# Probleme im linearen Modell oder was schiefgehen kann geht schief

Regressionsmodelle für Politikwissenschaftler

#### Übersicht

#### Wiederholung

#### Komplikationen

Kategoriale Unabhängige Interaktionen Was tun mit nichtlinearen Zusammenhängen?

#### Schätzungen und ihre Eigenschaften

Wiederholung: Schätzungen Eigenschaften von Schätzverfahren

Annahmeverletzungen: Konsequenzen

 Regression betrachtet den konditionalen Mittelwert einer Variablen

- Regression betrachtet den konditionalen Mittelwert einer Variablen
- In Abhängigkeit vom Niveau der unabhängigen Variablen folgt dieser Mittelwert einem Pfad

- Regression betrachtet den konditionalen Mittelwert einer Variablen
- In Abhängigkeit vom Niveau der unabhängigen Variablen folgt dieser Mittelwert einem Pfad
- Im klassischen linearen Modell entspricht dieser Pfad der Linie / Fläche / Hyperfläche, die die SAQ minimieren → partielle Ableitungen auf null setzen

- Regression betrachtet den konditionalen Mittelwert einer Variablen
- In Abhängigkeit vom Niveau der unabhängigen Variablen folgt dieser Mittelwert einem Pfad
- Im klassischen linearen Modell entspricht dieser Pfad der Linie / Fläche / Hyperfläche, die die SAQ minimieren → partielle Ableitungen auf null setzen
- ▶ Das Gleichungssystem, mit dessen Hilfe  $b_0, b_1, ...$  gefunden werden, läßt sich mit Hilfe von etwas Matrix-Algebra sehr effizient analytisch lösen

- Regression betrachtet den konditionalen Mittelwert einer Variablen
- In Abhängigkeit vom Niveau der unabhängigen Variablen folgt dieser Mittelwert einem Pfad
- Im klassischen linearen Modell entspricht dieser Pfad der Linie / Fläche / Hyperfläche, die die SAQ minimieren → partielle Ableitungen auf null setzen
- ▶ Das Gleichungssystem, mit dessen Hilfe  $b_0, b_1, ...$  gefunden werden, läßt sich mit Hilfe von etwas Matrix-Algebra sehr effizient analytisch lösen
- ▶ Datenmatrix muß genug unabhängige Informationen enthalten
  → keiner der Spaltenvektoren darf Linearkombination anderer
  Vektoren darstellen (perfekte Kollinearität)

- Regression betrachtet den konditionalen Mittelwert einer Variablen
- In Abhängigkeit vom Niveau der unabhängigen Variablen folgt dieser Mittelwert einem Pfad
- Im klassischen linearen Modell entspricht dieser Pfad der Linie / Fläche / Hyperfläche, die die SAQ minimieren → partielle Ableitungen auf null setzen
- ▶ Das Gleichungssystem, mit dessen Hilfe  $b_0, b_1, ...$  gefunden werden, läßt sich mit Hilfe von etwas Matrix-Algebra sehr effizient analytisch lösen
- Datenmatrix muß genug unabhängige Informationen enthalten
  → keiner der Spaltenvektoren darf Linearkombination anderer
  Vektoren darstellen (perfekte Kollinearität)
- Mittel zur Datenverdichtung ist OLS aber auch ein guter Schätzer für die unbekannten Parameter der Grundgesamtheit?

Auf welche Komplikationen sind wir letzte Woche gestoßen?

- ► Auf welche Komplikationen sind wir letzte Woche gestoßen?
- 1. Kategoriale unabhängige Variablen

- ▶ Auf welche Komplikationen sind wir letzte Woche gestoßen?
- 1. Kategoriale unabhängige Variablen
- 2. Interaktionen

- ▶ Auf welche Komplikationen sind wir letzte Woche gestoßen?
- 1. Kategoriale unabhängige Variablen
- 2. Interaktionen
- 3. Nicht-lineare Zusammenhänge

► Keine Verteilungsannahmen für die unabhängigen Variablen?

- Keine Verteilungsannahmen für die unabhängigen Variablen?
- Unabhängige Variablen können kategorial sein

- Keine Verteilungsannahmen für die unabhängigen Variablen?
- Unabhängige Variablen können kategorial sein
- ► Gar kein Problem bei dichotomen Variablen → 0/1 kodieren (Dummies)

- Keine Verteilungsannahmen für die unabhängigen Variablen?
- Unabhängige Variablen können kategorial sein
- Gar kein Problem bei dichotomen Variablen → 0/1 kodieren (Dummies)
- Effekt entspricht der Differenz zwischen den Mittelwerten von Gruppe 0/1

- Keine Verteilungsannahmen für die unabhängigen Variablen?
- Unabhängige Variablen können kategorial sein
- Gar kein Problem bei dichotomen Variablen → 0/1 kodieren (Dummies)
- Effekt entspricht der Differenz zwischen den Mittelwerten von Gruppe 0/1
- ► Identisch mit t-Test für unabhängige Stichproben

Nominale Variablen mit k > 2 Kategorien durch k - 1 Dummies repräsentieren

- Nominale Variablen mit k > 2 Kategorien durch k 1 Dummies repräsentieren
- Beispiel Konfession mit Kategorien katholisch / protestantisch / andere durch kath/prot oder kath/andere oder prot/andere

- ▶ Nominale Variablen mit k > 2 Kategorien durch k 1 Dummies repräsentieren
- Beispiel Konfession mit Kategorien katholisch / protestantisch / andere durch kath/prot oder kath/andere oder prot/andere
- Warum nicht drei Dummies?

y	p	k	a
12	1	0	0
13	0	1	0
10	0	0	1
11	0	1	0
14	1	0	0

▶ Jeweils einer der drei Vektoren  $\mathbf{p}$ ,  $\mathbf{k}$ ,  $\mathbf{a}$  perfekte Linearkombination der anderen beiden z. B.  $\mathbf{a} = 1 - \mathbf{p} - \mathbf{k}$ 

y	p	k	a
12	1	0	0
13	0	1	0
10	0	0	1
11	0	1	0
14	1	0	0

- ▶ Jeweils einer der drei Vektoren  $\mathbf{p}$ ,  $\mathbf{k}$ ,  $\mathbf{a}$  perfekte Linearkombination der anderen beiden z. B.  $\mathbf{a} = 1 \mathbf{p} \mathbf{k}$
- ► (Perfekte) Kollinearität

у	p	k	a
12	1	0	0
13	0	1	0
10	0	0	1
11	0	1	0
14	1	0	0

- ▶ Jeweils einer der drei Vektoren  $\mathbf{p}$ ,  $\mathbf{k}$ ,  $\mathbf{a}$  perfekte Linearkombination der anderen beiden z. B.  $\mathbf{a} = 1 \mathbf{p} \mathbf{k}$
- ► (Perfekte) Kollinearität
- Matrix X'X nicht invertierbar

y	p	k	a
12	1	0	0
13	0	1	0
10	0	0	1
11	0	1	0
14	1	0	0

- ▶ Jeweils einer der drei Vektoren  $\mathbf{p}$ ,  $\mathbf{k}$ ,  $\mathbf{a}$  perfekte Linearkombination der anderen beiden z. B.  $\mathbf{a} = 1 \mathbf{p} \mathbf{k}$
- ► (Perfekte) Kollinearität
- Matrix X'X nicht invertierbar
- ► In Normalgleichungen mehr Unbekannte als voneinander unabhängige Normalgleichungen

y	p	k	a
12	1	0	0
13	0	1	0
10	0	0	1
11	0	1	0
14	1	0	0

- ▶ Jeweils einer der drei Vektoren  $\mathbf{p}$ ,  $\mathbf{k}$ ,  $\mathbf{a}$  perfekte Linearkombination der anderen beiden z. B.  $\mathbf{a} = 1 \mathbf{p} \mathbf{k}$
- ► (Perfekte) Kollinearität
- Matrix X'X nicht invertierbar
- In Normalgleichungen mehr Unbekannte als voneinander unabhängige Normalgleichungen
- Information redundant; einen beliebigen Dummy weglassen



y	p	k	a
12	1	0	0
13	0	1	0
10	0	0	1
11	0	1	0
14	1	0	0

▶ Die weggelassene Kategorie heißt "Referenzgruppe"

#### Kategoriale Unabhängige Interaktionen Was tun mit nichtlinearen Zusammenhängen?

y	p	k	a
12	1	0	0
13	0	1	0
10	0	0	1
11	0	1	0
14	1	0	0

- Die weggelassene Kategorie heißt "Referenzgruppe"
- Konstante plus gegebenenfalls Effekte anderer Variablen = erwarteter Wert für Referenzgruppe

y	p	k	a
12	1	0	0
13	0	1	0
10	0	0	1
11	0	1	0
14	1	0	0

- Die weggelassene Kategorie heißt "Referenzgruppe"
- Konstante plus gegebenenfalls Effekte anderer Variablen = erwarteter Wert für Referenzgruppe
- Effekte der übrigen Kategorie entsprechen der Abweichung dieser Gruppen vom Wert der Referenzgruppe

y	p	k	a
12	1	0	0
13	0	1	0
10	0	0	1
11	0	1	0
14	1	0	0

- Die weggelassene Kategorie heißt "Referenzgruppe"
- Konstante plus gegebenenfalls Effekte anderer Variablen = erwarteter Wert für Referenzgruppe
- Effekte der übrigen Kategorie entsprechen der Abweichung dieser Gruppen vom Wert der Referenzgruppe
- y = 10 + 3p + 2k

y	p	k	a
12	1	0	0
13	0	1	0
10	0	0	1
11	0	1	0
14	1	0	0

- Die weggelassene Kategorie heißt "Referenzgruppe"
- Konstante plus gegebenenfalls Effekte anderer Variablen = erwarteter Wert für Referenzgruppe
- ► Effekte der übrigen Kategorie entsprechen der Abweichung dieser Gruppen vom Wert der Referenzgruppe

$$y = 10 + 3p + 2k$$

▶ 
$$y = 12 + 1p - 2a$$

y	p	k	a
12	1	0	0
13	0	1	0
10	0	0	1
11	0	1	0
14	1	0	0

- Die weggelassene Kategorie heißt "Referenzgruppe"
- Konstante plus gegebenenfalls Effekte anderer Variablen = erwarteter Wert für Referenzgruppe
- Effekte der übrigen Kategorie entsprechen der Abweichung dieser Gruppen vom Wert der Referenzgruppe

$$y = 10 + 3p + 2k$$

$$y = 12 + 1p - 2a$$

▶ 
$$y = 13 - 1k - 3a$$

y	p	k	a
12	1	0	0
13	0	1	0
10	0	0	1
11	0	1	0
14	1	0	0

- Die weggelassene Kategorie heißt "Referenzgruppe"
- Konstante plus gegebenenfalls Effekte anderer Variablen = erwarteter Wert für Referenzgruppe
- Effekte der übrigen Kategorie entsprechen der Abweichung dieser Gruppen vom Wert der Referenzgruppe

$$y = 10 + 3p + 2k$$

$$y = 12 + 1p - 2a$$

$$y = 13 - 1k - 3a$$

 Verfahren entspricht Varianzanalyse (auch andere Kodierungen möglich)

