

Appendix

Kapitel 3

Ökonometrie I
Michael Hauser

Inhalt

- ▶ Bedingte Erwartung
- ▶ Unabhängigkeit und Unkorreliertheit
- ▶ Herleitung des OLS Schätzers in Matrixform
Minimierung der Fehlerquadratsumme in Matrixschreibweise
- ▶ Erwartungstreue des OLS Schätzers und seine Varianz

Bedingte Erwartung

Bedingte Erwartung

Seien X und Y zwei ZVn.

$$E(Y) = \mu_Y$$

ist der (unbedingte) Erwartungswert von Y . μ_Y ist eine reelle, fixe Zahl.

$$E(Y|X) = \mu_{Y|X}$$

ist der Erwartungswert der ZVn $(Y|X)$, bzw der *bedingte Erwartungswert von Y gegeben X* . $\mu_{Y|X}$ ist eine ZV, sie hängt von X ab.

Je nachdem welchen Wert X annimmt, hat auch $E(Y|X)$ einen anderen Wert.

Bsp: Einkommen von Männern und Frauen

Bsp: Seien Y und G zwei ZVn. Y messe das Nettojahres- einkommen, G das Geschlecht.

$$E(Y) = \mu_y$$

steht für das durchschnittliche Einkommen (aller Personen) in der Grundgesamtheit, eine reelle, fixe Zahl.

$$E(Y|G) = \mu_{y|g}$$

ist das bedingte erwartete Einkommen bei gegebenem Geschlecht, und ist daher eine Funktion des Geschlechts. Es nimmt 2 Werte an:

$$E(Y|G = m) \quad \text{und} \quad E(Y|G = w)$$

Bsp: Einkommen von Männern und Frauen

Das durchschnittl Eink der Männer und das durchschnittl Eink der Frauen sind für Angestellte €22500 und €14000 netto pa (Ö, 2004).

Da Geschlecht und Einkommen nicht unabhängig sind, erhalten wir 2 verschiedene bedingte Erwartungen.

Bedingte Erwartung

Gilt

$$E(Y|X) = E(Y)$$

so sind X und Y unabhängig. Die Wahl von X hat keinen Einfluss auf Y .
Wäre im Bsp Eink und Geschlecht unabhängig sein, sind die Einkommen der Männer gleich dem Einkommen der Frauen.

Im Regressionsmodell gilt:

$$E(u|1, x_1, \dots, x_k) = 0$$

$E(u) = 0$. Die x -Variablen und u sind unabhängig.

Zum Nachrechnen

X und Y seien zwei ZVn mit gemeinsamer Verteilung $f_{xy}(x, y)$. Die 1-dimensionale Randverteilung von y sei $f_y(y)$.

Zur Wiederholung: Der Erwartungswert von Y ist

$$E(Y) = \int y f_y(y) dy$$

Analog der bedingte Erwartungswert

$$E(Y|X) = \int y f_{y|x}(y|x) dy$$

Zum Nachrechnen

Die bedingte Verteilung ergibt sich wie die bedingte Wahrscheinlichkeit für 2 Ereignisse A und B als

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \quad \text{analog} \quad f_{y|x}(y|x) = \frac{f_{xy}(x, y)}{f_x(x)}$$

Unter Unabhängigkeit gilt analog zu

$$P(A \cap B) = P(A) P(B) \quad \text{und} \quad P(A|B) = P(A) :$$

$$f_{xy}(x, y) = f_x(x) f_y(y) \quad \text{und} \quad f_{y|x}(y|x) = f_y(y)$$

$$E(Y|X) = E(Y)$$

Zum Nachrechnen

Die bedingte Dichte reduziert sich unter Unabhängigkeit auf die Randverteilung von Y :

$$f_{y|x}(y|x) = \frac{f_{xy}(x, y)}{f_x(x)} = \frac{f_y(y) f_x(x)}{f_x(x)} = f_y(y)$$

In das Integral eingesetzt

$$E(Y|X) = \int y f_y(y) dy = E(Y)$$

Der Herleitungskette ist umkehrbar.

Unabhängigkeit und Unkorreliertheit bei N-Vtlg

Seien zwei ZVn X und Y *gemeinsam normal verteilt*. So folgt aus deren *Unabhängigkeit* deren *Unkorreliertheit*, und umgekehrt.

