事例研究(ミクロ経済政策･問題分析 III)

- 規制産業と料金･価格制度 -

(第8回 – 手法(4) 応用データ解析/時系列分析)

2011年 6月 9日

戒能一成

0. 本講の目的

(手法面）

- **応用データ解析の手法のうち、時系列分析（ARMAX, 共和分, VAR）・パネルデータ分析**の概要を理解する

（内容面)

- 計量経済学･統計学を実戦で応用する際の留意点を理解する (2)

1. 時系列分析の基礎

1-1. 時系列分析の重要性

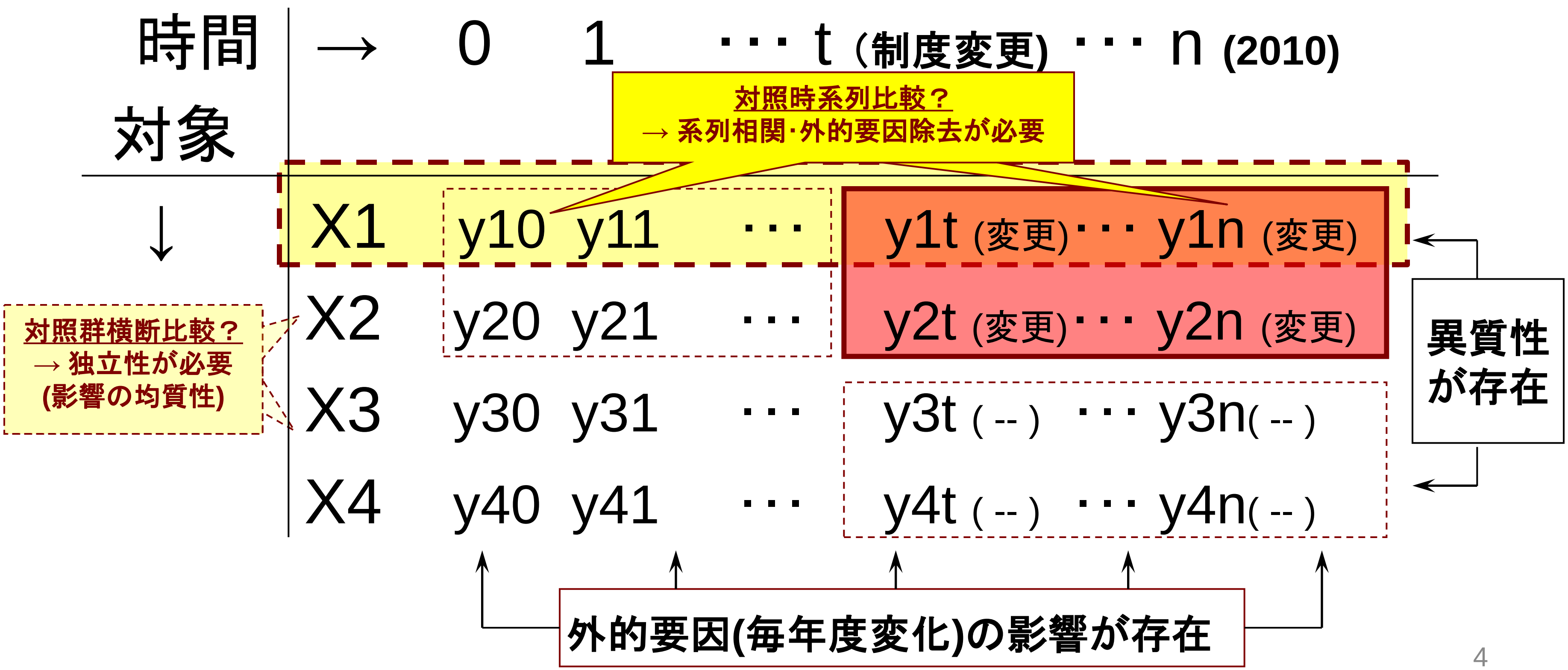
– 料金･価格制度やその変更が及ぼす効果を推計する際に、財サービスの費用、価格･料金、数量などは「**系列相関**」を持っている場合が多い

– 系列相関が生じる原因は多様
  – 季節変動の存在(12ヶ月, 四半期など)
  – 循環過程の存在(蜘蛛の巣調整過程など)
  – 価格変更費用の存在
  – 長期契約･先物契約の存在
  – 規制･許認可手続の影響(“対前年比”査定)

1. 時系列分析の基礎

1-2. 時系列分析の要点

– 料金･価格制度の時系列分析では、**「系列相関」と「外的要因」**の 2つの要因の除去が必要



1. 時系列分析の基礎

1−3. ARMAXモデルと成立条件(1) 系列相関消滅

- ARMAXモデルとは、**自己相関項(AR)･移動平均項(MA)**により系列相関の影響を説明し、**説明変数 X** により、外的要因の影響を説明したモデル

$$y(t)=\mu + \Sigma_i \theta_i * \underline{y(t-i)} + \Sigma_j \kappa_j * \underline{\varepsilon(t-j)} + x'\beta + \varepsilon(t)$$

定数項　**自己相関項(AR)**　**移動平均項(MA)**　説明変数項　誤差

↑「過去のy自身の値」↑「過去の誤差ε 」↑(時系列も可)

- モデルが正しく構築されていれば、「系列相関」は残らない

⇒ 系列相関が残ってないこと (成立条件#1)