Kodierungsfehler

- Kodierungsfehler
- Kohortenanalyse (APK-Ansatz)

- Kodierungsfehler
- Kohortenanalyse (APK-Ansatz)
- Abhängige Variable wird beeinflußt von

- Kodierungsfehler
- Kohortenanalyse (APK-Ansatz)
- Abhängige Variable wird beeinflußt von
  - Alter des Befragten

- Kodierungsfehler
- Kohortenanalyse (APK-Ansatz)
- Abhängige Variable wird beeinflußt von
  - Alter des Befragten
  - Periode (Zeitpunkt der Untersuchung)

- Kodierungsfehler
- Kohortenanalyse (APK-Ansatz)
- Abhängige Variable wird beeinflußt von
  - Alter des Befragten
  - Periode (Zeitpunkt der Untersuchung)
  - Kohorte (Generation)

- Kodierungsfehler
- Kohortenanalyse (APK-Ansatz)
- Abhängige Variable wird beeinflußt von
  - Alter des Befragten
  - Periode (Zeitpunkt der Untersuchung)
  - Kohorte (Generation)
- Z. B. in Nichtwählerstudien

- Kodierungsfehler
- Kohortenanalyse (APK-Ansatz)
- Abhängige Variable wird beeinflußt von
  - Alter des Befragten
  - Periode (Zeitpunkt der Untersuchung)
  - Kohorte (Generation)
- Z. B. in Nichtwählerstudien
- Aber: A = P K, P = K + A, K = P A

- Kodierungsfehler
- Kohortenanalyse (APK-Ansatz)
- Abhängige Variable wird beeinflußt von
  - Alter des Befragten
  - Periode (Zeitpunkt der Untersuchung)
  - Kohorte (Generation)
- Z. B. in Nichtwählerstudien
- Aber: A = P K, P = K + A, K = P A
- Lösungen

- Kodierungsfehler
- Kohortenanalyse (APK-Ansatz)
- Abhängige Variable wird beeinflußt von
  - Alter des Befragten
  - Periode (Zeitpunkt der Untersuchung)
  - Kohorte (Generation)
- Z. B. in Nichtwählerstudien
- Aber: A = P K, P = K + A, K = P A
- Lösungen
  - (Willkürliche) Restriktionen

- Kodierungsfehler
- Kohortenanalyse (APK-Ansatz)
- Abhängige Variable wird beeinflußt von
  - Alter des Befragten
  - Periode (Zeitpunkt der Untersuchung)
  - Kohorte (Generation)
- Z. B. in Nichtwählerstudien
- Aber: A = P K, P = K + A, K = P A
- Lösungen
  - (Willkürliche) Restriktionen
  - Eine oder mehrere Variablen durch Inhaltliches ersetzen



 Standardmodell geht davon aus, daß unabhängige Variablen additiv zusammenwirken

- Standardmodell geht davon aus, daß unabhängige Variablen additiv zusammenwirken
- ► Effekt von  $x_1$  vom Niveau von  $x_2$ ... unabhängig

- Standardmodell geht davon aus, daß unabhängige Variablen additiv zusammenwirken
- ► Effekt von  $x_1$  vom Niveau von  $x_2$ ... unabhängig
- ▶ Diese Annahme wird bei Interaktionen aufgegeben:

- Standardmodell geht davon aus, daß unabhängige Variablen additiv zusammenwirken
- ► Effekt von  $x_1$  vom Niveau von  $x_2$ ... unabhängig
- Diese Annahme wird bei Interaktionen aufgegeben:
  - ► Effekt von  $x_1$  hängt vom Niveau von  $x_2$  ab und umgekehrt

- Standardmodell geht davon aus, daß unabhängige Variablen additiv zusammenwirken
- ► Effekt von  $x_1$  vom Niveau von  $x_2$ ... unabhängig
- Diese Annahme wird bei Interaktionen aufgegeben:
  - ► Effekt von  $x_1$  hängt vom Niveau von  $x_2$  ab und umgekehrt
  - ▶ Durch Produktterm ( $x_1 \times x_2$ ) modelliert

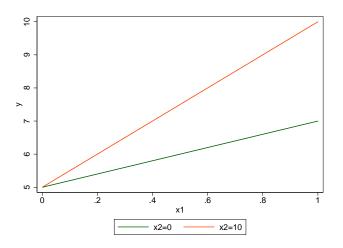
- Standardmodell geht davon aus, daß unabhängige Variablen additiv zusammenwirken
- ► Effekt von  $x_1$  vom Niveau von  $x_2$ ... unabhängig
- Diese Annahme wird bei Interaktionen aufgegeben:
  - ► Effekt von  $x_1$  hängt vom Niveau von  $x_2$  ab und umgekehrt
  - ▶ Durch Produktterm ( $x_1 \times x_2$ ) modelliert
  - $b_1$  und  $b_2$  müssen jetzt konditional interpretiert werden

- Standardmodell geht davon aus, daß unabhängige Variablen additiv zusammenwirken
- ► Effekt von  $x_1$  vom Niveau von  $x_2$ ... unabhängig
- Diese Annahme wird bei Interaktionen aufgegeben:
  - ► Effekt von  $x_1$  hängt vom Niveau von  $x_2$  ab und umgekehrt
  - ▶ Durch Produktterm ( $x_1 \times x_2$ ) modelliert
  - $b_1$  und  $b_2$  müssen jetzt konditional interpretiert werden
  - ▶  $b_1$  entspricht der Wirkung von  $x_1$  wenn  $x_2 = 0$  und umgekehrt

## Ein Beispiel?

$$y = 5 + 2x_1 + 3x_2 + 0, 3x_1x_2 + \epsilon$$

## Ein Beispiel?



# Signifikanz von Interaktionseffekten

- ► Koeffizient für multiplikativen Interaktionsterm = 0 → keine Interaktion in GG?
- Koeffizient entspricht Differenz zwischen Effekt von x<sub>1</sub> für verschiedene Niveaus von x<sub>2</sub> (oder umgekehrt)
- ▶ Beliebige lineare Transformationen von  $x_1$  und  $x_2$  zulässig → Signifikanz des Koeffizienten kann beliebig manipuliert werden
- ▶ Lösung: Stärke und Signifikanz des Effekte von *x*<sub>1</sub> für verschiedene Niveaus von *x*<sub>2</sub> berechnen/plotten und umgekehrt

 In manchen (wenigen) Fällen ist die Linearitätsannahme offensichtlich unplausibel

- In manchen (wenigen) Fällen ist die Linearitätsannahme offensichtlich unplausibel
- Z. B. kurvilinearer Zusammenhang zwischen Alter und Rechtsextremismus

- In manchen (wenigen) Fällen ist die Linearitätsannahme offensichtlich unplausibel
- Z. B. kurvilinearer Zusammenhang zwischen Alter und Rechtsextremismus
- Wenn gute theoretische Begründung vorhanden, können Transformationen von y und/oder x sinnvoll sein, die den Zusammenhang zwischen beiden linearisieren

- In manchen (wenigen) Fällen ist die Linearitätsannahme offensichtlich unplausibel
- Z. B. kurvilinearer Zusammenhang zwischen Alter und Rechtsextremismus
- Wenn gute theoretische Begründung vorhanden, können Transformationen von y und/oder x sinnvoll sein, die den Zusammenhang zwischen beiden linearisieren
- ▶ In diesem Fall ist OLS unproblematisch

- In manchen (wenigen) Fällen ist die Linearitätsannahme offensichtlich unplausibel
- Z. B. kurvilinearer Zusammenhang zwischen Alter und Rechtsextremismus
- Wenn gute theoretische Begründung vorhanden, können Transformationen von y und/oder x sinnvoll sein, die den Zusammenhang zwischen beiden linearisieren
- In diesem Fall ist OLS unproblematisch
- Verwendet werden normalerweise das Quadrat, die Quadratwurzel, deren Kehrwerte und der natürliche Logarithmus ("ladder of powers")

- In manchen (wenigen) Fällen ist die Linearitätsannahme offensichtlich unplausibel
- Z. B. kurvilinearer Zusammenhang zwischen Alter und Rechtsextremismus
- Wenn gute theoretische Begründung vorhanden, können Transformationen von y und/oder x sinnvoll sein, die den Zusammenhang zwischen beiden linearisieren
- In diesem Fall ist OLS unproblematisch
- Verwendet werden normalerweise das Quadrat, die Quadratwurzel, deren Kehrwerte und der natürliche Logarithmus ("ladder of powers")
- ▶ Tendenziell: Vorsicht



 OLS ist zunächst ein Verfahren, um eine Linie / Fläche / Hyperfläche durch eine Punktewolke zu legen

- OLS ist zunächst ein Verfahren, um eine Linie / Fläche / Hyperfläche durch eine Punktewolke zu legen
- Wenn Voraussetzungen erfüllt ist, ist OLS darüber hinaus ein gutes Schätzverfahren

- OLS ist zunächst ein Verfahren, um eine Linie / Fläche / Hyperfläche durch eine Punktewolke zu legen
- Wenn Voraussetzungen erfüllt ist, ist OLS darüber hinaus ein gutes Schätzverfahren
- Schluß von Stichprobe auf Grundgesamtheit

