z
series eps=@nrnd
series et=13.546*eps
vector(27) etv
stom(et,etv)
for !l=1 to 6
etv(!l)=0
next

' In the Following, ARMA equation must be written for the data
' The Data name here is "dx", the First Difference of the Data.
' ***** (6)

for !j=7 to 27
dx(!j)=1.104134*dx(!j-1)-0.952382*etv(!j-1)-2.013301*etv(!j-2)-0.662133*etv(!j-3)+0.642710*etv(!j-4)+0.449217*etv(!j-5)
next
z(1)=dx(7)
for !d=2 to 21
!h=!d+6
!j=!d-1
z(!d)=dx(!h)+z(!j)
next
smpl %s %e ' = smpl 78 98
series zz
mtos(z,zz) ' zz is series of simulated data
scalar sm0=@dtoo(%sm) ' Start offset of the Range = 1
scalar so=@dtoo(%s) ' Start offset of the Observations =7
scalar eo=@dtoo(%e) ' End offset of the observations = 27
scalar N=eo-so+1 ' This provides the Number of Observations of the data
scalar kab=7 ' This is the Degree of Augmentation in Z & A Break Regression for Model A & B
scalar kc=6 ' This is the degree of Augmentation in Z&A Break Regression for Model C
scalar kkab=kab+2
scalar kkc=kc+2
scalar kkkab=kkab+2
scalar kkkc=kkc+2
scalar Nab=N-kkkab+1 ' Number of iterations on dummy & DT* for Model A&B
scalar Nc=Nab-1 ' Number of iterations on dummy & DT* for Model C
%N=@otod(kkab) ' Gives sample start date for OLS
%NI=@otod(kkkab) ' Gives start date for dummy&DT*
series t2
series iisr ' Need to provide variable name of the data *** (6)
series cpj ' cpj is the preferred name for the data in the Program
series dcpj ' Name "dcpj" is the preferred name for the first difference data
' in the Program

vector(Nab) t1
scalar mintc
scalar mintb
scalar mint
cpj=zz ' Data is converted to "cpj"
genr dcpj=cpj-cpj(-1) ' Data is first differenced
' Need to choose among 3 subroutines(sa, sb, and sc) in the following
' call sa(cpj,dcpj,N,Nab,Nc,kab,kkab,kkkab,t1,t2,mint) ' Need to Identify which model to be used by visual inspection
' Here it is assumed to be the model A

call sb(cpj,dcpj,N,Nab,Nc,kab,kkab,kkkab,mintb) ' Here, this and the model C are not executed.
' call sc(cpj,dcpj,N,Nab,Nc,kab,kkab,kkkab,mintc)
' Need to pick up only one of 3(mint, mintb, and mintc) below.
' record(!w)=mint
record(!w)=mintb
' record(!w)=mintc
next
toc
'Program Crv1.prg

```

```

subroutine sa(series cpj,series dcpj,scalar N,scalar Nab,scalar Nc,scalar kab,scalar kkab,scalar kkkab,vector t1,series
t2,scalar mint)
scalar km60=kkab+5
scalar km6=kkab+6
scalar km61=km6+1
scalar km62=kkkab+6
%N=@otod(km6)
%NI=@otod(km62)
%sm="1972"
%s=@otod(7)
scalar NNN=N+6
%e=@otod(NNN)
series tre
smpl %s %e
series d1=0
for !j=1 to Nab
%si=@otod(km61)
%tr=@otod(km60)
smpl %si+!j %e
d1=1
smpl %N %e
genr tre=@trend(%tr)
for !k= 1 to kab
equation reg1.ls cpj c d1 tre cpj(-1) dcpj(-1 to -!k)
if abs(reg1.@tstat(4+!k))>1.6 then
t1(!j)=(reg1.@coefs(4)-1)/(sqr(reg1.@covariance(4,4)))
else
endif
endif
next
if t1(!j)=0 then
equation reg2.ls cpj c d1 tre cpj(-1)
t1(!j)=(reg2.@coefs(4)-1)/(sqr(reg2.@covariance(4,4)))
endif
series dres=d1
d1=0
next
smpl %NI %e
series t2
mtos(t1,t2)
mint=@min(t2)
smpl %sm %e
endsub