1. 時系列分析の基礎

1–4. ARMAXモデルと成立条件(2) 定常性

- ARMAXモデルが意味を持つためには、y 及び x が「**弱定常: Weakly Stationary**」であることが必要

  強定常: 分布の確率密度関数が常に不変

  弱定常: 期待値 E(z(t)), 分散 Var(z(t)), 自己相関 Cov(z(t), z(t−h)), ∀h が常に不変

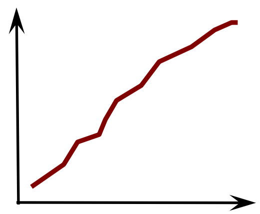
- 弱定常でなければ弱定常になるまで**階差(△z(t) = z(t)−z(t−1))**をとる (1階階差, 2階階差‥)

- **y 及び x (又は △y及び△x)が弱定常であること (成立要件#2)**

1. 時系列分析の基礎

1-5. 何故時系列分析では定常性を問題とするのか

- 定常性がない変数 x, y をそのまま回帰分析すると、全く意味のない相関を検出することが多い（**疑似相関** Spurious Regression）
  - ex. 廃棄物総埋立処分量と 国債発行残高
    → いずれも累積値、見掛上右肩上りのあたかも関係があるような推移をする



- 定常性がない変数は、1階階差(△x, △y)を採るなどの方法で(弱)定常化し、本当に関係がある変数なのか否かを判断する必要あり

1. 時系列分析の基礎

1-6. ARMAXモデルと成立条件(3) 因果一方向性

- ARMAXモデルの説明変数 X の条件は、
  説明変数の外生性 を満たすこと
  - 説明変数 X が全ての誤差項 ε（t)～ε（0) と独立であること
    $\Leftrightarrow E(\varepsilon(i) \mid X) = 0 \text{ for } \forall i: \ i \in T(t,\cdots,0)$
- 上記説明変数 X についての条件を言換えると
  y から x 方向のフィードバック（逆因果性）が存在しないこと（成立要件#3）

1. 時系列分析の基礎

1−7. ARMAXモデルの構築(1)

- 自己相関項(AR)･移動平均項(MA)の次数(= 何期前の値を使うか)は、**自己相関関数(ACF)･偏自己相関関数(PACF)**により判定
  - 自己相関関数(ACF):

    ρ_h = Cov(y(t), y(t−h)) / Var(y(t)) （次数 h = 1, 2 ･･･ ）
  - 偏自己相関関数(PACF):

    τ_{hh} = (Cov(y(t) − E(y(t)|y(t−1,･･･,yt−h+1), y(t−h)))/ Var(y(t))

	自己相関(ACF)	偏自己相関(PACF)
AR項	(次数と共に減衰)	**ピークがAR項の次数**
MA項	**ピークがMA項の次数**	(次数と共に減衰)

1. 時系列分析の基礎

1−8. ARMAXモデルの構築(2)

– 自己相関項(AR)･移動平均項(MA)の組合わせは何通りも可能であるが、**赤池情報量(AIC)又はベイズ情報量(BIC)が最も小さいもの**を選ぶ

– 赤池情報量(AIC)　$\ln(\sigma^{*2}) + 2*(p+q)/T$

– ベイズ情報量(BIC)　$\ln(\sigma^{*2}) + 2*(p+q-1)*\ln(T)/T$

(BICは計量分析ソフトにより "Schwartz" と表記される場合あり,
p: AR最大次数, q: MA最大次数, T: 期間(試料)数)

– 自己相関項(AR)･移動平均項(MA) をたくさん使うと系列相関は消しやすいが、AIC･BICは膨張
→ " Simple is best ! "

1. 時系列分析の基礎

1-9. ARMAXモデルの解釈

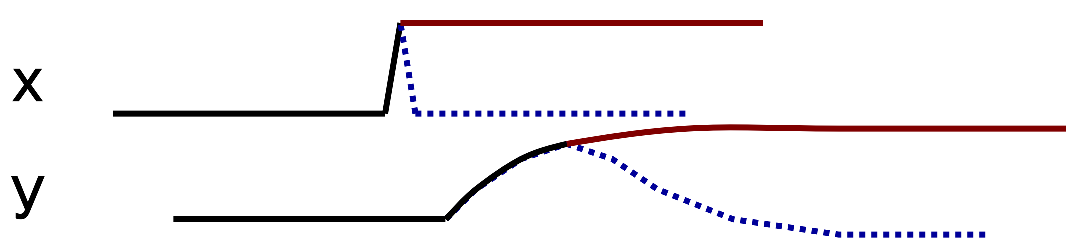
– 正しく構築された ARMAXモデルの係数の意味

$$y(t) = \mu + \Sigma\, \theta_i * y(t-i) + \Sigma\, \kappa_j * \varepsilon(t-j) + \Sigma\, \beta_k * x(t-k) + \varepsilon(t)$$

β_0 $(= \partial y(t) / \partial x(t))$: **短期効果**（ x 1単位変化時）

$\Sigma \beta_k / (1 - \Sigma \theta_i)$: **長期効果**（∀x 1単位変化時）

$(1 - \Sigma \theta_i)$: **調整速度**（長期均衡に至る迄の速さ）



2. 時系列分析と検定

2-1. 系列相関検定

- ARMAXモデルに「系列相関」がない(成立条件#1)ことを確認する検定
- **Breusch Godfrey Lagrange Multiplier (LM) 検定**

  $\varepsilon(t) = \Sigma \ ei * \varepsilon(i)$; ($\forall ei = 0$?)

