

Morten Werner

12. september 2002

## Korrelation mellem regressorer og restled i kointegrerede enkeltligningsregressioner

### **Resumé:**

*ajfs*

---

MOW12902.WPD

Nøgleord: hfab adfg

*Modelgruppepapirer er interne arbejdspapirer. De konklusioner, der drages i papirerne, er ikke endelige og kan være ændret inden opstillingen af nye modelversioner. Det henstilles derfor, at der kun citeres fra modelgruppepapirerne efter aftale med Danmarks Statistik.*

## 1. Indledning

Det vises, at OLS-estimatoren i tilfældet med kointegration og korrelation mellem regressorer og restled kan gøres konsistent med en simpel transformation af restleddet. Endvidere vises, at de sædvanlige  $t$ - og  $F$ -tests fortsat er assympotisk gyldige i det kointegrerede tilfælde.

## 2. Model

Antag, at vi ønsker at estimere parametrene i den lineære model

$$y_t = \beta' \mathbf{x}_t + u_t \quad (1)$$

hvor  $u_t$  er iid( $0, \sigma^2$ ),  $\mathbf{x}_t$  er en ( $k \times 1$ ) vektor, og  $\beta \neq 0$  er en ( $k \times 1$ ) parametervektor. Det antages, at elementerne i  $\mathbf{x}_t$  følger en random walk og ikke kointegrerer indbyrdes. Ligeledes antages, at  $y_t$  er en I(1) proces, således at  $(1, -\beta)$  er en kointegrations vektor. Det antages samtidig, at der ikke findes flere uafhængige kointegrerende vektorer.

Antagelsen vedrørende  $\mathbf{x}_t$  betyder, at

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{x}_{t-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_t = \sum_{s=1}^t \boldsymbol{\varepsilon}_s \quad (2)$$

hvor  $\boldsymbol{\varepsilon}_t$  er iid( $0, \Sigma_{11}$ ) og  $\mathbf{x}_0 = 0$ .

Definer nu processen  $\xi = (\boldsymbol{\varepsilon}', u_t)'$  med dimension  $((k+1) \times 1)$  med kovariansmatrix

$$\Sigma = E[\xi \xi'] = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \sigma^2 \end{pmatrix} \quad (3)$$

hvor  $\Sigma_{12} = \Sigma_{21} \neq 0$  som følge af korrelationen mellem  $u_t$  og  $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ . Det gælder da, som det er tilfældet for OLS-estimatoren i tilfældet med stationære regressorer, at OLS-estimatoren er inkonsistent.

Betrægt igen modellen (1), og foretag følgende omskrivning

$$\begin{aligned} y_t &= \beta' \mathbf{x}_t + u_t \\ y_t &= \beta' \mathbf{x}_t + \Sigma_{12} \Sigma_{11}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_t + u_t - \Sigma_{12} \Sigma_{11}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_t \\ y_t &= \beta' \mathbf{x}_t + \gamma \Delta \mathbf{x}_t + u_{.1t} \end{aligned} \quad (4)$$

hvor  $\gamma = \Sigma_{12} \Sigma_{11}^{-1}$  og  $u_{.1t} = u_t - \Sigma_{12} \Sigma_{11}^{-1}$ , og det fra definitionen af  $\mathbf{x}_t$  gælder, at  $\Delta \mathbf{x}_t = \boldsymbol{\varepsilon}_t$ . Det ses, at i modellen (4) er  $\Delta \mathbf{x}_t$  indført som regressor, mens restleddet er transformeret.