- OLS ist zunächst ein Verfahren, um eine Linie / Fläche / Hyperfläche durch eine Punktewolke zu legen
- Wenn Voraussetzungen erfüllt ist, ist OLS darüber hinaus ein gutes Schätzverfahren
- Schluß von Stichprobe auf Grundgesamtheit
- Das Stichprobenwerte als Schätzung für Paramter der Grundgesamtheit dienen können, ist nicht selbstverstländlich

- OLS ist zunächst ein Verfahren, um eine Linie / Fläche / Hyperfläche durch eine Punktewolke zu legen
- Wenn Voraussetzungen erfüllt ist, ist OLS darüber hinaus ein gutes Schätzverfahren
- Schluß von Stichprobe auf Grundgesamtheit
- Das Stichprobenwerte als Schätzung für Paramter der Grundgesamtheit dienen können, ist nicht selbstverstländlich
- Z. B. unterschätzt Stichprobenvarianz Varianz in der Grundgesamtheit

 Gedankenexperiment: Aus einer großen Grundgesamtheit immer wieder unter essentiell identischen Bedingungen Stichproben gleicher Größe ziehen

- Gedankenexperiment: Aus einer großen Grundgesamtheit immer wieder unter essentiell identischen Bedingungen Stichproben gleicher Größe ziehen
- Mit OLS Koeffizienten des Modell berechnen

- Gedankenexperiment: Aus einer großen Grundgesamtheit immer wieder unter essentiell identischen Bedingungen Stichproben gleicher Größe ziehen
- Mit OLS Koeffizienten des Modell berechnen
- Über eine unendliche Zahl von Wiederholungen hinweg Verteilung (mit Mittelwert, Varianz) für jeden Parameter

- Gedankenexperiment: Aus einer großen Grundgesamtheit immer wieder unter essentiell identischen Bedingungen Stichproben gleicher Größe ziehen
- Mit OLS Koeffizienten des Modell berechnen
- Über eine unendliche Zahl von Wiederholungen hinweg Verteilung (mit Mittelwert, Varianz) für jeden Parameter
- Außerdem Kovarianzen zwischen den Schätzungen, wenn diese nicht völlig unabhängig voneinander sind

- Gedankenexperiment: Aus einer großen Grundgesamtheit immer wieder unter essentiell identischen Bedingungen Stichproben gleicher Größe ziehen
- Mit OLS Koeffizienten des Modell berechnen
- Über eine unendliche Zahl von Wiederholungen hinweg Verteilung (mit Mittelwert, Varianz) für jeden Parameter
- Außerdem Kovarianzen zwischen den Schätzungen, wenn diese nicht völlig unabhängig voneinander sind
- Zu jeder Modellschätzung gehört Varianz-Kovarianz-Matrix

- Gedankenexperiment: Aus einer großen Grundgesamtheit immer wieder unter essentiell identischen Bedingungen Stichproben gleicher Größe ziehen
- Mit OLS Koeffizienten des Modell berechnen
- Über eine unendliche Zahl von Wiederholungen hinweg Verteilung (mit Mittelwert, Varianz) für jeden Parameter
- Außerdem Kovarianzen zwischen den Schätzungen, wenn diese nicht völlig unabhängig voneinander sind
- Zu jeder Modellschätzung gehört Varianz-Kovarianz-Matrix
- Standardfehler: Quadratwurzel aus Varianz des Parameters (über unendlich viele Stichproben hinweg)

# Von was hängt Standardfehler ab?

Formel für Varianz der Schätzungen im bivariaten Fall:

# Von was hängt Standardfehler ab?

► Formel für Varianz der Schätzungen im bivariaten Fall:

$$V(b_1) = \frac{\sigma_{\epsilon}^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2}$$

Formel für Varianz der Schätzungen im bivariaten Fall:

$$V(b_1) = \frac{\sigma_{\epsilon}^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2}$$

Was bedeutet das in Worten?

Formel für Varianz der Schätzungen im bivariaten Fall:

$$V(b_1) = \frac{\sigma_{\epsilon}^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2}$$

- Was bedeutet das in Worten?
- lacktrians Varianz / Standardfehler umso größer, je größer Varianz von  $\epsilon$

- Formel für Varianz der Schätzungen im bivariaten Fall:  $V(b_1) = \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sum (x_i \bar{x})^2}$
- ► Was bedeutet das in Worten?
- ightharpoonup Varianz / Standardfehler umso größer, je größer Varianz von  $\epsilon$
- Wenn V(ε) = 0 liegen in der Grundgesamtheit alle Punkte exakt auf der Geraden → kein Stichprobenfehler möglich

- Formel für Varianz der Schätzungen im bivariaten Fall:  $V(b_1) = \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sum (x_i \bar{x})^2}$
- Was bedeutet das in Worten?
- ightharpoonup Varianz / Standardfehler umso größer, je größer Varianz von  $\epsilon$
- Wenn V(ε) = 0 liegen in der Grundgesamtheit alle Punkte exakt auf der Geraden → kein Stichprobenfehler möglich
- Varianz / Standardfehler umso kleiner, je größer die SAQ<sub>x</sub>

- Formel für Varianz der Schätzungen im bivariaten Fall:  $V(b_1) = \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sum (x_i \bar{x})^2}$
- Was bedeutet das in Worten?
- ightharpoonup Varianz / Standardfehler umso größer, je größer Varianz von  $\epsilon$
- Wenn V(ε) = 0 liegen in der Grundgesamtheit alle Punkte exakt auf der Geraden → kein Stichprobenfehler möglich
- Varianz / Standardfehler umso kleiner, je größer die SAQ<sub>x</sub>
  - Präzisere Schätzungen mit größeren Stichproben

- Formel für Varianz der Schätzungen im bivariaten Fall:  $V(b_1) = \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sum (x_i \bar{x})^2}$
- Was bedeutet das in Worten?
- ightharpoonup Varianz / Standardfehler umso größer, je größer Varianz von  $\epsilon$
- ▶ Wenn  $V(\epsilon) = 0$  liegen in der Grundgesamtheit alle Punkte exakt auf der Geraden → kein Stichprobenfehler möglich
- Varianz / Standardfehler umso kleiner, je größer die SAQ<sub>x</sub>
  - Präzisere Schätzungen mit größeren Stichproben
  - Präzisere Schätzungen, wenn mehr Varianz von x (mehr Information)

- Formel für Varianz der Schätzungen im bivariaten Fall:  $V(b_1) = \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sum (x_i \bar{x})^2}$
- Was bedeutet das in Worten?
- ightharpoonup Varianz / Standardfehler umso größer, je größer Varianz von  $\epsilon$
- ▶ Wenn  $V(\epsilon) = 0$  liegen in der Grundgesamtheit alle Punkte exakt auf der Geraden → kein Stichprobenfehler möglich
- Varianz / Standardfehler umso kleiner, je größer die SAQ<sub>x</sub>
  - Präzisere Schätzungen mit größeren Stichproben
  - Präzisere Schätzungen, wenn mehr Varianz von x (mehr Information)
  - ► Keine Schätzung möglich, wenn *x* nicht variiert

► Formel für die Varianz der Schätzungen im multivariaten Fall:

► Formel für die Varianz der Schätzungen im multivariaten Fall:

$$V(b_j) = \frac{1}{1 - R_j^2} \times \frac{\sigma_\epsilon^2}{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x_j})^2} \text{ mit } j \neq 0$$

- Formel für die Varianz der Schätzungen im multivariaten Fall:  $V(b_j) = \frac{1}{1-R_i^2} \times \frac{\sigma_\epsilon^2}{\sum_{j=1}^n (x_{ij} \bar{x_j})^2} \text{ mit } j \neq 0$
- ▶ beziehungsweise in Matrix-Schreibweise  $\mathbf{V} = \sigma_{\epsilon}^2 \times (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$

- Formel für die Varianz der Schätzungen im multivariaten Fall:  $V(b_j) = \frac{1}{1-R_i^2} \times \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sum_{i=1}^n (x_{ij} \bar{x_j})^2} \text{ mit } j \neq 0$
- lacktriangle beziehungsweise in Matrix-Schreibweise  ${f V}=\sigma_{f \epsilon}^2 imes ({f X}'{f X})^{-1}$
- ▶ **V** ist die Varianz-Kovarianz-Matrix, Quadrate der Standardfehler auf der Hauptdiagonalen

- Formel für die Varianz der Schätzungen im multivariaten Fall:  $V(b_j) = \frac{1}{1-R_i^2} \times \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sum_{i=1}^n (x_{ij} \bar{x_j})^2} \text{ mit } j \neq 0$
- lacktriangle beziehungsweise in Matrix-Schreibweise  ${f V}=\sigma_{f \epsilon}^2 imes ({f X}'{f X})^{-1}$
- V ist die Varianz-Kovarianz-Matrix, Quadrate der Standardfehler auf der Hauptdiagonalen
- Was bedeutet das in Worten?