  誤差項を相互に線形回帰した際に、仮に系列相関がなければ回帰係数 eiは全て 0 のはず
- これまで Durbin Watson 検定 (DW比) が多用されたが、複合相関に使えない、判定不能域があるなどの理由から使われなくなってきている

2. 時系列分析と検定

2-2. 定常性検定(単位根検定)

- 試料 y, x が「弱定常」であること(成立条件#2)を確認する検定 (単位根検定 Unit Root Test)

- **Augmented Dickey Fuller (ADF) 検定**

  仮に x(t) が**非定常**の場合、x(t) の自己相関項 (AR)を多項式で表した特性方程式に少なくとも 1つ $z \leqq 1$ なる解がある

  $x(t) = \Sigma\, \theta_i * x(t-i) + \varepsilon(t)$ が非定常

  ⇒特性方程式 $1-\Sigma\, \theta_i * z^i = 0$ に zが1以下の解有

  ※ 計量分析ソフトにより 1/z を表示するものあり、要注意

2. 時系列分析と検定

2-3. 因果方向性検定

- ARMAXモデルで「y → x」方向の因果性がない（成立条件#3）ことを確認する検定
- **Granger Causality（因果性）検定**（$\forall \beta_k = 0?$）

$$x(t) = \mu + \Sigma \theta_i * x(t-i) + \Sigma \beta_k * y(t-k) + \varepsilon(t)$$

$$x^*(t) = \mu^* + \Sigma \theta^*_i * x(t-i) + \varepsilon^*(t)$$

仮に x(t) を xの過去値 と yの過去値 を説明変数として推計した結果が、xの過去値のみで推計した結果(x*(t)) と有意な差がないならば、

y→x 方向の「(Grangerの意味での)因果性」なし

2. 時系列分析と検定

2-4. “Box-Jenkins法”(定常化解析法) [重要]

#0 因果方向性判定 (ARMAXモデルのみ) (成立条件#3)

Granger因果性検定で y → x の因果性がないことを確認

#1 定常化処理 (成立条件#2)

y, x を 対数化、階差化、指数化などの処理により 定常性(ADF)検定 を用いて、ほぼ「弱定常」の状態にする

#2 モデル仮構築・推計

ACF, PACF の状態を見ながら、y(t) を説明するモデルを AIC or BICが最小化されるよう構築し、非線形回帰推計

#3 系列相関消滅の確認 (成立条件#1)

#2 のモデルの残差ε (t) を求め、Breusch Godfrey LM 検定などにより系列相関が残っていないことを確認する;
(系列相関が残っていれば #2 に戻りモデルを再考する)

完 成

3. 時系列分析とVAR･共和分

3-1. 因果性条件の破れとVAR

- 試料 y, x の間に｢y → x｣方向の逆因果性がある場合でも、y, x 両方の過去の値を説明変数として使い、**y(t), x(t) を自己相関項(AR)モデルで同時推計**してしまうことが可能

- 当該推計を **Vector Auto Regression** と呼ぶ

$$\begin{pmatrix} y(t) \\ x(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \beta_{yy1} & \beta_{xy1} \\ \beta_{yx1} & \beta_{xx1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y(t-1) \\ x(t-1) \end{pmatrix} + \cdots + \begin{pmatrix} \varepsilon_y(t) \\ \varepsilon_x(t) \end{pmatrix}$$

→ VARには最小二乗法が使える利点有

3. 時系列分析とVAR･共和分

3-2. VARによる分析と結果表現

- VAR分析においては、y, x の過去の値を誘導型のまま説明変数とし同時推計するため、個々の係数を解釈する意味に乏しい

- VAR分析の結果表現は以下の 2つを用いる
  - 衝撃応答分析　**Impulse Response** Analysis
    x が 1単位変化した際、h期後の y がどの程度変化するか
  - 分散分解分析　**Variance Decomposition** An.
    h期後の y の変動に x, y がどの程度寄与するか

