

## ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΦΑΙΝΟΜΕΝΙΚΑ ΜΗ ΣΥΝΔΕΦΟΜΕΝΩΝ ΕΞΙΣΩΣΕΩΝ.

Σύστημα εξισώσεων:

$$\left. \begin{aligned} Y_{1t} &= B_{11} + B_{12} X_{1,t2} + B_{13} \cdot X_{1,t3} + \varepsilon_{1,t} \\ Y_{2t} &= B_{21} + B_{22} X_{2,t2} + B_{23} X_{2,t3} + \varepsilon_{2,t} \\ &\vdots \\ Y_{Nt} &= B_{N1} + B_{N2} \cdot X_{N,t2} + B_{N3} X_{N,t3} + \varepsilon_{Nt}. \end{aligned} \right\} \begin{aligned} &(2A) \\ &t = 1, 2, \dots, T. \end{aligned}$$

$$Y_{it} = B_{i1} + B_{i2} \cdot X_{it,2} + B_{i3} \cdot X_{it,3} + \varepsilon_{it}, \quad \begin{aligned} &(2B) \\ &i = 1, 2, \dots, N \\ &t = 1, 2, \dots, T. \end{aligned}$$

Συστήματα φαινομένων με συνδεδεμένα εξισώσεις.

(seemingly unrelated equations - SURE).

- Μόδα :
- 1) οι συνδέσεις αλληλίων και (i) ελαστικότητες ή ελαστικότητες.
  - 2) οι αλληλίες συνδέονται λόγω της ίδιας διαφοράς.
- ↳ όταν υπάρχει συσχέτιση στα υερίσματα  $\varepsilon_{it}$  και  $\varepsilon_{jt}$ .
- α.  $E(\varepsilon_{it}; \varepsilon_{jt}) = G_{ij} \neq 0$  για  $i \neq j$ .

→ συνθήκη SURE.

→ ελαστικότητα ελαστικότητα

→ panel model



$i=1, L=2$ , διαδοχικά με διαστάσεις.  $\varepsilon_{1T} \sim iid(0, \sigma_1^2)$  κτ.

$$E(\varepsilon_1 \varepsilon_1') = \sigma_1^2 \cdot I_T, \quad E(\varepsilon_2 \varepsilon_2') = \sigma_2^2 \cdot I_T.$$

•  $\otimes$   $E(\varepsilon_1 \varepsilon_2')$  2 παραμέτρους.

1)  $E(\varepsilon_1 \varepsilon_2') = 0$ . α ή β. ανεξάρτητες των  $\varepsilon_1$  με  $\varepsilon_2$  δα συσχετίσεις μεταξύ διαφορετικών διακριτών χρονικών  $t$ .

2)  $E(\varepsilon_1 \varepsilon_2') = \sigma_{12} \cdot I_T = \begin{pmatrix} \sigma_{12} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_{12} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_{12} \end{pmatrix}$  που οι πρώτες γραμμές ανεξάρτητες συσχετίσεις, ίδια συνδιαστήματα για όλες τις χρον. στιγμές  $t$ .

$$\text{Απόδειξη } \Rightarrow V_{\varepsilon}(\varepsilon) = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 I_T & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 I_T \end{pmatrix} \text{ (1)} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} = \Sigma \otimes I.$$

$$\text{με } V_{\varepsilon}(\varepsilon) = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 I_T & \sigma_{12} I_T \\ \sigma_{12} I_T & \sigma_2^2 I_T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} \\ \sigma_{12} & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} = \Sigma \otimes I.$$





• GLS für korreliertes und gruppiertes Modell  
beurteilt.

$$y^* = X^* \cdot \beta + \varepsilon^* \quad ; \quad PY = PX\beta + P \cdot \varepsilon$$

$27 \times 11 \quad (27 \times 2 \cdot 3) (27 \times 1) + (27 \times 1)$

$$y^* = Py, \quad X^* = PX, \quad \varepsilon^* = P\varepsilon. \quad \Omega^{-1} = P'P.$$

$$Var(\varepsilon^*) = E(\varepsilon^* \varepsilon^{*'}) = I_{N \times N}$$

GLS für zweifaches (1).  $Var(\varepsilon) = \Omega = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 I_7 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 I_7 \end{pmatrix}$ .

zwei  $\hat{\beta}_{GLS} = \begin{pmatrix} \hat{\beta}_{LS,1} \\ \hat{\beta}_{LS,2} \end{pmatrix}$ .