subroutine sb(series cpj,series dcpj,scalar N,scalar Nab,scalar Nc,scalar kab,scalar kkab,scalar kkkab,scalar mintb)
scalar km60=kkab+5
scalar km6=kkab+6
scalar km61=km6+1
scalar km62=kkkab+6
vector(Nab) tdt
series treb
%sm="1972"
%s=@otod(7)
scalar NNN=N+6
%e=@otod(NNN)
smpl %s %e
series dt
for !j=1 to Nab
!j=!j+km6
%3=@otod(!j)
genr dt=@trend(%3)
!j=!j-7
smpl %s %s+!j
dt=0
!j=!j+7
!j=!j-km6
smpl %N %e
%trb=@otod(km60)
genr treb=@trend(%trb)
for !k=1 to kab
equation regdt.ls cpj c treb dt cpj(-1) dcpj(-1 to -!k)
if abs(regdt.@tstat(4+!k))>1.6 then
tdt(!j)=(regdt.@coefs(4)-1)/(sqr(regdt.@covariance(4,4)))
else
endif
endif
next

```

```

if tdt(lj)=0 then
equation regdt2.ls cpj c treb dt cpj(-1)
tdt(lj)=(regdt2.@coefs(4)-1)/(sqr(regdt2.@covariance(4,4)))
endif
series ddt=dt
next
smpl %NI %e
series tdt2
mtos(tdt,tdt2)
scalar mintb=@min(tdt2)
smpl %sm %e
endsub
subroutine sc(series cpj,series dcpj,scalar N,scalar Nab,scalar Nc,scalar kab,scalar kkab,scalar kkkab,scalar mintc)
scalar km60=kkab+5
scalar km6=kkab+6
scalar km61=km6+1
scalar km62=kkkab+6
%N=@otod(km6)
%NI=@otod(km62)
%s=@otod(7)
scalar NNN=N+6
%e=@otod(NNN)
smpl %s %e
scalar mintc
vector(Nc) tc1
series dtc
series trec
series d1c
d1c=0
for lj=1 to Nab
if lj=Nab then
exitloop
endif
%s2=@otod(km61)
smpl %s2+lj %e
d1c=1
lj=lj+km6
%6=@otod(lj)
genr dtc=@trend(%6)
lj=lj-7
smpl %s %s+lj
dtc=0
lj=lj+7
lj=lj-km6
smpl %N %e
%trc=@otod(km60)
genr trec=@trend(%trc)
for lk=1 to kab
equation regc1.ls cpj c d1c dtc trec cpj(-1) dcpj(-1 to -lk)
if abs(regc1.@tstat(5+lk))>1.6 then
tc1(lj)=(regc1.@coefs(5)-1)/(sqr(regc1.@covariance(5,5)))
else
endif
next
if tc1(lj)=0 then
equation regc2.ls cpj c d1c dtc trec cpj(-1)
tc1(lj)=(regc2.@coefs(5)-1)/(sqr(regc2.@covariance(5,5)))
endif
series dresc=d1c
d1c=0
next
scalar N1=NNN-1
%e1=@otod(N1)
smpl %NI %e1
series tc2
mtos(tc1,tc2)
mintc=@min(tc2)
smpl %sm %e
endsub
tic
' Need to transfer the "Vector record" from Workfile "crv.wfl" which is for crv0 & crv1 programm
' to the followinf Workfile("Zv.wfl" ) by "copy and paste" before running this programm.
'Ordering(ascending) Program
Workfile Zv 1 5000 ' This workfile is "undated", and the length is 5,000**** (1)

```