- Formel für die Varianz der Schätzungen im multivariaten Fall:  $V(b_j) = \frac{1}{1-R_i^2} \times \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sum_{i=1}^n (x_{ij} \bar{x_i})^2} \text{ mit } j \neq 0$
- lacktriangle beziehungsweise in Matrix-Schreibweise  ${f V}=\sigma_{f \epsilon}^2 imes ({f X}'{f X})^{-1}$
- V ist die Varianz-Kovarianz-Matrix, Quadrate der Standardfehler auf der Hauptdiagonalen
- Was bedeutet das in Worten?
- Wenn ein x mit allen anderen x unkorreliert ist, bleibt alles wie zuvor

- Formel für die Varianz der Schätzungen im multivariaten Fall:  $V(b_j) = \frac{1}{1-R_i^2} \times \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sum_{i=1}^n (x_{ij} \bar{x_j})^2} \text{ mit } j \neq 0$
- lacktriangle beziehungsweise in Matrix-Schreibweise  ${f V}=\sigma_{f \epsilon}^2 imes ({f X}'{f X})^{-1}$
- V ist die Varianz-Kovarianz-Matrix, Quadrate der Standardfehler auf der Hauptdiagonalen
- Was bedeutet das in Worten?
- Wenn ein x mit allen anderen x unkorreliert ist, bleibt alles wie zuvor
- Ansonsten Standardfehler umso größer, je enger lineare Zusammenhänge zwischen den x

- Formel für die Varianz der Schätzungen im multivariaten Fall:  $V(b_j) = \frac{1}{1-R_i^2} \times \frac{\sigma_e^2}{\sum_{i=1}^n (x_{ij} \bar{x_j})^2} \text{ mit } j \neq 0$
- lacktriangle beziehungsweise in Matrix-Schreibweise  ${f V}=\sigma_{f \epsilon}^2 imes ({f X}'{f X})^{-1}$
- V ist die Varianz-Kovarianz-Matrix, Quadrate der Standardfehler auf der Hauptdiagonalen
- Was bedeutet das in Worten?
- Wenn ein x mit allen anderen x unkorreliert ist, bleibt alles wie zuvor
- Ansonsten Standardfehler umso größer, je enger lineare Zusammenhänge zwischen den x
- Lineare Abhängigkeiten machen Schätzungen unpräzise, im Extremfall sogar unmöglich



 Häufig werden drei Eigenschaften von Schätzverfahren betrachtet:

- Häufig werden drei Eigenschaften von Schätzverfahren betrachtet:
  - 1. (Asymptotische) Verzerrung (Bias)

- Häufig werden drei Eigenschaften von Schätzverfahren betrachtet:
  - 1. (Asymptotische) Verzerrung (Bias)
  - 2. (Asymptotische) Effizienz

- Häufig werden drei Eigenschaften von Schätzverfahren betrachtet:
  - 1. (Asymptotische) Verzerrung (Bias)
  - 2. (Asymptotische) Effizienz
  - 3. Konsistenz

- Häufig werden drei Eigenschaften von Schätzverfahren betrachtet:
  - 1. (Asymptotische) Verzerrung (Bias)
  - 2. (Asymptotische) Effizienz
  - 3. Konsistenz
  - 4. (Suffizienz)

 Der Mittelwert der Stichprobenkennwertverteilung (Verteilung der b . . .

- Der Mittelwert der Stichprobenkennwertverteilung (Verteilung der b . . .
- soll mit dem wahren Parameter β zusammenfallen

- Der Mittelwert der Stichprobenkennwertverteilung (Verteilung der b . . .
- soll mit dem wahren Parameter β zusammenfallen
- Wichtig, aber nicht um jeden Preis: Was nützt geringer bias, wenn Varianz der Schätzungen sehr hoch ist?

- Der Mittelwert der Stichprobenkennwertverteilung (Verteilung der b . . .
- soll mit dem wahren Parameter β zusammenfallen
- Wichtig, aber nicht um jeden Preis: Was nützt geringer bias, wenn Varianz der Schätzungen sehr hoch ist?
- Eventuell ist ein geringer bias ein akzeptabler Preis für kleine Varianz

- Der Mittelwert der Stichprobenkennwertverteilung (Verteilung der b . . .
- soll mit dem wahren Parameter β zusammenfallen
- Wichtig, aber nicht um jeden Preis: Was nützt geringer bias, wenn Varianz der Schätzungen sehr hoch ist?
- Eventuell ist ein geringer bias ein akzeptabler Preis für kleine Varianz
- ► Mean Squared Error (MSE) =  $(bias)^2 + V$

- Der Mittelwert der Stichprobenkennwertverteilung (Verteilung der b . . .
- soll mit dem wahren Parameter β zusammenfallen
- Wichtig, aber nicht um jeden Preis: Was nützt geringer bias, wenn Varianz der Schätzungen sehr hoch ist?
- Eventuell ist ein geringer bias ein akzeptabler Preis für kleine Varianz
- ► Mean Squared Error (MSE) =  $(bias)^2 + V$
- Asymptotisch = auf große Stichproben bezogen; asymptotisch unverzerrt = bias geht gegen null, wenn Stichprobenumfang gegen unendlich geht

- Der Mittelwert der Stichprobenkennwertverteilung (Verteilung der b . . .
- soll mit dem wahren Parameter β zusammenfallen
- Wichtig, aber nicht um jeden Preis: Was nützt geringer bias, wenn Varianz der Schätzungen sehr hoch ist?
- Eventuell ist ein geringer bias ein akzeptabler Preis für kleine Varianz
- ► Mean Squared Error (MSE) =  $(bias)^2 + V$
- Asymptotisch = auf große Stichproben bezogen; asymptotisch unverzerrt = bias geht gegen null, wenn Stichprobenumfang gegen unendlich geht
- Generelles Problem: σ² in der Regel unbekannt, muß aus Residuen (e) geschätzt werden



Relatives Konzept

- Relatives Konzept
- Bezieht sich auf Varianz der Schätzungen

- Relatives Konzept
- Bezieht sich auf Varianz der Schätzungen
- Unter allen unverzerrten Schätzern ist der mit der geringsten Varianz der effizienteste

- Relatives Konzept
- Bezieht sich auf Varianz der Schätzungen
- Unter allen unverzerrten Schätzern ist der mit der geringsten Varianz der effizienteste
- Effizienz ist der Kehrwert des MSE

ightharpoonup  $hat{β}_n$  ist ein Schätzer für  $hat{β}$  bei einem Stichprobenumfang von n

- ightharpoonup  $hat{β}_n$  ist ein Schätzer für  $hat{β}$  bei einem Stichprobenumfang von n
- ightharpoonup Konsistenz heißt: Wenn ich für n immer größere Werte wähle . . .

- $\hat{\beta}_n$  ist ein Schätzer für  $\beta$  bei einem Stichprobenumfang von n
- ▶ Konsistenz heißt: Wenn ich für *n* immer größere Werte wähle . . .
- kann ich die Wahrscheinlichkeit, daß  $\hat{\beta}_n$  um mehr als einen trivialen Betrag von  $\beta$  abweicht...

- $\hat{\beta}_n$  ist ein Schätzer für  $\beta$  bei einem Stichprobenumfang von n
- ightharpoonup Konsistenz heißt: Wenn ich für n immer größere Werte wähle . . .
- kann ich die Wahrscheinlichkeit, daß  $\hat{\beta}_n$  um mehr als einen trivialen Betrag von  $\beta$  abweicht...
- beliebig nahe an null heranbringen

- $\hat{\beta}_n$  ist ein Schätzer für  $\beta$  bei einem Stichprobenumfang von n
- Konsistenz heißt: Wenn ich für n immer größere Werte wähle . . .
- kann ich die Wahrscheinlichkeit, daß  $\hat{\beta}_n$  um mehr als einen trivialen Betrag von  $\beta$  abweicht...
- beliebig nahe an null heranbringen
- Wenn bias und Varianz der Schätzung bei steigender Fallzahl gegen null streben, ist das eine hinreichende Bedingung für Konsistenz

 OLS ist unverzerrter und effizienter Schätzer, wenn eine Reihe von Annahmen erfüllt ist:

- OLS ist unverzerrter und effizienter Schätzer, wenn eine Reihe von Annahmen erfüllt ist:
- 1. Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen

- OLS ist unverzerrter und effizienter Schätzer, wenn eine Reihe von Annahmen erfüllt ist:
- Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen
- 2. Alle unabhängigen Variablen haben Varianz

- OLS ist unverzerrter und effizienter Schätzer, wenn eine Reihe von Annahmen erfüllt ist:
- Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen
- 2. Alle unabhängigen Variablen haben Varianz
- 3. Keine perfekte Multikollineariät

- OLS ist unverzerrter und effizienter Schätzer, wenn eine Reihe von Annahmen erfüllt ist:
- Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen
- 2. Alle unabhängigen Variablen haben Varianz
- 3. Keine perfekte Multikollineariät
- 4. Für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen ist der (konditionale) Mittelwert von  $\varepsilon=0$

- OLS ist unverzerrter und effizienter Schätzer, wenn eine Reihe von Annahmen erfüllt ist:
- Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen
- 2. Alle unabhängigen Variablen haben Varianz
- 3. Keine perfekte Multikollineariät
- 4. Für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen ist der (konditionale) Mittelwert von  $\varepsilon=0$
- 5. Keine Kovarianz zwischen  $x_i$  und  $\epsilon$

- OLS ist unverzerrter und effizienter Schätzer, wenn eine Reihe von Annahmen erfüllt ist:
- Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen
- 2. Alle unabhängigen Variablen haben Varianz
- 3. Keine perfekte Multikollineariät
- 4. Für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen ist der (konditionale) Mittelwert von  $\epsilon=0$
- 5. Keine Kovarianz zwischen  $x_i$  und  $\epsilon$
- 6. Für jedes beliebige Paar von Beobachtungen i und h sind  $\epsilon_i$  und  $\epsilon_h$  unkorreliert (keine Autokorrelation)

- OLS ist unverzerrter und effizienter Schätzer, wenn eine Reihe von Annahmen erfüllt ist:
- 1. Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen
- 2. Alle unabhängigen Variablen haben Varianz
- 3. Keine perfekte Multikollineariät
- 4. Für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen ist der (konditionale) Mittelwert von  $\epsilon=0$
- 5. Keine Kovarianz zwischen  $x_i$  und  $\epsilon$
- 6. Für jedes beliebige Paar von Beobachtungen i und h sind  $\epsilon_i$  und  $\epsilon_h$  unkorreliert (keine Autokorrelation)
- 7. Für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen ist die (konditionale) Varianz von  $\epsilon$  gleich  $\sigma^2$  und damit konstant (Homoskedaszität)

- OLS ist unverzerrter und effizienter Schätzer, wenn eine Reihe von Annahmen erfüllt ist:
- Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen
- 2. Alle unabhängigen Variablen haben Varianz
- 3. Keine perfekte Multikollineariät
- 4. Für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen ist der (konditionale) Mittelwert von  $\epsilon=0$
- 5. Keine Kovarianz zwischen  $x_i$  und  $\epsilon$
- 6. Für jedes beliebige Paar von Beobachtungen i und h sind  $\epsilon_i$  und  $\epsilon_h$  unkorreliert (keine Autokorrelation)
- 7. Für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen ist die (konditionale) Varianz von  $\varepsilon$  gleich  $\sigma^2$  und damit konstant (Homoskedaszität)
- 8. Für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen ist ε normalverteilt

 Bedingungen 6 und 7 werden auch als "independently and indentically distributed" (i.i.d.) bezeichnet

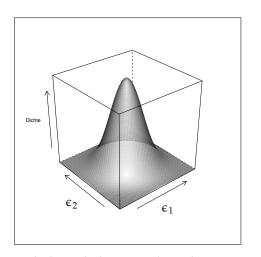
- Bedingungen 6 und 7 werden auch als "independently and indentically distributed" (i.i.d.) bezeichnet
- Wie können zwei einzelne Werte eine (bzw. zwei) Verteilungen haben?
- Wie können zwei einzelne Werte ("Fehler", ε) eine Korrelation/Kovarianz haben?