also  $\hat{\beta}_{GLS} = \begin{pmatrix} \hat{\beta}_{GLS,1} \\ \hat{\beta}_{GLS,2} \end{pmatrix} = (X' \Omega^{-1} X)^{-1} \cdot X' \Omega^{-1} \cdot y =$

$$= \left[ \begin{pmatrix} X_1 & 0 \\ 0 & X_2 \end{pmatrix}' \begin{pmatrix} \sigma_1^2 I & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 I \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} X_1 & 0 \\ 0 & X_2 \end{pmatrix} \right]^{-1} \cdot \begin{pmatrix} y_1 & 0 \\ 0 & y_2 \end{pmatrix}' \begin{pmatrix} \sigma_1^2 I & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 I \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix}$$

$$= \dots = \begin{pmatrix} (X_1' X_1)^{-1} \cdot X_1' y_1 \\ (X_2' X_2)^{-1} \cdot X_2' y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{\beta}_{LS,1} \\ \hat{\beta}_{LS,2} \end{pmatrix} \quad \left[ \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma_1^2} I & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma_2^2} I \end{pmatrix} \right]$$

also  $Var(\hat{\beta}_{GLS}) = (X' \Omega^{-1} X)^{-1} = \left[ \begin{pmatrix} X_1 & 0 \\ 0 & X_2 \end{pmatrix}' \begin{pmatrix} \sigma_1^2 I & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 I \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} X_1 & 0 \\ 0 & X_2 \end{pmatrix} \right]^{-1}$

$$= \begin{pmatrix} \sigma_1^2 (X_1' X_1)^{-1} & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 (X_2' X_2)^{-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Var(\hat{\beta}_{LS,1}) & 0 \\ 0 & Var(\hat{\beta}_{LS,2}) \end{pmatrix}$$

or GLS covariance matrix or variances of  $G_1^2, G_2^2, G_{12}$  and  
 found, GSD of the data system. Covariance  $\rightarrow$  ESD,

1) under certain LS. can construct ESD.

2) orthogonal unit vectors  $\hat{\epsilon}_{it}$  for each case i

3) further  $G_{ij}^2, G_{ij}$ . we get,  $G_{ij}^2 = \frac{\sum_{t=1}^T \epsilon_{it}^2}{T}$ ,  $G_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^T \epsilon_{it} \epsilon_{jt}}{T}$ .

was also.

Formulas for SUR estimation of N equations

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & X_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & X_N \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_N \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_N \end{pmatrix}$$

$N \times 1$        $N \times N$        $N \times 1$        $N \times 1$

$Y = X \cdot B + \epsilon$

then  $\text{Var}(\epsilon) = E(\epsilon \epsilon') = \underline{\Omega} = \Sigma \otimes I_T = \begin{pmatrix} G_{11}^2 & G_{12} & \dots & G_{1N} \\ G_{21} & G_{22}^2 & \dots & G_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ G_{N1} & G_{N2} & \dots & G_{N2}^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \otimes & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix}$

$N \times N$        $T \times T$

$$\hat{\beta}_{GLS} = [X' \cdot (\Sigma^{-1} \otimes I_T) \cdot X]^{-1} \cdot X' \cdot (\Sigma^{-1} \otimes I_T) y$$

$$\text{Var}(\hat{\beta}_{GLS}) = (X' \underline{\Omega}^{-1} X)^{-1} = (X' \cdot (\Sigma^{-1} \otimes I_T) \cdot X)^{-1}$$

$$\hat{\beta}_{GLS} \sim N(\beta, \text{Asy. Var}(\hat{\beta}_{GLS}))$$

13.2 Ελέγχος ομοιοτητας συντελεστών σε SURG μοντέλα

- Ελέγχος ομοιοτητας συντελεστών σε SURG μοντέλα
- Ελέγχος ομοιοτητας συντελεστών σε SURG μοντέλα

Ελέγχος ομοιοτητας

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_N = \beta$   
 $H_1: \beta_i \neq \beta_j$  για κάποια  $i, j$

$H_0: R \cdot B = r$   
 $(J \times NK) \cdot (NK \times 1) = (J \times 1)$   
 $H_0: RB - r = 0$

π.χ. για  $N=2, L=1, L=2, K=3$ .

$H_0: \beta_{12} = \beta_{22}$  και  $\beta_{13} = \beta_{23}$ . (2 ανεξάρτητοι  $J=2$ )

$H_1: \beta_{12} \neq \beta_{22}$  ή  $\beta_{13} \neq \beta_{23}$

$H_0: RB = r \Leftrightarrow \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_{11} \\ \beta_{12} \\ \beta_{13} \\ \dots \\ \beta_{21} \\ \beta_{22} \\ \beta_{23} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$   
 $J \times N \cdot K \qquad NK \times 1 \qquad J \times 1$   
 $2 \times (2 \cdot 3) \qquad 2 \cdot 3 \times 1 \qquad 2 \times 1$

$W = (R \hat{\beta}_{GLS} - r)' \cdot \left\{ R \cdot [X'(\hat{\Sigma}^{-1} \otimes I_r)X]^{-1} \cdot R' \right\}^{-1} \cdot (R \hat{\beta}_{GLS} - r) \sim \chi^2_J$

δεχ. ανεφ.  $H_0$  αν  $W > \chi^2_{J, 1-\alpha}$ .