Defineres processen  $\rho = (\boldsymbol{\varepsilon}_t, u_t)'$ , findes det, at

$$\tilde{\Sigma} = E[\rho\rho'] = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \tilde{\Sigma}_{12} \\ \tilde{\Sigma}_{21} & \sigma_{2,1}^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \mathbf{0}_{(k \times l)} \\ \mathbf{0}_{(l \times k)} & \sigma_{1,1}^2 \end{pmatrix} \quad (5)$$

idet  $\tilde{\Sigma}_{12} = \tilde{\Sigma}_{21} = E[\boldsymbol{\varepsilon}_t(u_t - \Sigma_{12}\Sigma_{11}^{-1}\boldsymbol{\varepsilon}_t)] = E[\Sigma_{12} - \Sigma_{12}\Sigma_{11}^{-1}\Sigma_{11}] = \mathbf{0}$ , og det følger da, at restled og regressorer i (1.4) er ukorrelede og kovariansmatricen  $E[\rho\rho'] = \text{diag}(\Sigma_{11}, \sigma_{1,1}^2)$ .

### 3. OLS-estimatorens egenskaber

Det skal nu vises, at OLS-estimatoren er konsistent og inferens vedrørende parametrene i  $\beta$ -vektoren kan baseres på de sædvanlige  $t$ - og  $F$ -tests.

#### Konsistens

Konstruer wienerprocessen (se appendiks) med samme kovariansmatrix som  $\rho$ ,  $w(r, \tilde{\Sigma})$ , der kan partitioneres i to ikke-korrelerede processer  $w_1(r, \Sigma_{11})$  og  $w_2(r, \sigma_{1,1}^2)$ .

Definer matricerne  $\mathbf{y}_{(Tx1)} = (y_1, \dots, y_T)$ ,  $\mathbf{u}_{.1} = (u_{.11}, \dots, u_{.1T})'$ ,  $\mathbf{x}_{(Txk)} = (x_1, \dots, x_T)$  og  $\Delta\mathbf{x}_{(Txk)} = (\Delta x_1, \dots, \Delta x_T)$ . Ved partitioneret regression findes det, at OLS-estimatoren for  $\beta$  kan skrives

$$\hat{\beta} = (\mathbf{x}' M \mathbf{x})^{-1} \mathbf{x}' M \mathbf{y} \Leftrightarrow T(\hat{\beta} - \beta) = (T^{-2} \mathbf{x}' M \mathbf{x})^{-1} T^{-1} \mathbf{x}' M \mathbf{u}_{.1}, \quad \text{hvor} \quad (6)$$

$$M = I_T - \Delta\mathbf{x}' (\Delta\mathbf{x}' \Delta\mathbf{x})^{-1} \Delta\mathbf{x}$$

Første faktor i ligning (6) kan omskrives som følger

$$T^{-2} \mathbf{x}' M \mathbf{x} = T^{-2} \mathbf{x}' \mathbf{x} - T^{-2} \mathbf{x}' \Delta\mathbf{x} (T^{-1} \Delta\mathbf{x}' \Delta\mathbf{x})^{-1} T^{-1} \Delta\mathbf{x}' \mathbf{x} \quad (7)$$

hvor det fra Lemma 1 (se appendiks) findes

$$T^{-2} \mathbf{x}' \mathbf{x} = \sum_{t=1}^T \mathbf{x}' \mathbf{x}_t \Rightarrow \int_0^1 w_1(r, \Sigma_{11}) w_1(r, \Sigma_{11})' dr \quad (8)$$

hvor  $\Rightarrow$  betegner konvergens i fordeling (mest fordi jeg ikke kan få lavet en pil man må skrive  $D$  over i wp). Andet led i (7) går mod nul for  $T \rightarrow \infty$ , idet første faktor konvergerer mod nul, mens de to sidste faktorer konvergerer mod “et eller andet endeligt”.