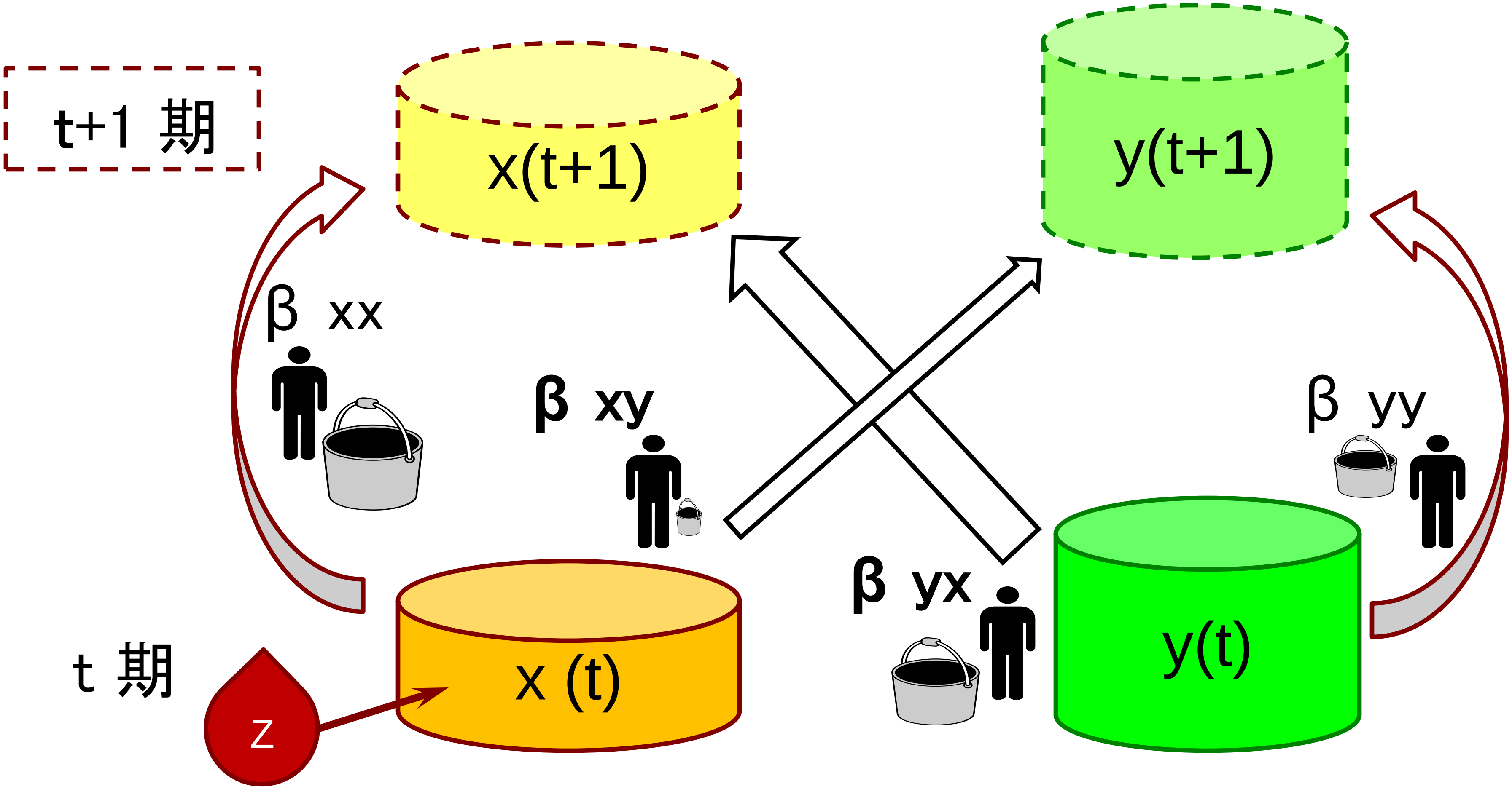
3. 時系列分析とVAR･共和分

3-3. VARによる分析と順序仮定

- VAR分析において、衝撃応答･分散分解の両方とも、結果表現に際して変数の「**順序 ordering**」を仮定する必要有（ex. [y, x] or [x, y], Cholesky Decomposition Ordering ）
（∵ x, y に同時に起きた変動は識別できない）
- 順序を仮定する結果、最も上位の変数の 1期目の変動には、自己の変動分しか寄与しない
- 期数が増加するにつれて、順序を仮定した影響は減衰していく

3. 時系列分析とVAR･共和分

3−3+. VARによる分析の概念（補）



衝撃応答→ h期後への zの伝搬　分散分解→ h期後の zの由来累計比較

3. 時系列分析とVAR･共和分

3−4. 定常性条件の破れと 共和分 Co−integration

− 試料 y, x が「弱定常」でない場合でも、下の 2つの条件(**共和分条件: Co−integration**)を満たせば直接(階差をとらずに)回帰分析が可能

− x, y とも**1階階差(△x, △y)により「弱定常」**とすることができる
(2階階差以上で「弱定常」となる場合は不可)

− y(t) を x(t) で回帰した際に、**残差 ε (t) が「弱定常」となるような β が存在**する

$y(t) = x(t) * \beta + \varepsilon(t)$

3. 時系列分析とVAR･共和分

3–5. “Johansen rank” 検定法

– 試料 y, x が共和分条件を満たすか否かについては、**Johansen rank 検定法**により判定

– $\Delta Z(t) = \mu + \mathbf{\Pi * Z(t-1)} + \theta * \Delta Z(t-1) \cdots + \varepsilon(t)$
と変形すると **rankΠ が共和分の数を示す**