OLS Schätzer in Matrixform

Herleitung des OLS Schätzers

Das Modell ist

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u}$$

Der Fehler $\hat{\mathbf{u}} = \hat{\mathbf{u}}(\mathbf{b})$ ist für gegebenes $\mathbf{b} = (b_0, \dots, b_k)'$

$$\hat{\mathbf{u}} = \mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{b}$$

Wir suchen das \mathbf{b} , das die Fehlerquadratsumme minimiert

$$\sum \hat{u}_i^2 = \hat{\mathbf{u}}'\hat{\mathbf{u}} = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{b})'(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{b}) \rightarrow \min$$

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{u}}'\hat{\mathbf{u}} &= (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{b})'(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{b}) = (\mathbf{y}' - \mathbf{b}'\mathbf{X}')(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{b}) \\ &= \mathbf{y}'\mathbf{y} - \mathbf{b}'\mathbf{X}'\mathbf{y} - \mathbf{y}'\mathbf{X}\mathbf{b} + \mathbf{b}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{b}\end{aligned}$$

Bem: $(\mathbf{A}\mathbf{B})' = \mathbf{B}'\mathbf{A}'$

Herleitung des OLS Schätzers

Wir leiten nach \mathbf{b} ab und setzen null (Bedingung 1.Ordnung). Nach den Regeln der Matrixdifferenziation ergibt sich

$$\frac{\partial \hat{\mathbf{u}}' \hat{\mathbf{u}}}{\partial \mathbf{b}} = -2\mathbf{X}'\mathbf{y} + 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{b} = \mathbf{0}$$

Nach \mathbf{b} aufgelöst (nur \mathbf{b} auf der linke Seite, durch 2 dividiert, mit $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ von links multipliziert)

$$\mathbf{b} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{y}$$

Nach Regeln der Matrixdifferenziation: $\frac{\partial \mathbf{c}'\mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{c}$, $\frac{\partial \mathbf{A}\mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{A}'$, $\frac{\partial \mathbf{x}'\mathbf{A}\mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} = 2\mathbf{A}\mathbf{x}$ und $(\mathbf{A}')' = \mathbf{A}$.

Der Term $\mathbf{y}'\mathbf{y}$ verschwindet. $\frac{\partial \mathbf{b}'\mathbf{X}'\mathbf{y}}{\partial \mathbf{b}} = \left(\frac{\partial (\mathbf{X}'\mathbf{y})'\mathbf{b}}{\partial \mathbf{b}}\right)' = \mathbf{X}'\mathbf{y}$, $\frac{\partial \mathbf{y}'\mathbf{X}\mathbf{b}}{\partial \mathbf{b}} = (\mathbf{y}'\mathbf{X})' = \mathbf{X}'\mathbf{y}$,
 $\frac{\partial \mathbf{b}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{b}}{\partial \mathbf{b}} = 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{b}$

Erwartungstreue des OLS Schätzers, $E(\mathbf{b}) = \beta$

$$\mathbf{b} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'(\mathbf{X}\beta + \mathbf{u}) = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}(\mathbf{X}'\mathbf{X})\beta + (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{u}$$

$$= \beta + (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{u}$$

$$E(\mathbf{b}) = \beta + E[(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}']E(\mathbf{u}) = \beta$$

da wir annehmen die Daten \mathbf{X} sind fix, deterministisch, gegeben und $E(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$, bzw \mathbf{X} und \mathbf{u} sind unabhängig laut Annahme MLR.4.

Varianz des OLS Schätzers, $V(\mathbf{b}) = \sigma_u^2(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$

Die Varianz-Kovarianz-Matrix von \mathbf{b} ist $E[(\mathbf{b} - \boldsymbol{\beta})(\mathbf{b} - \boldsymbol{\beta})']$.

$$\begin{aligned}[\mathbf{b} - \boldsymbol{\beta}][\mathbf{b} - \boldsymbol{\beta}]' &= [(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{u}][(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{u}]' = [(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{u}][\mathbf{u}'\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}] \\ &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'[\mathbf{u}\mathbf{u}']\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}E[(\mathbf{b} - \boldsymbol{\beta})(\mathbf{b} - \boldsymbol{\beta})'|\mathbf{X}] &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'E[\mathbf{u}\mathbf{u}']\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\sigma_u^2\mathbf{I}\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \\ &= \sigma_u^2(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} = \sigma_u^2(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\end{aligned}$$

Bem: $(\mathbf{X}'\mathbf{X})$ und daher auch $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ sind symmetrisch.