

3.1. Verifizieren Sie folgende Formel für die Inverse einer symmetrischen Blockmatrix ($A_{11} = A'_{11}$, $A_{22} = A'_{22}$, $A_{12} = A'_{21}$) unter der Annahme $\det(A_{22}) \neq 0$ und $\det(A_{11} - A_{12}A_{22}^{-1}A_{21}) \neq 0$:

$$\begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} X_{11} & -X_{11}A_{12}A_{22}^{-1} \\ -A_{22}^{-1}A_{21}X_{11} & A_{22}^{-1} + A_{22}^{-1}A_{21}X_{11}A_{12}A_{22}^{-1} \end{pmatrix}, \quad X_{11} = (A_{11} - A_{12}A_{22}^{-1}A_{21})^{-1}$$

(Mit Hilfe dieser Formel lässt sich das Frisch-Waugh Theorem auch beweisen.)

3.2. Die *Spur* einer quadratischen Matrix ist definiert als die Summe der Diagonal-Elemente der Matrix: $\text{tr}(A) := \sum_{i=1}^n a_{ii}$ für $A = (a_{ij}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$. Zeigen Sie folgende Eigenschaften der Spur von quadratischen Matrizen:

- $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$: $\text{tr}(A) = \text{tr}(A')$
- $A, B \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $a, b \in \mathbb{R}$: $\text{tr}(aA + bB) = a\text{tr}(A) + b\text{tr}(B)$
- $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $B \in \mathbb{R}^{n \times m}$: $\text{tr}(AB) = \text{tr}(BA)$
- $A, B \in \mathbb{R}^{n \times n}$ symmetrisch: $A \geq B \implies \text{tr}(A) \geq \text{tr}(B)$ bzw. $A > B \implies \text{tr}(A) > \text{tr}(B)$.

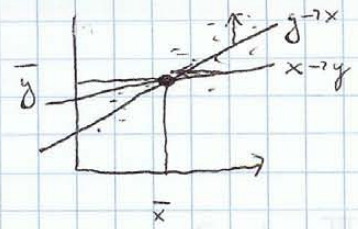
3.3. Gegeben sind $x_t, y_t \in \mathbb{R}$, $t = 1, \dots, T$. Betrachten Sie die (einfache lineare) Regression $y_t = \alpha + \beta x_t + u_t$ von y auf x und die umgekehrte Regression: $x_t = \gamma + \delta y_t + v_t$. Zeigen Sie, dass im allgemeinen $\hat{\beta}\hat{\delta} \neq 1$. (Warum gilt diese Beziehung nicht?) Unter welcher Bedingung gilt $\hat{\beta}\hat{\delta} = 1$?

3.4. Betrachten sie die inhomogene Regression $y_t = \alpha + \beta x_t + u_t$ (für $K \geq 1$). Die entsprechenden OLS Schätzer seien $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$, \hat{y} und \hat{u} .

- Berechnen Sie die Regression von y_t auf \hat{y}_t : $y_t = \gamma_1 + \hat{y}_t\gamma_2 + v_t$ und vergleichen Sie das Bestimmtheitsmaß dieser Regression mit dem Bestimmtheitsmaß der ursprünglichen Regression.
- Berechnen Sie die Regression von y_t auf \hat{u}_t : $y_t = \theta_1 + \hat{u}_t\theta_2 + w_t$ und vergleichen Sie das Bestimmtheitsmaß dieser Regression mit dem Bestimmtheitsmaß der ursprünglichen Regression.

$$3) \quad y_t = \alpha + \beta x_t + u_t \quad \leadsto \quad \hat{\beta} = \frac{m_{xy}}{m_{xx}}$$

$$x_t = \hat{\alpha} + \hat{\delta} y_t + v_t \quad \leadsto \quad \hat{\delta} = \frac{m_{yx}}{m_{yy}}$$



$$\Rightarrow \hat{\beta} \hat{\delta} = \frac{m_{xy}}{m_{xx}} \cdot \frac{m_{yx}}{m_{yy}} = \frac{m_{xy}^2}{m_{xx} m_{yy}} = r_{xy}^2 \Rightarrow 0 \leq \hat{\beta} \hat{\delta} \leq 1$$

$\hat{\beta} \hat{\delta} = 1 \Leftrightarrow |r_{xy}| = 1$ d.h. es besteht ~~linearer~~ ^{offener} Zusammenhang zwischen x_t und y_t , d.h. $\exists \lambda: y_t = \lambda x_t \quad \forall t=1, \dots, T$.