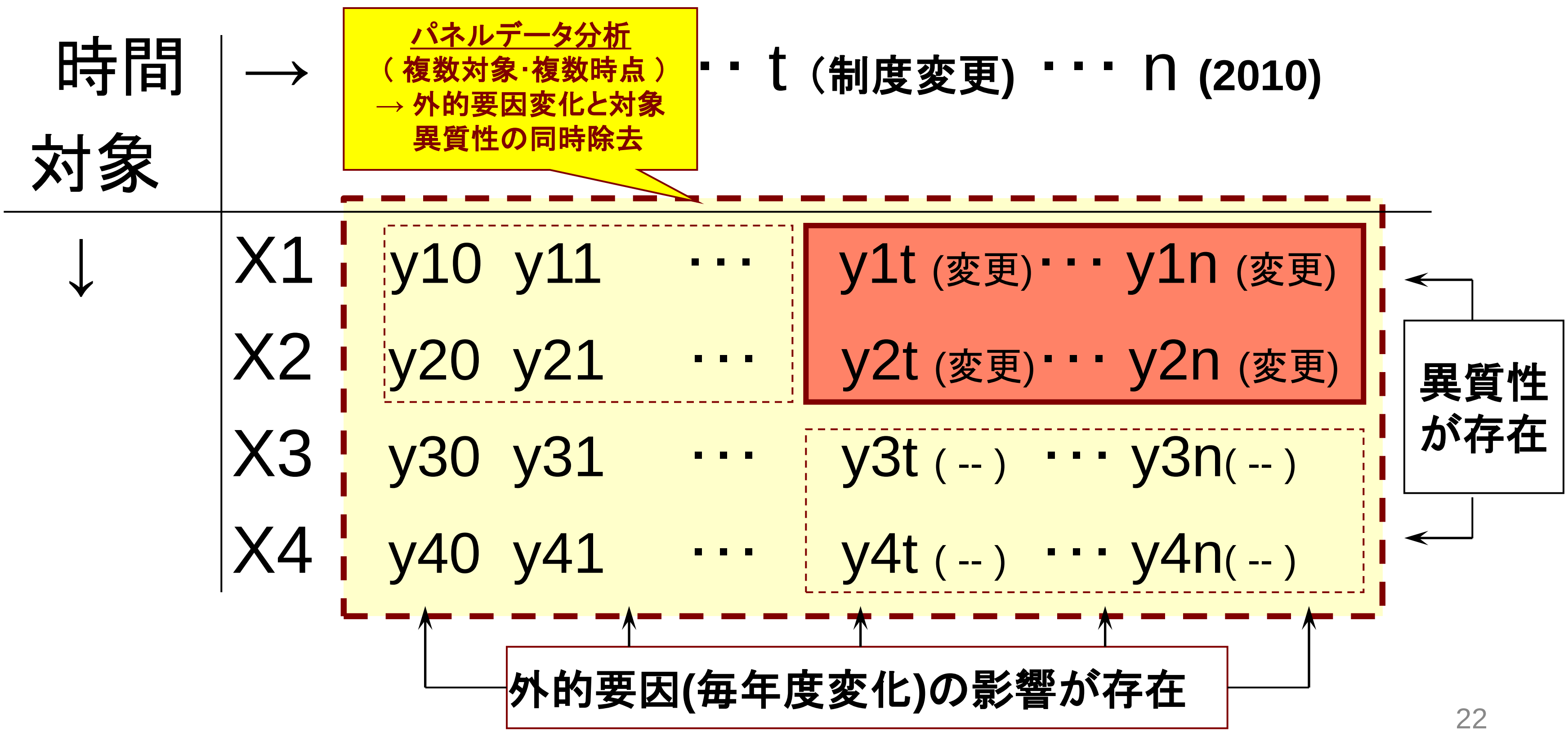
$Z(t) = (y(t), x(t)), \quad \Delta Z(t) = (y(t)-y(t-1), x(t)-x(t-1))$

– rank 0 ⇒ 共和分なし、**1階階差**で分析
rank 1 ⇒ 共和分関係1つ有
rank 2 ⇒ 共和分関係2つ有
〉 **直接分析可**（通常は VAR)
･･･（最大で Z の次数迄）

4. パネルデータ分析

4-1. パネルデータ分析の概念

- パネルデータ分析とは、**複数の対象・複数の時点に関するデータ**を用いた分析をいう



4. パネルデータ分析

4-2. パネルデータ分析の方法

- **固定効果**モデル (**Fixed Effect** Model)

  個々の対象に対応したダミー変数を説明変数として設け、**対象毎の異質性を固定的に識別**(時間に対しダミーを設ける場合も有)

  $Y(i,t) = \alpha + X(i,t)*\beta_{fx} + \Sigma\ i\ DMi(1/0) + \varepsilon\ (i,t)$

- **変量効果**モデル (**Random Effect** Model)