Tilsvarende findes, at anden faktor i ligning (6) kan omskrives som følger

$$T^{-1} \mathbf{x}' M \mathbf{u}_{.1} = T^{-1} \mathbf{x}' \mathbf{u}_{.1} - T^{-1} \mathbf{x}' \Delta \mathbf{x} (T^{-1} \Delta \mathbf{x}' \Delta \mathbf{x})^{-1} T^{-1} \Delta \mathbf{x} \mathbf{u}_{.1} \quad (9)$$

Fra Lemma 1 findes vedrørende første led i (9)

$$T^{-1} \mathbf{x} \mathbf{u}_{.1} = T^{-1} \sum_{t=1}^T \mathbf{x}_t \mathbf{u}_{.1t} \Rightarrow \int_0^1 \mathbf{w}_1(r, \Sigma_{11}) dw_2(r, \sigma_{.1}^2) \quad (10)$$

mens andet led i (9) konvergerer mod nul, idet  $\Delta \mathbf{x}_t$  og  $\mathbf{u}_{.1t}$  er ukorreleerde, mens de to første faktorer konvergerer mod “et eller andet endeligt”.

Samlet findes det, at

$$T(\hat{\beta} - \beta) \Rightarrow \left( \int_0^1 \mathbf{w}_1(r, \Sigma_{11}) \mathbf{w}_1(r, \Sigma_{11})' dr \right)^{-1} \left( \int_0^1 \mathbf{w}_1(r, \Sigma_{11}) dw_2(r, \sigma_{.1}^2) \right) = \zeta \quad (11)$$

Fra Lemma 2 findes så, at

$$\begin{aligned} \zeta &\sim N(0, \sigma_{.1}^2 G | G), \quad \text{hvor} \\ G &= \int_0^1 \mathbf{w}_1(r, \Sigma_{11}) \mathbf{w}_1(r, \Sigma_{11})' dr \end{aligned} \quad (12)$$

Idet  $\zeta$  er blandende normalfordelt med middelværdi nul, er OLS-estimatoren konsistent i den forstand, at den forventede afvigelse fra den sande værdi af  $\beta$  er nul. Enndvidere bemærkes det fra ovenstående, at estimatoren konvergerer med hastighed  $T$ , mens OLS estimatoren konvergerer med hastighed  $\sqrt{T}$  i tilfældet med stationære regressorer.

### Inferens

Den sædvanlige  $F$ -teststørrelse, for hypotesen  $H_0 : H\beta - h = 0$ , hvor  $H$  er en  $(j \times k)$  vektor, og  $h$  er en  $(j \times 1)$  vektor, er

$$\begin{aligned} jF &= s_{.1}^{-2} (H\hat{\beta} - h)' \left( H \left( \sum_{t=1}^T \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t' \right)^{-1} H' \right) (H\hat{\beta} - h) \Leftrightarrow \\ jF &= s_{.1}^{-2} (\hat{\beta} - \beta)' H \left( H \left( \sum_{t=1}^T \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t' \right)^{-1} H' \right) H (\hat{\beta} - \beta) \Leftrightarrow \\ jF &= s_{.1}^{-2} T (\hat{\beta} - \beta)' H \left( H \left( T^{-2} \sum_{t=1}^T \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t' \right)^{-1} H' \right) T H (\hat{\beta} - \beta) \end{aligned} \quad (13)$$

hvor  $s_{.1}$  er den estimerede standardafvigelse.

Under  $H_0$  gælder det, at

$$TH(\hat{\beta} - \beta) \Rightarrow N_j(0, \sigma_{\cdot 1}^2 HGH' | G) \quad (14)$$

Derfor gælder det jf Lemma 3 og (13), at

$$T(H\hat{\beta} - h) \Rightarrow N_j(0, \sigma_{\cdot 1}^2 HGH' | G) \quad (15)$$

Standardiseres denne fås

$$(\sigma_{\cdot 1}^2 HGH')^{-\frac{1}{2}} T(H\hat{\beta} - h) \Rightarrow N_j(0, I_j) \quad (16)$$

Ligning (13a) kan i grænsen skrives

$$\left( (\sigma_{\cdot 1}^2 HGH')^{-\frac{1}{2}} T(H\hat{\beta} - h) \right)' \left( (\sigma_{\cdot 1}^2 HGH')^{-\frac{1}{2}} T(H\hat{\beta} - h) \right) = \quad (17)$$

$$s_{\cdot 1}^2 (H\hat{\beta} - h)' (HGH')^{-1} (H\hat{\beta} - h) \sim \chi^2(j) \quad (18)$$