```

scalar nord=5000      ' Need to give the Number of Iterations in Simulation(Z&A is 5,000)
                      ' ***** (2)
' %rdr=@otod(nord)
smpl 1 5000
series rec
mtos(record,rec)
series x
series y
x=rec
scalar nn=nord
vector(nord) dat
vector(nord) ord1
stom(rec,dat)
scalar k
scalar datt
scalar datt1
datt=@min(x)
datt1=@max(x)
ord1(nn)=datt1
for lj=1 to nn-1
for li=1 to nn
'Identifying minimum number in vector dat
if datt=dat(li) then
k=li
ord1(lj)=dat(li)
'The Location of the small number is replaced by the max number
'effectively eliminating it from ongoing comparison
dat(li)=datt1
endif
next
'Vector w/ the replaced number is converted to series
mtos(dat,x)
'The next smallest number is identified and is named as datt
datt=@min(x)
'The next argument of lj starts taking place
next
mtos(ord1,y)
'Series y Represents Reordered Numbers(in Ascending Order)
scalar cut1=nord*0.01
scalar cut5=nord*0.05
scalar cut10=nord*0.1
scalar cut15=nord*0.15
scalar c1=(ord1(cut1)+ord1(cut1+1))/2  ' 1% Critical Value
scalar c5=(ord1(cut5)+ord1(cut5+1))/2  ' 5% Critical Value
scalar c10=(ord1(cut10)+ord1(cut10+1))/2  ' 10% Critical Value
scalar c15=(ord1(cut15)+ord1(cut15+1))/2  ' 15% Critical Value
toc

```

付録④

Bootstrapシミュレーションにより単位根検定

ある時系列 x_t の標本数が比較的少ないとき(例えば、30以下)、

- (1) 先ずADF検定におけるようなラグ次数を決定するために、 Δx_t を定数項、 x_{t-1} 、

および $\sum_{j=1}^k \gamma_j \Delta x_{t-j}$ に回帰させ、AIC基準により k を決める。回帰式は

$$\Delta x_t = \mu + \alpha x_{t-1} + \sum_{j=1}^k \gamma_j \Delta x_{t-j} + \varepsilon_t$$

である。

- (2) 次にその式の残差をBootstrapする。
- (3) Δx_t のシミュレーション(Δx_t^*)を求めるとき、上の回帰式から x_{t-1} を除外する。
- (4) Δx_t^* を上回帰式の被説明変数として回帰を計算し(ここでは x_{t-1} を含める)、 α の t -値を求めるIterationを5,000回行う。
- (5) 上のstepの t -値を昇順にsortし、臨海値としてzivot and Andrewsのシミュレーションと同じ手続ききで1%、5%、10%点を決める。

- * step 3 で x_{t-1} を除外するのは、 $H_0: \alpha=0$ を帰無仮説としているからである (Harris(1992)参照)。
- * step 2のresamplingではノンパラメトリック・Bootstrappingの手続きにより各残差の確率が問一と仮定している(経験的分布関数の仮定; 小西(1999)参照)

```

tic
' boot2.prg
workfile boot3 1 5000 'workfile for ir is "boot3"***** (1)
smpl 1 21
series et
scalar MM=5000
scalar M=21
scalar N=5000 ' Number of iteration***** (2)
%e=@otod(N)
vector(M) vet
vector(M) bvet
series set
series dybs
vector(N) taubs
vector(N) betabs
scalar alpha
series x=ir 'Data in Level to be Analyzed:" ir "***** (3)
series dx=x-x(-1)
equation bs1.ls dx c x(-1)
alpha=bs1.@coefs(1) ' Constant term:alpha
bs1.makeresid et ' Residual Series:et
stom(et,vet) ' Residual Vector:vet
for !n=1 to N
bvet=@resample(vet) ' Bootstrap Residual in Vectro:bvet
mtos(bvet,set) ' Bootstrap residual in Series: set
genr dybs-alpha+set
equation bs2.ls dybs c x(-1)
taubs(!n)=bs2.@tstat(2)
betabs(!n)=bs2.@coefs(2)
next
smpl 1 e%
series taubss
series betabss
mtos(taubss,betabss)
mtos(betabss,betabss)
vector(N) ord
series crv
scalar N1
scalar N5
scalar N10
scalar N11
scalar N51
scalar N101
scalar c1
scalar c5
scalar c10
scalar tmax=@max(taubss)
scalar tmin=@min(taubss)
ord(N)=tmax
for !j=1 to N-1
for !i=1 to N
if tmin=taubs(!i) then
ord(!j)=taubs(!i)
taubs(!i)=tmax
endif

```



```
next
mtos(taubst,taubss)
tmin=@min(taubss)
next
mtos(ord,crv)
N1=N*0.01
N11=N1+1
N5=N*0.05
N51=N5+1
N10=N*0.1
N101=N10+1
c1=(ord(N1)+ord(11))/2
c5=(ord(N5)+ord(N51))/2
c10=(ord(N10)+ord(N101))/2
toc
```