  対象(時間)に対応したダミー変数を設けず、**対象(時間)毎の異質性を確率的現象とする**

  $Y(i,t) = \alpha + X(i,t)*\beta_{rd} + \varepsilon\ (i,t)$

4. パネルデータ分析

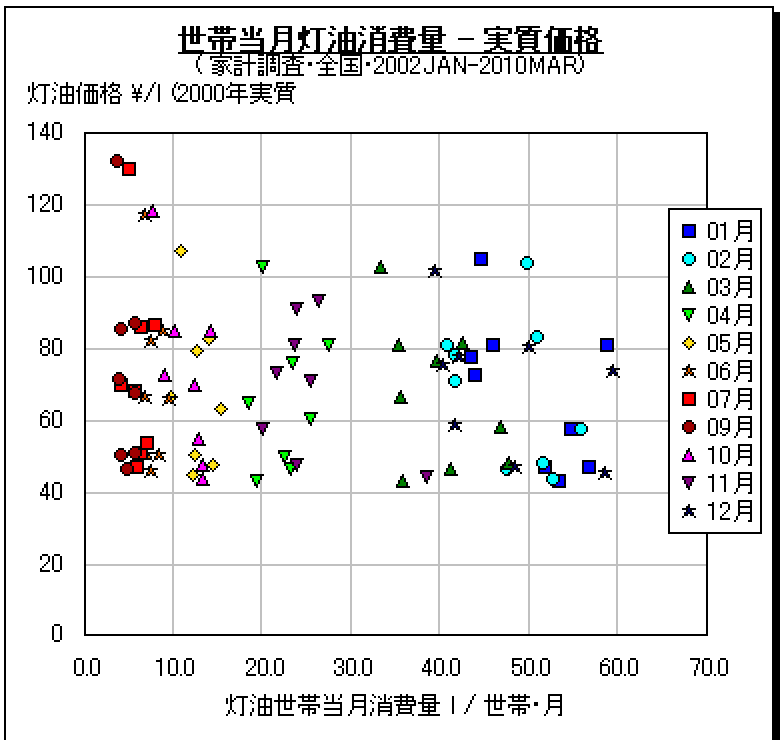
4-3. パネルデータ分析と検定

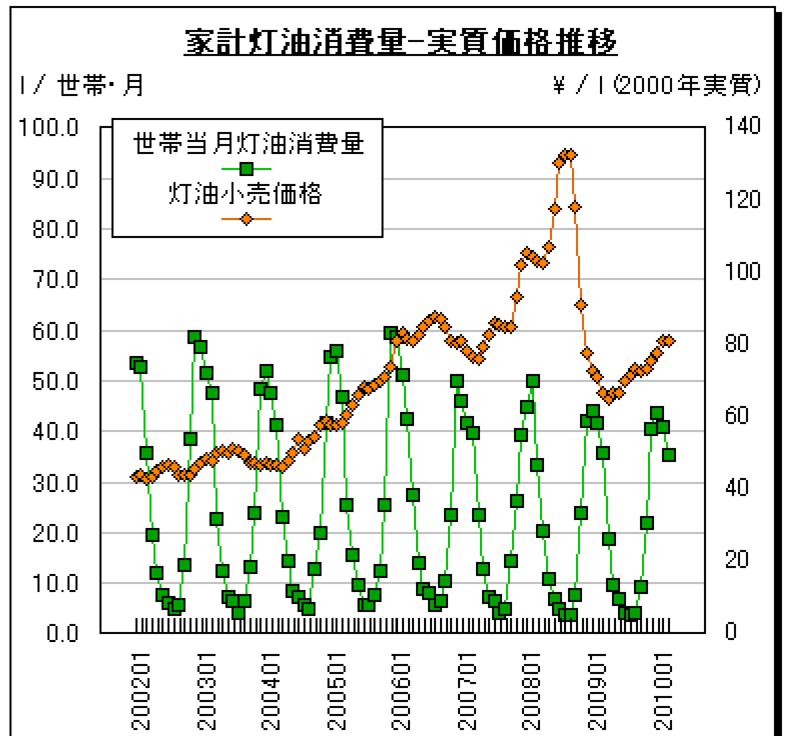
- **定常性検定**
  - パネルデータ分析でも定常性の問題は存在（単位根検定 Unit root test）
    - → パネル ADF 検定 (Fisher Type)
- **固定効果・変量効果検定**
  - モデル選択の問題
    - → Hausman 検定

5. 時系列分析 - 実戦編 -

5-1. 時系列分析と結果の解釈(1) EViews

– 例: 灯油消費量 (家計調･全国/地域, '02JAN–)
時系列分析の場合、**時系列推移図**を併用する





5. 時系列分析 - 実戦編 -

5-2. 時系列分析と結果の解釈(2) EViews

− Granger 因果性検定：

帰無仮説 H_0:
「Gr.因果性がない」
が正しい確率

Pairwise Granger Causality Tests
Date: 06/09/10 Time: 00:02
Sample: 2002M01 2010M03
Lags: 12
（全て対数）

Null Hypothesis	Obs	F-Statistic	Probability	
LPKRO does not Granger Cause LQKRO (価格→量)	87	1.5338	0.1363	−
LQKRO does not Granger Cause LPKRO (量→価格)		1.8315	0.0622	−
LINC does not Granger Cause LQKRO（所得→量）	87	1.7372	0.0802	−
LQKRO does not Granger Cause LINC（量→所得）		2.9621	0.0026	**
LINC does not Granger Cause LPKRO（所得→価格）	87	2.8026	0.0040	**
LPKRO does not Granger Cause LINC（価格→所得）		1.6711	0.0956	−

5. 時系列分析 - 実戦編 -

5-3. 時系列分析と結果の解釈(3) EViews

- ADF 定常性検定：

原数値: **全変数が非定常**

1階階差: ほぼ定常化（採用）

帰無仮説 H_0:
「定常でない」
が正しい確率

ADF検定結果		原数値 t-value	原数値 Prob.		1階階差 t-value	1階階差 Prob.	
灯油消費量	LPKRO	-1.9024	0.3300	-	-5.2850	0.0000	**
灯油価格(2000年実質)	LQKRO	0.2710	0.9755	-	-12.0211	0.0001	**
世帯当所得(2000年実質)	LINC	-1.1050	0.7108	-	-2.8604	0.0544	-

Exogenous: Constant

Lag Length: 12 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Method: Least Squares

Sample (adjusted): 2003M02 2010M03

Included observations: 86 after adjustments

5. 時系列分析 - 実戦編 -

5-4. 時系列分析と結果の解釈(4) EViews

- モデル仮構築(1): 系列相関確認

灯油消費量 1階階差

$$DLQKRO(t) = C + \beta 1*DLPKRO(t)$$
$$+ \beta 2*DINC(t) + \Sigma j\, \gamma j*DMj + \varepsilon (t)$$