Ligning (17) er således kvadratsummen af  $j$  uafhængige normalfordelte variabler, og det gælder derfor, at  $jF \sim \chi^2(j)$ . Det gælder specielt, at når  $H$  er en enhedsvektor, så er (16)  $N(0,1)$  fordelt, således at inferens vedrørende de enkelte parameterestimater kan baseres på den standardiserede normalfordeling. Endelig bemærkes det, at anvendelsen af  $t$ - og  $F$ -statistikkerne kræver, at  $s_{\cdot 1}^2$  er en konsistent estimator for  $\sigma_{\cdot 1}^2$ , hvilket er opfyldt for  $s_{\cdot 1}^2 = (T^{-1} \sum_{t=1}^T (y_t - \beta' x_t)^2)$  eventuelt med en small sample korrektion.

For forklarende  $I(1)$ -variabler, der ikke er korreleret med restleddet, gælder resultaterne vedrørende konsistens og inferens også. For disse variable er det unødvendigt, at medtage ændringerne i regressionen, da kovariansmatricen er blokdiagonal i disse variabler uden korrektionen.

Modellen kan uden problemer udvides til at omfatte tilfældet, hvor den datagererende mekanisme er en random walk med drift. Det vil sige tilfældet, hvor (2) udvides til også at omfatte en konstant.<sup>1</sup>

---

<sup>1</sup>Det er vist endda sådan, at OLS-estimatorens assymptotiske egenskaber er de samme i tilfældet, hvor DGP er en random walk med drift, og tilfældet med trends stationære regressorer., hvilket skyldes, at den deterministiske trend dominerer den stokastiske trend.

#### **4. Misspecifications tests**

De ovenstående resultater hviler på tre antagelser

- 1) Den forklarede variable kointegrerer med de forklarende variable
- 2) De forklarende variable kointegrerer ikke indbyrdes
- 3) Kointegrationsrangen er højest 1

Punkt 1) kan vist nok testes under antagelse af 2) og 3), se eventuelt Tanaka 1996. Tests af to og tre kræver estimation af det samlede system med efterfølgende rang-test og identifikation af den/de kointegrerende vektor(er). Det er selvfølgeligt muligt at estimere en VAR-model for de relevante variable inden regressionen af (1) eller (4). I praksis er det formentlig tilstrækkeligt, som det er tilfældet i alle vores fejlkorrektionsestimationer, blot at antage, at antagelserne er opfyldt?

Man bør måske ligeledes starte analysen med, at undersøge, hvilke variabler, der må bedst beskrives som I(1)-processer. fx med DF- eller ADF-tests?

#### **5. Konklusioner**

Det er i det ovenstående vist, at man i tilfældet, hvor man ønsker at estimere en kointegrerende vektor i en lineær enkeltligninsregression, hvor regressorer og restled er korreleret, kan sikre at OLS-estimatoren er konsistent, ved at medtage ændringerne i de af de ikke-stationære variabler, der er korreleret med restleddet, i regressionen.

Metoden som gennemgået her lægger op til, at der estimeres i to-trin. Man kan måske udvide resultaterne til et-trins estimationer for at opnå større fleksibilitet.

Resultatet er fx bekvemt ved estimation af lønrelationer, hvor et indkomstafhængigt skattesystem er medtaget i de forklarende variable. Forudsat man kan sandsynliggøre at disse variable er random walks.

#### **Litteratur**

Green W. (1993), Econometric Analysis 2. edition, Prentice- Hall International

Hatanaka M. (1996), Time-series-based Econometrics - Unit roots and Cointegration, Oxford University Press, Oxford.