$$4) \quad y_t = \alpha + \beta x_t + u_t \quad \Rightarrow \quad \hat{\alpha} = \bar{y} - \hat{\beta} \bar{x}$$

$$\hat{\beta} = \frac{m_{xy}}{m_{xx}}$$

$$\hat{u} = y - \hat{y}$$

$$\hat{y} = \hat{\alpha} + \beta x$$

$$R^2 = \frac{m_{\hat{y}\hat{y}}}{m_{yy}} = 1 - \frac{m_{\hat{u}\hat{u}}}{m_{yy}}$$

$$a) \quad y_t = \hat{\gamma}_1 + \hat{\gamma}_2 y_t + v_t \quad \Rightarrow \quad \hat{\gamma}_1 = \bar{y} - \hat{\gamma}_2 \bar{y} = \bar{y} (1 - \hat{\gamma}_2)$$

$$\hat{\gamma}_2 = \frac{m_{y\hat{y}}}{m_{y\hat{y}}}$$

$$m_{y\hat{y}} = \text{Cov}(y, \hat{y}) = \hat{\beta} \text{Cov}(y, x) = \hat{\beta} \beta \text{Cov}(x, x)$$

$$m_{y\hat{y}} = \hat{\beta} m_{yx} = \hat{\beta}^2 m_{xx} = m_{\hat{y}\hat{y}} \Rightarrow \hat{\gamma}_2 = 1, \hat{\gamma}_1 = 0$$

$$\hat{y} = \hat{\alpha} + \beta x \quad \hat{\beta} = \frac{m_{xy}}{m_{xx}}$$

$$\Rightarrow R^2 = \frac{m_{\hat{y}\hat{y}}}{m_{yy}} = 1 \quad \text{für} \quad \hat{y} := \hat{\gamma}_1 + \hat{\gamma}_2 \hat{y} = \hat{y}$$

$$b) \quad y_t = \theta_1 + \hat{u}_t \theta_2 + v_t \quad \Rightarrow \quad \hat{\theta}_1 = \bar{y} - \hat{\theta}_2 \bar{\hat{u}} = \bar{y}$$

$$\hat{\theta}_2 = \frac{m_{y\hat{u}}}{m_{\hat{y}\hat{y}}}$$

$$m_{y\hat{u}} = \beta m_{x\hat{u}} = 0 \Rightarrow \hat{\theta}_2 = 0$$

$$\Rightarrow R^2 = \frac{m_{\hat{y}\hat{y}}}{m_{yy}} = 1 \quad \text{für} \quad \hat{y} = \hat{\theta}_1 + \hat{u}_t \hat{\theta}_2 = \hat{\theta}_1 = \bar{y}$$

$$1 - \frac{m_{\hat{u}\hat{u}}}{m_{yy}} = 0 \quad \hat{u}_t = y - \hat{y} = y - \bar{y} \Rightarrow m_{\hat{u}\hat{u}} = m_{yy}$$

3.4)

$$y_t = \alpha + \beta x_t + u_t$$

$$\Leftrightarrow y_t = 0 + \hat{y}_t \cdot 1 + \hat{u}_t$$

$$\Rightarrow \begin{cases} \hat{y}_t = \hat{\alpha} + \hat{\beta} x_t + \hat{u}_t \\ \hat{y}_t = \hat{\alpha} + \hat{\beta} x_t = y_t - \hat{u}_t \end{cases} \quad (2)$$

$$a) \quad y_t = \gamma_1 + \hat{y}_t \gamma_2 + v_t$$

$$\quad \quad \quad = 1 \cdot 0 + \hat{y}_t \cdot 1 + \hat{u}_t$$

Ansatz

Aber in das beste

Aggregiert? \checkmark falls $\hat{u}_t \perp \hat{y}_t$, $\hat{u}_t \perp 1$... OK es (2).

$$b) \quad y_t = \theta_1 + \hat{u}_t \theta_2 + w_t$$

$$y_t = 1 \cdot 0 + \hat{u}_t \cdot 1 + \hat{y}_t$$

$$\begin{cases} \hat{y} = \bar{y} \\ \bar{u} = 0 \end{cases}$$

~~$$1 \cdot \hat{y} + \hat{u}_t + \hat{y}_t$$~~

$$= 1 \cdot \bar{y} + \hat{u}_t \cdot 1 + (\hat{y}_t - \bar{y})$$

$$= 1 \cdot \bar{y} + \hat{u}_t \cdot 1 + (\hat{y}_t - \bar{y})$$

$$= 1 \cdot \bar{y} + \hat{u}_t \cdot 1 + (\hat{y}_t - \bar{y})$$

$$\Rightarrow y = \underbrace{v \bar{y}}_{\text{ZZ}} + \hat{u} \cdot 1 + (\hat{y} - v \bar{y})$$

$$\hat{u}'(\hat{y} - v \bar{y}) = \underbrace{\hat{u}' \hat{y}}_0 - \underbrace{\hat{u}' v \bar{y}}_{\hat{u}=0} = 0 \quad \checkmark$$

$$v'(\hat{y} - v \bar{y}) = v' \hat{y} - \underbrace{v' v \bar{y}}_{\frac{1}{T} v' v \bar{y}} = v' \hat{y} - v' \bar{y} = 0$$

wie in max. Modell!

$$a) R_*^2(d) = 1 - \frac{\hat{u}'\hat{u}}{(y - \hat{y})'(y - \hat{y})} = R_*^2$$

$$b) R_*^2(\theta) = 1 - \frac{(\hat{y}' - \hat{y})'(\hat{y}' - \hat{y})}{(y - \hat{y})'(y - \hat{y})} = 1 - \frac{-\hat{u}'\hat{u} + (y - \hat{y})'(y - \hat{y})}{(y - \hat{y})'(y - \hat{y})}$$

$$y - \hat{y} = \hat{u} + (\hat{y}' - \hat{y}) = \frac{\hat{u}'\hat{u}}{(y - \hat{y})'(y - \hat{y})} = 1 - R_*^2$$

gef. Werte Fehler (im Modell b)