- Bedingungen 6 und 7 werden auch als "independently and indentically distributed" (i.i.d.) bezeichnet
- Wie können zwei einzelne Werte eine (bzw. zwei) Verteilungen haben?
- Wie können zwei einzelne Werte ("Fehler", ε) eine Korrelation/Kovarianz haben?
- Z.B. Fall 1 und Fall 2
  - Stichprobenziehung wiederholt → andere Fälle bzw.
  - ► Sozialer Prozeß läuft weiter → neue Fälle
  - Jeweils mit einem zufälligen Einfluß, der aus einer separaten Standardverteilung gezogen wird

- Bedingungen 6 und 7 werden auch als "independently and indentically distributed" (i.i.d.) bezeichnet
- Wie können zwei einzelne Werte eine (bzw. zwei) Verteilungen haben?
- Wie können zwei einzelne Werte ("Fehler", ε) eine Korrelation/Kovarianz haben?
- Z.B. Fall 1 und Fall 2
  - Stichprobenziehung wiederholt → andere Fälle bzw.
  - ► Sozialer Prozeß läuft weiter → neue Fälle
  - Jeweils mit einem zufälligen Einfluß, der aus einer separaten Standardverteilung gezogen wird
  - Diese Verteilungen sind unabhängig (keine Kovarianz) und haben identische Varianz

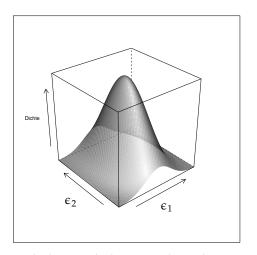


#### i.i.d.



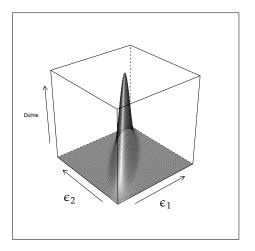
$$\hat{\varepsilon}_1 = \hat{\varepsilon}_2 = 0, V(\varepsilon_1) = V(\varepsilon_2) = 1, cov(\varepsilon_1, \varepsilon_2) = 0 \quad \text{for } \varepsilon_1 = 0 \text{ for } \varepsilon_2 = 0$$

#### Heteroskedastizität



$$\hat{\varepsilon}_1=\hat{\varepsilon}_2=0, V(\varepsilon_1)=1, V(\varepsilon_2)=3, cov(\varepsilon_1,\varepsilon_2)=0 \text{ for } \varepsilon_1=0 \text{ for } \varepsilon_2=0 \text{ for } \varepsilon_1=0 \text{ for } \varepsilon_2=0 \text{ for } \varepsilon_2$$

# "Fehler" ( $\epsilon$ ) nicht unabhängig



$$\hat{\epsilon}_1 = \hat{\epsilon}_2 = 0, V(\epsilon_1) = V(\epsilon_2) = 1, cov(\epsilon_1, \epsilon_2) = 0.9$$

"Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen"

 Abhängige Variable hat häufig wenig diskrete Ausprägungen (Ratingskalen)

"Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen"

- Abhängige Variable hat häufig wenig diskrete Ausprägungen (Ratingskalen)
  - Erwartete Werte außerhalb des gültigen Wertebereichs

"Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen"

- Abhängige Variable hat häufig wenig diskrete Ausprägungen (Ratingskalen)
  - Erwartete Werte außerhalb des gültigen Wertebereichs
  - Annahme eines linearen Zusammenhangs, obwohl tatsächlich nicht-linear → Modelle für ordinale Daten

"Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen"

- Abhängige Variable hat häufig wenig diskrete Ausprägungen (Ratingskalen)
  - Erwartete Werte außerhalb des gültigen Wertebereichs
  - Annahme eines linearen Zusammenhangs, obwohl tatsächlich nicht-linear → Modelle für ordinale Daten
  - In der Literatur wenig diskutiert, häufig wird angenommen, daß Modell relativ robust ist

"Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen"

- Abhängige Variable hat häufig wenig diskrete Ausprägungen (Ratingskalen)
  - Erwartete Werte außerhalb des gültigen Wertebereichs
  - Annahme eines linearen Zusammenhangs, obwohl tatsächlich nicht-linear → Modelle für ordinale Daten
  - In der Literatur wenig diskutiert, häufig wird angenommen, daß Modell relativ robust ist
- Alle sozialwissenschaftlichen Variablen fehlerbehaftet

"Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen"

- Abhängige Variable hat häufig wenig diskrete Ausprägungen (Ratingskalen)
  - Erwartete Werte außerhalb des gültigen Wertebereichs
  - Annahme eines linearen Zusammenhangs, obwohl tatsächlich nicht-linear → Modelle für ordinale Daten
  - In der Literatur wenig diskutiert, häufig wird angenommen, daß Modell relativ robust ist
- Alle sozialwissenschaftlichen Variablen fehlerbehaftet
  - Relativ unproblematisch, wenn Fehler voneinander unabhängig

"Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen"

- Abhängige Variable hat häufig wenig diskrete Ausprägungen (Ratingskalen)
  - Erwartete Werte außerhalb des gültigen Wertebereichs
  - Annahme eines linearen Zusammenhangs, obwohl tatsächlich nicht-linear → Modelle für ordinale Daten
  - In der Literatur wenig diskutiert, häufig wird angenommen, daß Modell relativ robust ist
- Alle sozialwissenschaftlichen Variablen fehlerbehaftet
  - Relativ unproblematisch, wenn Fehler voneinander unabhängig
  - Zusätzliche Unsicherheit, bei großen Stichproben kein großes Problem

"Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen"

- Abhängige Variable hat häufig wenig diskrete Ausprägungen (Ratingskalen)
  - Erwartete Werte außerhalb des gültigen Wertebereichs
  - Annahme eines linearen Zusammenhangs, obwohl tatsächlich nicht-linear → Modelle für ordinale Daten
  - In der Literatur wenig diskutiert, häufig wird angenommen, daß Modell relativ robust ist
- Alle sozialwissenschaftlichen Variablen fehlerbehaftet
  - Relativ unproblematisch, wenn Fehler voneinander unabhängig
  - Zusätzliche Unsicherheit, bei großen Stichproben kein großes Problem
  - Fehler bei y wird von  $\varepsilon$  absorbiert, OLS weniger effizient

"Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen"

- Abhängige Variable hat häufig wenig diskrete Ausprägungen (Ratingskalen)
  - Erwartete Werte außerhalb des gültigen Wertebereichs
  - Annahme eines linearen Zusammenhangs, obwohl tatsächlich nicht-linear → Modelle für ordinale Daten
  - In der Literatur wenig diskutiert, häufig wird angenommen, daß Modell relativ robust ist
- ► Alle sozialwissenschaftlichen Variablen fehlerbehaftet
  - Relativ unproblematisch, wenn Fehler voneinander unabhängig
  - Zusätzliche Unsicherheit, bei großen Stichproben kein großes Problem
  - Fehler bei y wird von  $\varepsilon$  absorbiert, OLS weniger effizient
  - Fehler bei x schwächt im bivariaten Fall Zusammenhang ab, multivariat auf jeden Fall bias



"Die unabhängige Variable ist intervallskaliert und unbeschränkt. Variablen werden ohne Fehler gemessen"

- Abhängige Variable hat häufig wenig diskrete Ausprägungen (Ratingskalen)
  - Erwartete Werte außerhalb des gültigen Wertebereichs
  - Annahme eines linearen Zusammenhangs, obwohl tatsächlich nicht-linear → Modelle für ordinale Daten
  - In der Literatur wenig diskutiert, häufig wird angenommen, daß Modell relativ robust ist
- Alle sozialwissenschaftlichen Variablen fehlerbehaftet
  - Relativ unproblematisch, wenn Fehler voneinander unabhängig
  - Zusätzliche Unsicherheit, bei großen Stichproben kein großes Problem
  - Fehler bei y wird von  $\varepsilon$  absorbiert, OLS weniger effizient
  - Fehler bei x schwächt im bivariaten Fall Zusammenhang ab, multivariat auf jeden Fall bias
  - Kann z. B. mit Strukturgleichungsmodellen explizit modelliert werden

- " Alle unabhängigen Variablen haben Varianz"
  - Inhaltlich: Falls die betreffende Variable einen Effekt hat, wird dieser nicht sichtbar

- " Alle unabhängigen Variablen haben Varianz"
  - Inhaltlich: Falls die betreffende Variable einen Effekt hat, wird dieser nicht sichtbar
  - ▶ Mathematisch: Division durch 0, Standardfehler nicht definiert

- "Keine perfekte Multikollineariät"
  - ▶ Oben diskutiert, keine eindeutige Lösung für Gleichungssystem

- "Keine perfekte Multikollineariät"
  - ▶ Oben diskutiert, keine eindeutige Lösung für Gleichungssystem
  - Bei nicht perfekter Kollinearität große Standardfehler

- "Keine perfekte Multikollineariät"
  - ▶ Oben diskutiert, keine eindeutige Lösung für Gleichungssystem
  - Bei nicht perfekter Kollinearität große Standardfehler
  - Eventuell numerische Instabilität

- "Keine perfekte Multikollineariät"
  - Oben diskutiert, keine eindeutige Lösung für Gleichungssystem
  - Bei nicht perfekter Kollinearität große Standardfehler
  - Eventuell numerische Instabilität
  - Eng korrelierte Variablen durch Index oder Faktor ersetzen

- "Keine perfekte Multikollineariät"
  - Oben diskutiert, keine eindeutige Lösung für Gleichungssystem
  - Bei nicht perfekter Kollinearität große Standardfehler
  - Eventuell numerische Instabilität
  - Eng korrelierte Variablen durch Index oder Faktor ersetzen
  - Möglichst keine überflüssigen Variablen im Modell, vor allem wenn Fallzahl klein, da OLS ansonsten ineffizient

- "Keine perfekte Multikollineariät"
  - Oben diskutiert, keine eindeutige Lösung für Gleichungssystem
  - Bei nicht perfekter Kollinearität große Standardfehler
  - Eventuell numerische Instabilität
  - Eng korrelierte Variablen durch Index oder Faktor ersetzen
  - Möglichst keine überflüssigen Variablen im Modell, vor allem wenn Fallzahl klein, da OLS ansonsten ineffizient
  - ▶ Problem?