↑(月ダミー·3月基準11個)

→ **棄却(系列相関残存)**

帰無仮説 H_0:
「系列相関がない」
が正しい確率

系列相関検定

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	2.231626	Probability	**0.01877 ***
Obs*R-squared	26.8399	Probability	**0.00815 ****

5. 時系列分析 - 実戦編 -

5-5. 時系列分析と結果の解釈(5) EViews

- モデル仮構築(2): ACF/PACF (コレログラム)

次数1, 2 に 自己相関(AC)･偏自己相関(PAC) が残存

→ AR/MA の組合わせを AIC/BIC が最小になるよう試行 (例では4通り)

AR(1)&AR(2), MA(1)&AR(2), AR(1)&MA(2), MA(1)&MA(2)

コレログラム
(ACF/PACF)

Date: 06/09/10 Time: 00:31
Sample: 2002M02 2010M03
Included observations: 98

<table>
<tr><th>Autocorrelation</th><th>Partial Correlation</th><th></th><th>AC</th><th>PAC</th><th>Q-Stat</th><th>Prob.</th><th></th></tr>
<tr><td>**|. |</td><td>**|. |</td><td>1</td><td>−0.2829</td><td>−0.2829</td><td>8.083228</td><td>0.00447</td><td>**</td></tr>
<tr><td>**|. |</td><td>***|. |</td><td>2</td><td>−0.2190</td><td>−0.3250</td><td>12.97775</td><td>0.00152</td><td>**</td></tr>
<tr><td>. |*. |</td><td>. | . |</td><td>3</td><td>0.1600</td><td>−0.0170</td><td>15.61862</td><td>0.00136</td><td>**</td></tr>
<tr><td>. |*. |</td><td>. |*. |</td><td>4</td><td>0.1300</td><td>0.1380</td><td>17.38028</td><td>0.00163</td><td>**</td></tr>
<tr><td>.*| . |</td><td>. | . |</td><td>5</td><td>−0.1410</td><td>0.0007</td><td>19.47656</td><td>0.00157</td><td>**</td></tr>
<tr><td>.*| . |</td><td>.*| . |</td><td>6</td><td>−0.0700</td><td>−0.0761</td><td>19.99828</td><td>0.00277</td><td>**</td></tr>
</table>

5. 時系列分析 - 実戦編 -

5−6. 時系列分析と結果の解釈(6) EViews

Dependent Variable: DLQKRO
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 2002M04 2010M03
Included observations: 96 after adjustments
Convergence achieved after 11 iterations

帰無仮説 H_0:
「係数が 0 である」
が正しい確率

	Variable	Coefficient	Std. Error	t−Statistic	Prob.	
価 格	DLPKRO	−0.3514	0.1723	−2.0395	0.0447	*
所 得	DLINC	0.5108	0.8196	0.6233	0.5349	−
	DMAPR	−0.3292	0.1579	−2.0855	0.0402	*
月ダミー	DMSEP	0.3980	0.1821	2.1851	0.0318	*
(一部略)	DMOCT	0.9918	0.1186	8.3596	0.0000	**
	DMNOV	1.0300	0.1575	6.5394	0.0000	**
	DMDEC	0.7713	0.0849	9.0846	0.0000	**
定数項	C	−0.2463	0.1306	−1.8862	0.0629	−
ARMA	AR(2)	−0.2240	0.1159	−1.9330	0.0568	−
	MA(1)	−0.5127	0.1070	−4.7933	0.0000	**

R−squared	0.944933	Meandepvar	−0.00011
Adj R−squared	0.934608	S.D.depvar	0.4933
S.E. of reg	0.126146	AIC	−1.15174
SSR	1.273026	Schwarz	−0.72435

5. 時系列分析 - 実戦編 -

5−7. 時系列分析と結果の解釈(7) EViews

– モデル仮構築(3): AR(2) & MA(1)

AIC最小(−1.15) & 系列相関消滅 → 可

$$DLQKRO(t) = C + \beta 1 * DLPKRO(t)$$

$$+ \beta 2 * DINC(t) + \Sigma_j \gamma_j * DMj$$

$$+ \delta 1 * DLQKRO(t-2) + \delta 2 * \varepsilon(t-1) + \varepsilon(t)$$

↑ AR(2)　　　↑ MA(1)

帰無仮説 H_0:
「系列相関がない」
が正しい確率

Breusch−Godfrey Serial Correlation LM Test:

F−statistic	0.5974556	Probability	0.836809
Obs*R−squared	9.1556247	Probability	0.689584

5. 時系列分析 - 実戦編 -

5−8. 時系列分析と結果の解釈(8) EViews

– 同様の分析を**パネルデータ**で実施：

1) 定常性検定（パネルADF: ‘02 JAN～x10地域）
→ 原数値の定常性棄却、1階階差で可

2) モデル仮構築
→ ACF･PACFは使用不能

3) 時系列分析の結果からAR項を追加し、AIC･BICを比較
→ いきなりパネルデータ分析を掛けるとこの操作はできない

5. 時系列分析 - 実戦編 -

5-9. 時系列分析と結果の解釈(9) EViews

Dependent Variable: DLQKRO
Method: Panel Least Squares
Sample: 2002M02 2010M03
Cross-sections included: 10
Total panel (balanced) observations: 980

