



Multikollinearität

Grundlagen der Ökonometrie

herbert.stocker@uibk.ac.at

www.hsto.info/econometrics

Multikollinearität

2 Fälle:

- ① **Perfekte Multikollinearität:** es existiert eine exakte lineare Abhangigkeit zwischen Regressoren.

Multikollinearität

2 Fälle:

① **Perfekte Multikollinearität:** es existiert eine exakte lineare Abhängigkeit zwischen Regressoren.

- Verletzt Gauss-Markov Annahme A2: es existiert keine eindeutige Lösung für OLS Schätzfunktion!
- Beispiel: *Dummyvariablenfalle*: $y_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 m_i + \hat{\beta}_3 w_i + \varepsilon_i \quad (1 = m_i + w_i)$
- einfach zu erkennen, tatsächlich kaum ein Problem ...

Multikollinearität

2 Fälle:

① Perfekte Multikollinearität: es existiert eine exakte lineare Abhängigkeit zwischen Regressoren.

- Verletzt Gauss-Markov Annahme A2: es existiert keine eindeutige Lösung für OLS Schätzfunktion!
- Beispiel: *Dummyvariablenfalle*: $y_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 m_i + \hat{\beta}_3 w_i + \varepsilon_i \quad (1 = m_i + w_i)$
- einfach zu erkennen, tatsächlich kaum ein Problem ...

② (hohe) Multikollinearität: Regressoren sind untereinander hoch, aber nicht perfekt, korreliert

Multikollinearität

2 Fälle:

① Perfekte Multikollinearität: es existiert eine exakte lineare Abhangigkeit zwischen Regressoren.

- Verletzt Gauss-Markov Annahme A2: es existiert keine eindeutige Losung fur OLS Schatzfunktion!
- Beispiel: *Dummyvariablenfalle*: $y_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 m_i + \hat{\beta}_3 w_i + \varepsilon_i \quad (1 = m_i + w_i)$
- einfach zu erkennen, tatsachlich kaum ein Problem ...

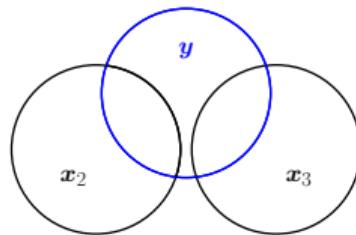
② (hohe) Multikollinearitat: Regressoren sind untereinander hoch, aber nicht perfekt, korreliert

- verletzt keine Gauss-Markov Annahme!
⇒ OLS erwartungstreu, effizient & konsistent!!!
- trotzdem, Schatzungen sind ungenau (groe Standardfehler)!
- ahnelt Problemen mit kleiner Stichprobe
→ wenig (unabhangige) Information in den Daten!

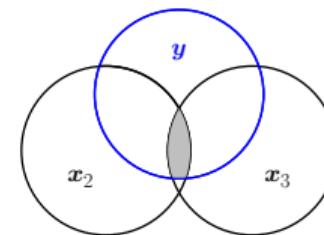
Multikollinearität

Venn-Diagramme:

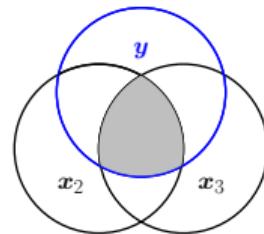
a) Keine Multikollinearität:



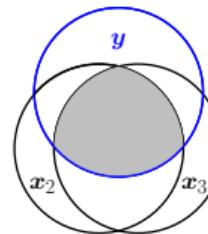
b) Niedrige Multikollinearität:



c) Hohe Multikollinearität:



d) Sehr hohe Multikollinearität:



Multikollinearität

Konsequenzen der Multikollinearität:

- OLS Schätzfunktionen sind erwartungstreu, effizient und konsistent, aber ungenau!!!

$$\text{var}(\hat{\beta}_h) = \frac{\sigma^2}{(1 - R_h^2) \sum_{i=1}^n (x_{ih} - \bar{x}_{\cdot h})^2}$$

$$\text{mit } x_{ih} = \hat{\alpha}_1 + \hat{\alpha}_2 x_{i2} + \hat{\alpha}_{h-1} x_{ih-1} + \hat{\alpha}_{h+1} x_{ih+1} + \dots \hat{\alpha}_k x_{ik} + \hat{\varepsilon}_i^* \Rightarrow R_h^2$$