#### "Keine perfekte Multikollineariät"

- Oben diskutiert, keine eindeutige Lösung für Gleichungssystem
- Bei nicht perfekter Kollinearität große Standardfehler
- Eventuell numerische Instabilität
- Eng korrelierte Variablen durch Index oder Faktor ersetzen
- Möglichst keine überflüssigen Variablen im Modell, vor allem wenn Fallzahl klein, da OLS ansonsten ineffizient
- Problem? Möglichst alle relevanten Variablen müssen in das Modell

#### "Keine perfekte Multikollineariät"

- Oben diskutiert, keine eindeutige Lösung für Gleichungssystem
- Bei nicht perfekter Kollinearität große Standardfehler
- Eventuell numerische Instabilität
- Eng korrelierte Variablen durch Index oder Faktor ersetzen
- Möglichst keine überflüssigen Variablen im Modell, vor allem wenn Fallzahl klein, da OLS ansonsten ineffizient
- Problem? Möglichst alle relevanten Variablen müssen in das Modell
- Das sind Variablen, die Einfluß haben, Einfluß haben könnten, in Beziehung mit anderen relevanten Variablen stehen

 Wenn x<sub>1</sub> und x<sub>2</sub> unkorreliert sind, ist Schätzung für β<sub>1</sub> unverzerrt, auch wenn x<sub>2</sub> nicht berücksichtigt wird

- Wenn x<sub>1</sub> und x<sub>2</sub> unkorreliert sind, ist Schätzung für β<sub>1</sub> unverzerrt, auch wenn x<sub>2</sub> nicht berücksichtigt wird
- Aber: Wenn Korrelation zwischen  $x_1$  und  $x_2$  ungleich null, sind Schätzungen verzerrt (Drittvariablenproblem)

- Wenn x<sub>1</sub> und x<sub>2</sub> unkorreliert sind, ist Schätzung für β<sub>1</sub> unverzerrt, auch wenn x<sub>2</sub> nicht berücksichtigt wird
- Aber: Wenn Korrelation zwischen  $x_1$  und  $x_2$  ungleich null, sind Schätzungen verzerrt (Drittvariablenproblem)
- Kein Probem bei echten Experimenten mit Randomisierung (warum?)

- Wenn x<sub>1</sub> und x<sub>2</sub> unkorreliert sind, ist Schätzung für β<sub>1</sub> unverzerrt, auch wenn x<sub>2</sub> nicht berücksichtigt wird
- Aber: Wenn Korrelation zwischen  $x_1$  und  $x_2$  ungleich null, sind Schätzungen verzerrt (Drittvariablenproblem)
- Kein Probem bei echten Experimenten mit Randomisierung (warum?)
- Ansonsten: Möglichst viele mögliche unabhängige Variablen berücksichtigen?!?

,, Für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen ist der (konditionale) Mittelwert von  $\epsilon=0$ "

 Wird u. a. verletzt, wenn Stichprobe bei Auswahl verzerrt wird (Beispiel im Text)

,, Für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen ist der (konditionale) Mittelwert von  $\varepsilon=0$ "

- Wird u. a. verletzt, wenn Stichprobe bei Auswahl verzerrt wird (Beispiel im Text)
- ► Falls Mittelwert von ε für alle Kombinationen um einen konstanten Betrag größer oder kleiner als null, wird Differenz von Konstante absorbiert → verzerrte Schätzung für Konstante

,, Für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen ist der (konditionale) Mittelwert von  $\varepsilon=0$ "

- Wird u. a. verletzt, wenn Stichprobe bei Auswahl verzerrt wird (Beispiel im Text)
- Falls Mittelwert von ε für alle Kombinationen um einen konstanten Betrag größer oder kleiner als null, wird Differenz von Konstante absorbiert → verzerrte Schätzung für Konstante
- Ansonsten Linearitätsannahme verletzt, relevante Variable ausgelassen beziehungsweise Korrelation zwischen ε und x

" Für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen ist der (konditionale) Mittelwert von  $\varepsilon=0$ "

- Wird u. a. verletzt, wenn Stichprobe bei Auswahl verzerrt wird (Beispiel im Text)
- Falls Mittelwert von ε für alle Kombinationen um einen konstanten Betrag größer oder kleiner als null, wird Differenz von Konstante absorbiert → verzerrte Schätzung für Konstante
- Ansonsten Linearitätsannahme verletzt, relevante Variable ausgelassen beziehungsweise Korrelation zwischen ε und x
- Verzerrte Schätzungen für alle Parameter

"Keine Kovarianz zwischen  $x_i$  und  $\epsilon$ "

ightharpoonup Vorsicht: Residuen sind nur Hilfsmittel zur Schätzung von  $\epsilon$ 

- lacktriangle Vorsicht: Residuen sind nur Hilfsmittel zur Schätzung von  $\epsilon$
- Residuen und unabhängige Variablen sind immer unkorreliert (Eigenschaft des OLS-Verfahrens) → kein Rückschluß möglich

- lacktriangle Vorsicht: Residuen sind nur Hilfsmittel zur Schätzung von  $\epsilon$
- Residuen und unabhängige Variablen sind immer unkorreliert (Eigenschaft des OLS-Verfahrens) → kein Rückschluß möglich
- ► Annahme 5 garantiert nicht erfüllt wenn wechselseitige Kausalwirkung zwischen *y* und *x* (Endogenität)

- lacktriangle Vorsicht: Residuen sind nur Hilfsmittel zur Schätzung von  $\epsilon$
- Residuen und unabhängige Variablen sind immer unkorreliert (Eigenschaft des OLS-Verfahrens) → kein Rückschluß möglich
- Annahme 5 garantiert nicht erfüllt wenn wechselseitige Kausalwirkung zwischen y und x (Endogenität)
  - Wenn y von x und  $\epsilon$  beeinflußt wird und

- lacktriangle Vorsicht: Residuen sind nur Hilfsmittel zur Schätzung von  $\epsilon$
- Residuen und unabhängige Variablen sind immer unkorreliert (Eigenschaft des OLS-Verfahrens) → kein Rückschluß möglich
- Annahme 5 garantiert nicht erfüllt wenn wechselseitige Kausalwirkung zwischen y und x (Endogenität)
  - Wenn y von x und  $\epsilon$  beeinflußt wird und
  - ▶ *y* zugleich einen Einfluß auf *x* hat dann garantiert

- lacktriangle Vorsicht: Residuen sind nur Hilfsmittel zur Schätzung von  $\epsilon$
- Residuen und unabhängige Variablen sind immer unkorreliert (Eigenschaft des OLS-Verfahrens) → kein Rückschluß möglich
- Annahme 5 garantiert nicht erfüllt wenn wechselseitige Kausalwirkung zwischen y und x (Endogenität)
  - Wenn y von x und  $\epsilon$  beeinflußt wird und
  - y zugleich einen Einfluß auf x hat dann garantiert
  - Zusammenhang zwischen x und ε

- ightharpoonup Vorsicht: Residuen sind nur Hilfsmittel zur Schätzung von  $\epsilon$
- Residuen und unabhängige Variablen sind immer unkorreliert (Eigenschaft des OLS-Verfahrens) → kein Rückschluß möglich
- Annahme 5 garantiert nicht erfüllt wenn wechselseitige Kausalwirkung zwischen y und x (Endogenität)
  - Wenn y von x und  $\epsilon$  beeinflußt wird und
  - ▶ *y* zugleich einen Einfluß auf *x* hat dann garantiert
  - Zusammenhang zwischen x und ε
- ► In der Konsequenz identisch mit dem Auslassen relevanter Variablen (sofern diese nicht mit den übrigen *x* unkorreliert sind)
  - → Schätzungen sind verzerrt

- lacktriangle Vorsicht: Residuen sind nur Hilfsmittel zur Schätzung von  $\epsilon$
- Residuen und unabhängige Variablen sind immer unkorreliert (Eigenschaft des OLS-Verfahrens) → kein Rückschluß möglich
- Annahme 5 garantiert nicht erfüllt wenn wechselseitige Kausalwirkung zwischen y und x (Endogenität)
  - Wenn y von x und  $\epsilon$  beeinflußt wird und
  - ▶ *y* zugleich einen Einfluß auf *x* hat dann garantiert
  - Zusammenhang zwischen x und ε
- ► In der Konsequenz identisch mit dem Auslassen relevanter Variablen (sofern diese nicht mit den übrigen *x* unkorreliert sind)
  - → Schätzungen sind verzerrt
- Spezielle Modelle/Schätzverfahren, "Instrumente"



"Für jedes beliebige Paar von Beobachtungen i und h sind  $\epsilon_i$  und  $\epsilon_h$  unkorreliert (keine Autokorrelation)"

 ε beinhaltet (1) genuin zufällige Einflüsse und (2) solche Einflüsse, die so schwach sind, daß sie als zufällig betrachtet werden

"Für jedes beliebige Paar von Beobachtungen i und h sind  $\epsilon_i$  und  $\epsilon_h$  unkorreliert (keine Autokorrelation)"

- ε beinhaltet (1) genuin zufällige Einflüsse und (2) solche Einflüsse, die so schwach sind, daß sie als zufällig betrachtet werden
- Vor allem bei Zeitreihendaten ist es unwahrscheinlich, daß Einflüsse zwischen zwei Meßpunkten vollständig verschwinden