Yoon Y. P. (1992), Canonical Cointegrating regressions, Econometrica vol. 60

Tanaka K. (1996), Time Series Analysis - Nonstationary and Noninvertible Distribution Theory, John Wiley and Sons. Inc

## Appendiks

### Definition 1

Den  $p$ -dimensionale wienerproces  $\mathbf{w}(r, \Sigma)$  for  $r \in [0,1]$  og kovariansmatrix  $\Sigma$  er defineret som en stokastisk proces, der opfylder:

1.  $\mathbf{w}(0, \Sigma) = 0$
2.  $\mathbf{w}(r, \Sigma) \sim N_p(0, r\Sigma)$
3. Tilvæksterne i  $\mathbf{w}(r, \Sigma)$  er uafhængige af  $r$
4.  $\mathbf{w}(r, \Sigma)$  er kontinuert i  $r$

For  $\Sigma = I_p$  kaldes  $\mathbf{w}(r)$  den standardiserede  $r$ -proces. Wienerprocessen med kovarians  $\Sigma$  kan skrives  $\Sigma^{1/2}\mathbf{w}(r)$ .

### Lemma 1

Betrægt den  $k$ -dimensionale vektorproces  $\{\boldsymbol{\varepsilon}_t\} \sim iid(0, \Sigma)$ , og definér  $\mathbf{v}_t = \sum_{s=1}^t \boldsymbol{\varepsilon}_s$ , med elementer  $v_{it} = \sum_{s=1}^t \varepsilon_{is}$ ,  $i = 1, \dots, k$  og den  $k$ -dimensionale wienerproces  $\mathbf{w}(r, \Sigma)$ , da gælder for  $T \rightarrow \infty$

$$T^{-\frac{3}{2}} \sum_{t=1}^T \mathbf{v}_t \xrightarrow{T \rightarrow \infty} \int_0^1 \mathbf{w}(r, \Sigma) dr \quad (20)$$

$$T^{-2} \sum_{t=1}^T \mathbf{v}_t \mathbf{v}_t' \xrightarrow{T \rightarrow \infty} \int_0^1 \mathbf{w}(r, \Sigma) \mathbf{w}(r, \Sigma)' dr \quad (2)$$

$$T^{-1} \sum_{t=1}^T \mathbf{v}_{t-1} \mathbf{\varepsilon}_t' \xrightarrow{T \rightarrow \infty} \int_0^1 \mathbf{w}(r, \Sigma) d\mathbf{w}(r, \Sigma)' \quad (3)$$

hvor  $\rightarrow$  betegner konvergencens i fordeling.

### Lemma 2

Betrægt en  $(k+1)$ -dimensional wienerproces  $\mathbf{w}(r, \Sigma)$ . Partitioner  $\mathbf{w}(r, \Sigma)$  i  $\mathbf{w}_1(r_1, \Sigma_{11})$  og  $\mathbf{w}_2(r_2, \Sigma_{22})$ , hvor  $\mathbf{w}_1(r_1, \Sigma_{11})$  er en  $k$ -dimensional proces og  $\mathbf{w}_2(r_2, \Sigma_{22})$  er en skalar proces. Antag, at  $\Sigma = \text{diag}(\Sigma_{11}, \Sigma_{22})$ , da gælder, for

$$\int_0^1 \mathbf{w}_1(r, \Sigma_{11}) dw_2(r, \Sigma_{22}) = \zeta \quad (22)$$

at  $\zeta \sim N_k(0, \Sigma_{22} G | G)$ , hvor  $G = \int_0^1 \mathbf{w}_1(r, \Sigma_{11}) \mathbf{w}_1(r, \Sigma_{11})' dr$ .  $\zeta$ 's fordeling kaldes blandende normalfordelt.

### Lemma 3

Betrægt en stokastisk variabel  $z_t$  for hvilke det gælder, at  $z_t \rightarrow z$ , hvor  $\rightarrow$  betegner konvergencens i fordeling og lad  $h$  være en kontinuert funktion, så gælder, at  $h(z_t) \rightarrow h(z)$ .