> 帰無仮説 H0:
> 「係数が 0 である」
> が正しい確率

	Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.	
価 格	DLPKRO	−0.3507	0.1972	−1.7783	0.0757−	
所 得	DLINC	0.1357	0.1655	0.8200	0.4124−	
	DMJAN	0.2842	0.0709	4.0069	0.0001	**
月ﾀﾞﾐｰ	DMOCT	0.8911	0.0560	15.9198	0.0000	**
(一部略)	DMNOV	0.9584	0.0604	15.8727	0.0000	**
	DMDEC	0.7914	0.0533	14.8501	0.0000	**
定数項	C	−0.1909	0.0439	−4.3527	0.0000	**

R-squared	0.6598524	Mean depvar	−0.00302
Adj. R-squared	0.6552749	S.D. depvar	0.576283
S.E. of reg.	0.3383545	AIC	0.684738
SSR	110.59132	Schwarz	0.75456

5. 時系列分析 - 実戦編 -

5-10. 時系列分析と結果の解釈(10) EViews

Dependent Variable: DLQKRO
Method: Panel Least Squares
Sample (adjusted): 2002M04 2010M03
Cross-sections included: 10
Total panel (balanced) observations: 960
Convergence achieved after 5 iterations

帰無仮説 H_0:
「係数が 0 である」
が正しい確率

	Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.	
価　格	DLPKRO	-0.0881	0.1550	-0.5687	0.5697	-
所　得	DLINC	0.3813	0.1710	2.2296	0.0260	*
	DMJAN	0.3208	0.0732	4.3830	0.0000	**
月ダミー	DMOCT	0.8950	0.0578	15.4808	0.0000	**
(一部略)	DMNOV	0.9771	0.0626	15.6172	0.0000	**
	DMDEC	0.7428	0.0542	13.7016	0.0000	**
定数項	C	-0.1976	0.0461	-4.2891	0.0000	**
AR	AR(1)	-0.3487	0.0324	-10.7604	0.0000	**
	AR(2)	-0.1161	0.0324	-3.5806	0.0004	**

R-squared	0.697966	Mean depvar	0.001259
Adj. R-squared	0.693167	S.D. depvar	0.580381
S.E. of reg.	0.321488	AIC	0.584812
SSR	97.56654	Schwarz	0.665927

5. 時系列分析 - 実戦編 -

5-11. 時系列分析と結果の解釈(11) EViews

– 価格を消費量で分析 / 時系列分析

帰無仮説 H_0:
「係数が 0 である」
が正しい確率

Dependent Variable: DLPKRO
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 2002M03 2010M03
Included observations: 97 after adjustments
Convergence achieved after 14 iterations

	Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.	
消費量	DLQKRO	−0.0460	0.0177	−2.6037	0.0109	*
原油価格	DLPOIL	0.2487	0.0464	5.3570	0.0000	**
月ダミー	DMJAN	0.0501	0.0149	3.3523	0.0012	**
(一部略)	DMDEC	0.0735	0.0210	3.5012	0.0008	**
定数項	C	−0.0277	0.0119	−2.3313	0.0222	*
AR	AR(1)	0.4911	0.0985	4.9878	0.0000	**

R-squared	0.674333	Mean dependent var	0.006376
Adj. R-squared	0.618731	S.D. dependent var	0.047555
S.E. of reg.	0.029364	AIC	−4.0768
SSR	0.070704	Schwarz	−3.67865

5. 時系列分析 - 実戦編 -

5-12. 時系列分析と結果の解釈(12) EViews

– 価格を消費量で分析 / パネルデータ分析

帰無仮説 H_0:
「係数が 0 である」
が正しい確率

Dependent Variable: DLPKRO
Method: Panel Least Squares
Total panel (balanced) observations: 970
Convergence achieved after 8 iterations

	Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.	
消費量	DLQKRO	-0.0095	0.0041	-2.3216	0.0205	*
原油価格	DLPOIL	0.3505	0.0202	17.3188	0.0000	**
	DMJAN	0.0449	0.0071	6.3091	0.0000	**
月ダミー	DMOCT	0.0254	0.0080	3.1558	0.0017	**
(一部略)	DMNOV	0.0260	0.0082	3.1826	0.0015	**
	DMDEC	0.0503	0.0079	6.3367	0.0000	**
定数項	C	-0.0222	0.0049	-4.4879	0.0000	**
AR	AR(1)	0.1700	0.0322	5.2729	0.0000	**

R-squared	0.4049285	Mean depvar	0.004815
Adj. R-squared	0.3962049	S.D. depvar	0.058712
S.E. of reg.	0.0456213	AIC	-3.32154
SSR	1.9876475	Schwarz	-3.24612

5. 時系列分析 - 実戦編 -

5-13. 時系列分析と結果の解釈(13) EViews

- 灯油消費量は、**所得弾力性･価格弾力性とも不安定**であり大きな地域別差異が推察される
- 灯油消費量は、階差に負の定数項が見られ、短期需給要因以外に**構造的減少要因の存在**（過疎化･全電化住宅増･･）が推察される
- 灯油価格は、基本的に**原油価格と連動しているが、灯油の需要減とともに上昇**する傾向が見られ、地域輸配送網･施設の維持管理など大きな固定費の存在が推察される