"Für jedes beliebige Paar von Beobachtungen i und h sind  $\epsilon_i$  und  $\epsilon_h$  unkorreliert (keine Autokorrelation)"

- ε beinhaltet (1) genuin zufällige Einflüsse und (2) solche Einflüsse, die so schwach sind, daß sie als zufällig betrachtet werden
- Vor allem bei Zeitreihendaten ist es unwahrscheinlich, daß Einflüsse zwischen zwei Meßpunkten vollständig verschwinden
  - auf überdurchschnittliche Werte folgen überdurchschnittliche Werte

"Für jedes beliebige Paar von Beobachtungen i und h sind  $\varepsilon_i$  und  $\varepsilon_h$  unkorreliert (keine Autokorrelation)"

- ε beinhaltet (1) genuin zufällige Einflüsse und (2) solche Einflüsse, die so schwach sind, daß sie als zufällig betrachtet werden
- Vor allem bei Zeitreihendaten ist es unwahrscheinlich, daß Einflüsse zwischen zwei Meßpunkten vollständig verschwinden
  - auf überdurchschnittliche Werte folgen überdurchschnittliche Werte
  - auf unterdurchschnittliche Werte folgen unterdurchschnittliche Werte

"Für jedes beliebige Paar von Beobachtungen i und h sind  $\epsilon_i$  und  $\epsilon_h$  unkorreliert (keine Autokorrelation)"

- ε beinhaltet (1) genuin zufällige Einflüsse und (2) solche Einflüsse, die so schwach sind, daß sie als zufällig betrachtet werden
- Vor allem bei Zeitreihendaten ist es unwahrscheinlich, daß Einflüsse zwischen zwei Meßpunkten vollständig verschwinden
  - auf überdurchschnittliche Werte folgen überdurchschnittliche Werte
  - auf unterdurchschnittliche Werte folgen unterdurchschnittliche Werte
- Für zwei beliebige Meßpunkte t und t+1 sind  $\epsilon_t$  und  $\epsilon_{t+1}$  zwei Zufallsvariable mit

"Für jedes beliebige Paar von Beobachtungen i und h sind  $\epsilon_i$  und  $\epsilon_h$  unkorreliert (keine Autokorrelation)"

- ε beinhaltet (1) genuin zufällige Einflüsse und (2) solche Einflüsse, die so schwach sind, daß sie als zufällig betrachtet werden
- Vor allem bei Zeitreihendaten ist es unwahrscheinlich, daß Einflüsse zwischen zwei Meßpunkten vollständig verschwinden
  - auf überdurchschnittliche Werte folgen überdurchschnittliche Werte
  - auf unterdurchschnittliche Werte folgen unterdurchschnittliche Werte
- Für zwei beliebige Meßpunkte t und t+1 sind  $\epsilon_t$  und  $\epsilon_{t+1}$  zwei Zufallsvariable mit
  - einem Mittelwert von null



"Für jedes beliebige Paar von Beobachtungen i und h sind  $\varepsilon_i$  und  $\varepsilon_h$  unkorreliert (keine Autokorrelation)"

- ε beinhaltet (1) genuin zufällige Einflüsse und (2) solche Einflüsse, die so schwach sind, daß sie als zufällig betrachtet werden
- Vor allem bei Zeitreihendaten ist es unwahrscheinlich, daß Einflüsse zwischen zwei Meßpunkten vollständig verschwinden
  - auf überdurchschnittliche Werte folgen überdurchschnittliche Werte
  - auf unterdurchschnittliche Werte folgen unterdurchschnittliche Werte
- Für zwei beliebige Meßpunkte t und t+1 sind  $\epsilon_t$  und  $\epsilon_{t+1}$  zwei Zufallsvariable mit
  - einem Mittelwert von null
  - einer positiven Korrelation



Wiederholte Messungen an derselben Einheit (Panel)

- Wiederholte Messungen an derselben Einheit (Panel)
- Räumliche Korrelation (Klumpenstichproben)

- Wiederholte Messungen an derselben Einheit (Panel)
- Räumliche Korrelation (Klumpenstichproben)
- Autokorrelation ist immer dann zu erwarten, wenn die Daten strukturiert sind

- Wiederholte Messungen an derselben Einheit (Panel)
- Räumliche Korrelation (Klumpenstichproben)
- Autokorrelation ist immer dann zu erwarten, wenn die Daten strukturiert sind
- Was sind die Konsequenzen?

- Wiederholte Messungen an derselben Einheit (Panel)
- Räumliche Korrelation (Klumpenstichproben)
- Autokorrelation ist immer dann zu erwarten, wenn die Daten strukturiert sind
- Was sind die Konsequenzen? Noch einen Moment Geduld

"Für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen ist die (konditionale) Varianz von  $\varepsilon$  gleich  $\sigma^2$  und damit konstant (Homoskedaszität)"

 Impliziert: Konditionale Varianz von y ist ebenfalls für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen konstant gleich σ<sup>2</sup>

- ▶ Impliziert: Konditionale Varianz von y ist ebenfalls für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen konstant gleich  $\sigma^2$
- Beispiele aus dem Text: Meßfehler hängt vom Niveau der unabhängigen Variablen ab (Gewicht von Personen, Entwicklungsstand von Ländern) → Korrelation zwischen x und V(ε)

- ▶ Impliziert: Konditionale Varianz von y ist ebenfalls für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen konstant gleich  $\sigma^2$
- Beispiele aus dem Text: Meßfehler hängt vom Niveau der unabhängigen Variablen ab (Gewicht von Personen, Entwicklungsstand von Ländern) → Korrelation zwischen x und V(ε)
- Liegt manchmal aufgrund inhaltlicher Überlegungen nahe (Beispiel Familieneinkommen / Ausgaben für Urlaub)

- ▶ Impliziert: Konditionale Varianz von y ist ebenfalls für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen konstant gleich  $\sigma^2$
- Beispiele aus dem Text: Meßfehler hängt vom Niveau der unabhängigen Variablen ab (Gewicht von Personen, Entwicklungsstand von Ländern) → Korrelation zwischen x und V(ε)
- Liegt manchmal aufgrund inhaltlicher Überlegungen nahe (Beispiel Familieneinkommen / Ausgaben für Urlaub)
- ▶ Bivariat als "Fächer" im Plot erkennbar

- ▶ Impliziert: Konditionale Varianz von y ist ebenfalls für jede mögliche Kombination der unabhängigen Variablen konstant gleich  $\sigma^2$
- Beispiele aus dem Text: Meßfehler hängt vom Niveau der unabhängigen Variablen ab (Gewicht von Personen, Entwicklungsstand von Ländern) → Korrelation zwischen x und V(ε)
- Liegt manchmal aufgrund inhaltlicher Überlegungen nahe (Beispiel Familieneinkommen / Ausgaben für Urlaub)
- Bivariat als "Fächer" im Plot erkennbar
- Inhaltlich oft Interaktion zwischen eingeschlossenen / ausgeschlossenen Variablen → Respezifikation des Modells



# Was folgt aus Autokorrelation und Heteroskedastizität?

OLS-Schätzungen sind unverzerrt

# Was folgt aus Autokorrelation und Heteroskedastizität?

- OLS-Schätzungen sind unverzerrt
  - Heteroskedaszität: Größere Varianz von ε bei hohen Werten von x, aber Mittelwert immer noch null → an Linie ändert sich nichts

# Was folgt aus Autokorrelation und Heteroskedastizität?

- OLS-Schätzungen sind unverzerrt
  - Heteroskedaszität: Größere Varianz von ε bei hohen Werten von x, aber Mittelwert immer noch null → an Linie ändert sich nichts
  - (zeitliche) Autokorrelation: Wenn positive  $\epsilon$  auf positive und negative  $\epsilon$  auf negative folgen, wird Linie nach oben oder unten gezogen, bleibt aber im Mittel wieder unverzerrt

- OLS-Schätzungen sind unverzerrt
  - Heteroskedaszität: Größere Varianz von ε bei hohen Werten von x, aber Mittelwert immer noch null → an Linie ändert sich nichts
  - (zeitliche) Autokorrelation: Wenn positive  $\epsilon$  auf positive und negative  $\epsilon$  auf negative folgen, wird Linie nach oben oder unten gezogen, bleibt aber im Mittel wieder unverzerrt
- Aber: Die Streuung der Schätzwerte wird größer

- OLS-Schätzungen sind unverzerrt
  - Heteroskedaszität: Größere Varianz von ε bei hohen Werten von x, aber Mittelwert immer noch null → an Linie ändert sich nichts
  - (zeitliche) Autokorrelation: Wenn positive  $\epsilon$  auf positive und negative  $\epsilon$  auf negative folgen, wird Linie nach oben oder unten gezogen, bleibt aber im Mittel wieder unverzerrt
- Aber: Die Streuung der Schätzwerte wird größer
- D. h. die normalen Formeln unterschätzen den realen Standardfehler

- OLS-Schätzungen sind unverzerrt
  - Heteroskedaszität: Größere Varianz von ε bei hohen Werten von x, aber Mittelwert immer noch null → an Linie ändert sich nichts
  - (zeitliche) Autokorrelation: Wenn positive ε auf positive und negative ε auf negative folgen, wird Linie nach oben oder unten gezogen, bleibt aber im Mittel wieder unverzerrt
- Aber: Die Streuung der Schätzwerte wird größer
- D. h. die normalen Formeln unterschätzen den realen Standardfehler
- Bei großen Stichproben ist Heteroskedaszität nur in extremen Fällen ein ernstes Problem



 Bei strukturierten Daten unterschätzt die Varianz der Residuen die Varianz von ε jedoch oft dramatisch

- Bei strukturierten Daten unterschätzt die Varianz der Residuen die Varianz von ε jedoch oft dramatisch
- Dadurch, daß Regressionslinie in Richtung der (autokorrelierten)
  ε verzerrt wird, ergeben sich relativ geringe Abweichungen

- Bei strukturierten Daten unterschätzt die Varianz der Residuen die Varianz von ε jedoch oft dramatisch
- Dadurch, daß Regressionslinie in Richtung der (autokorrelierten)
  ε verzerrt wird, ergeben sich relativ geringe Abweichungen
- Linie paßt "zu gut"

- Bei strukturierten Daten unterschätzt die Varianz der Residuen die Varianz von ε jedoch oft dramatisch
- Dadurch, daß Regressionslinie in Richtung der (autokorrelierten)
  ε verzerrt wird, ergeben sich relativ geringe Abweichungen
- Linie paßt "zu gut"
- Alternativ gewendet: Der effektive Stichprobenumfang ist sehr viel kleiner als der numerische Stichprobenumfang, weil die Fälle nicht wirklich unabhängig voneinander sind

▶ Im Standardmodell ist  $\epsilon$  ein Vektor der Länge n, dessen Werte aus identischen Normalverteilungen mit dem Mittelwert null und der Varianz  $\sigma^2$  stammen:  $\epsilon \sim N(0, \sigma^2)$ 

- ▶ Im Standardmodell ist  $\epsilon$  ein Vektor der Länge n, dessen Werte aus identischen Normalverteilungen mit dem Mittelwert null und der Varianz  $\sigma^2$  stammen:  $\epsilon \sim N(0, \sigma^2)$
- ► Flexibleres Modell: Diese Definition kann erweitert werden, indem man  $\sigma^2$  durch eine Matrix ersetzt:  $\epsilon \sim N(0, \Sigma_{\epsilon \epsilon})$

- ▶ Im Standardmodell ist  $\epsilon$  ein Vektor der Länge n, dessen Werte aus identischen Normalverteilungen mit dem Mittelwert null und der Varianz  $\sigma^2$  stammen:  $\epsilon \sim N(0, \sigma^2)$
- ► Flexibleres Modell: Diese Definition kann erweitert werden, indem man  $\sigma^2$  durch eine Matrix ersetzt:  $\epsilon \sim N(0, \Sigma_{\epsilon \epsilon})$

 $\blacktriangleright$  Die  $\rho$ stehen für die Korrelation der  $\varepsilon$ zwischen den Meßpunkten

- ightharpoonup Die ρ stehen für die Korrelation der ε zwischen den Meßpunkten
- Wenn die Elemente der Diagonalen ungleich 1 sind: Heteroskedastizität

- ightharpoonup Die ρ stehen für die Korrelation der ε zwischen den Meßpunkten
- Wenn die Elemente der Diagonalen ungleich 1 sind: Heteroskedastizität
- ▶ Problem:  $\Sigma_{\epsilon \epsilon}$  hat zuviele Elemente, um sie aus den Daten zu schätzen

- ightharpoonup Die ρ stehen für die Korrelation der ε zwischen den Meßpunkten
- Wenn die Elemente der Diagonalen ungleich 1 sind: Heteroskedastizität
- ▶ Problem:  $\Sigma_{\varepsilon\varepsilon}$  hat zuviele Elemente, um sie aus den Daten zu schätzen
- Es wird ein einfacher Prozeß angenommen, z. B. daß alle ρ außer ρ1 gleich null sind

- lacktriangle Die ho stehen für die Korrelation der ho zwischen den Meßpunkten
- Wenn die Elemente der Diagonalen ungleich 1 sind: Heteroskedastizität
- ▶ Problem:  $\Sigma_{\varepsilon\varepsilon}$  hat zuviele Elemente, um sie aus den Daten zu schätzen
- Es wird ein einfacher Prozeß angenommen, z. B. daß alle ρ außer ρ1 gleich null sind
- $\bullet \ \epsilon_t = \rho_1 \epsilon_{t-1} + \nu_t$

- lacktriangle Die ho stehen für die Korrelation der ho zwischen den Meßpunkten
- Wenn die Elemente der Diagonalen ungleich 1 sind: Heteroskedastizität
- ▶ Problem:  $\Sigma_{\epsilon \epsilon}$  hat zuviele Elemente, um sie aus den Daten zu schätzen
- Es wird ein einfacher Prozeß angenommen, z. B. daß alle ρ außer ρ1 gleich null sind
- $\bullet \ \epsilon_t = \rho_1 \epsilon_{t-1} + \nu_t$
- Vielzahl spezieller Modelle

- ightharpoonup Die ρ stehen für die Korrelation der ε zwischen den Meßpunkten
- Wenn die Elemente der Diagonalen ungleich 1 sind: Heteroskedastizität
- Problem: Σ<sub>εε</sub> hat zuviele Elemente, um sie aus den Daten zu schätzen
- Es wird ein einfacher Prozeß angenommen, z. B. daß alle ρ außer ρ1 gleich null sind
- $\bullet \ \epsilon_t = \rho_1 \epsilon_{t-1} + \nu_t$
- Vielzahl spezieller Modelle
- ► Häufig sinnvoll: "Normal" schätzen, Standardfehler korrigieren (PCSE, robuste VCE)

#### Warum soll $\epsilon$ normalverteil sein?

 Nur notwendig, um in kleinen Stichproben Konfidenzintervalle / Signifikanztests berechnen zu können

#### Warum soll $\epsilon$ normalverteil sein?

- Nur notwendig, um in kleinen Stichproben Konfidenzintervalle / Signifikanztests berechnen zu können
- ► In großen Stichproben Verteilung der Schätzungen auch ohne Annahme 10 näherungsweise normal

#### Warum soll $\epsilon$ normalverteil sein?

- Nur notwendig, um in kleinen Stichproben Konfidenzintervalle / Signifikanztests berechnen zu können
- ► In großen Stichproben Verteilung der Schätzungen auch ohne Annahme 10 näherungsweise normal
- Normalverteilung oft ein sinnvolles Modell für die Verteilung von ε

 In der Regel verwenden wir OLS, um von einer Stichprobe auf Parameter einer Grundgesamtheit zu schließen

- In der Regel verwenden wir OLS, um von einer Stichprobe auf Parameter einer Grundgesamtheit zu schließen
- Als Schätzverfahren hat OLS erfreuliche Eigenschaften...

- In der Regel verwenden wir OLS, um von einer Stichprobe auf Parameter einer Grundgesamtheit zu schließen
- Als Schätzverfahren hat OLS erfreuliche Eigenschaften...
- Sofern eine Reihe von zumindest intuitiv nachvollziehbaren Voraussetzungen erfüllt ist

- In der Regel verwenden wir OLS, um von einer Stichprobe auf Parameter einer Grundgesamtheit zu schließen
- Als Schätzverfahren hat OLS erfreuliche Eigenschaften...
- Sofern eine Reihe von zumindest intuitiv nachvollziehbaren Voraussetzungen erfüllt ist
- Ansonsten zwei Probleme

- In der Regel verwenden wir OLS, um von einer Stichprobe auf Parameter einer Grundgesamtheit zu schließen
- Als Schätzverfahren hat OLS erfreuliche Eigenschaften...
- Sofern eine Reihe von zumindest intuitiv nachvollziehbaren Voraussetzungen erfüllt ist
- Ansonsten zwei Probleme
  - Verzerrte Schätzungen

- In der Regel verwenden wir OLS, um von einer Stichprobe auf Parameter einer Grundgesamtheit zu schließen
- Als Schätzverfahren hat OLS erfreuliche Eigenschaften...
- Sofern eine Reihe von zumindest intuitiv nachvollziehbaren Voraussetzungen erfüllt ist
- Ansonsten zwei Probleme
  - Verzerrte Schätzungen
  - Zu optimistische Standardfehler

► Starten Sie Stata

- Starten Sie Stata
- Geben Sie folgende Befehle ein:

- Starten Sie Stata
- Geben Sie folgende Befehle ein:
- webuse set "http://www.kai-arzheimer.com/ Lehre-Regression/" (verwenden Sie die einfachen Anführungszeichen über der 2)

- Starten Sie Stata
- Geben Sie folgende Befehle ein:
- webuse set "http://www.kai-arzheimer.com/ Lehre-Regression/" (verwenden Sie die einfachen Anführungszeichen über der 2)
- webuse beispiel1

- Starten Sie Stata
- Geben Sie folgende Befehle ein:
- webuse set "http://www.kai-arzheimer.com/ Lehre-Regression/" (verwenden Sie die einfachen Anführungszeichen über der 2)
- webuse beispiel1
- Mit reg y x1 x2 prod schätzen Sie eine lineare Regression von y auf  $x_1$ ,  $x_2$  und einen Interaktionsterm

- Starten Sie Stata
- Geben Sie folgende Befehle ein:
- webuse set "http://www.kai-arzheimer.com/ Lehre-Regression/" (verwenden Sie die einfachen Anführungszeichen über der 2)
- webuse beispiel1
- ▶ Mit reg y x1 x2 prod schätzen Sie eine lineare Regression von y auf  $x_1$ ,  $x_2$  und einen Interaktionsterm
- mit vce erhalten Sie die Varianz-Kovarianz-Matrix

- Starten Sie Stata
- ► Geben Sie folgende Befehle ein:
- webuse set "http://www.kai-arzheimer.com/ Lehre-Regression/" (verwenden Sie die einfachen Anführungszeichen über der 2)
- webuse beispiel1
- Mit reg y x1 x2 prod schätzen Sie eine lineare Regression von y auf  $x_1$ ,  $x_2$  und einen Interaktionsterm
- mit vce erhalten Sie die Varianz-Kovarianz-Matrix
- Erläutern Sie in Ihren eigenen Worten die Bedeutung der Werte in dieser Matrix (einige Sätze genügen). Wie kommen Sie von dieser Matrix zu den von reg... ausgegebenen Standardfehlern?

- Starten Sie Stata
- ► Geben Sie folgende Befehle ein:
- webuse set "http://www.kai-arzheimer.com/ Lehre-Regression/" (verwenden Sie die einfachen Anführungszeichen über der 2)
- webuse beispiel1
- Mit reg y x1 x2 prod schätzen Sie eine lineare Regression von y auf  $x_1$ ,  $x_2$  und einen Interaktionsterm
- mit vce erhalten Sie die Varianz-Kovarianz-Matrix
- Erläutern Sie in Ihren eigenen Worten die Bedeutung der Werte in dieser Matrix (einige Sätze genügen). Wie kommen Sie von dieser Matrix zu den von reg... ausgegebenen Standardfehlern?
- Schicken Sie die Antwort bis n\u00e4chsten Mittwoch per Mail an mich (subject: \u00dcbbung 2)