Multikollinearität

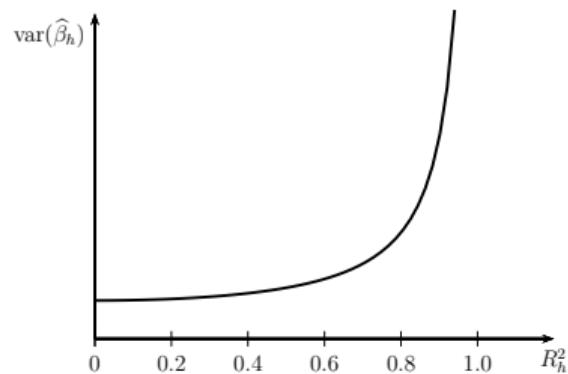
Konsequenzen der Multikollinearität:

- OLS Schätzfunktionen sind erwartungstreu, effizient und konsistent, aber ungenau!!!

$$\text{var}(\hat{\beta}_h) = \frac{\sigma^2}{(1 - R_h^2) \sum_{i=1}^n (x_{ih} - \bar{x}_{\cdot h})^2}$$

$$\text{mit } x_{ih} = \hat{\alpha}_1 + \hat{\alpha}_2 x_{i2} + \hat{\alpha}_{h-1} x_{ih-1} + \hat{\alpha}_{h+1} x_{ih+1} + \dots \hat{\alpha}_k x_{ik} + \hat{\varepsilon}_i^* \Rightarrow R_h^2$$

- wenn $R_h^2 = 0$: $\text{var}(\hat{\beta}_h) \rightarrow \text{bivariate Regression}$
- wenn $R_h^2 > 0.9$: ähhh ...
- wenn $R_h^2 \rightarrow 1$: $\text{var}(\hat{\beta}_h) \rightarrow \infty!$



Multikollinearität

Achtung: Multikollinearität generell nur diskutieren, wenn besondere Gründe dafür sprechen!

Erkennung von Multikollinearität:

- Hohes R^2 und wenige signifikante Koeffizienten.
- Schätzergebnisse schwanken stark in Abhängigkeit von der gewählten Spezifikation und/oder bei Ausschluss einzelner Beobachtungen
(→ Interpretation wird häufig zum Kaffeesudlesen . . .)
- Hohe paarweise Korrelationen zwischen Regressoren; besser
- **Variance Inflation Factor (VIF):**

$$\text{VIF}_h = \frac{1}{1 - R_h^2}$$

mit R_h^2 Bestimmtheitsmaß einer Hilfsregression (s.o.);
($\text{VIF} > 10$, bzw. $R_h^2 > 0.9$ Hinweis auf Probleme)

Multikollinearität

Maßnahmen bei Multikollinearität:

- Zusätzliche Daten erheben: selten eine Option, und hilft wenig.

Multikollinearität

Maßnahmen bei Multikollinearität:

- Zusätzliche Daten erheben: selten eine Option, und hilft wenig.
- Externe Information einbeziehen: auch schwierig

Multikollinearität

Maßnahmen bei Multikollinearität:

- Zusätzliche Daten erheben: selten eine Option, und hilft wenig.
- Externe Information einbeziehen: auch schwierig
- Variablen ‘weglassen’: ... den Teufel mit dem Beelzebub austreiben

Multikollinearität

Maßnahmen bei Multikollinearität:

- Zusätzliche Daten erheben: selten eine Option, und hilft wenig.
- Externe Information einbeziehen: auch schwierig
- Variablen ‘weglassen’: ... den Teufel mit dem Beelzebub austreiben
- Spezielle Schätzverfahren (LASSO, Ridge Regression, ...): immer ein trade-off, selten eine Lösung

Multikollinearität

Maßnahmen bei Multikollinearität:

- Zusätzliche Daten erheben: selten eine Option, und hilft wenig.
- Externe Information einbeziehen: auch schwierig
- Variablen ‘weglassen’: … den Teufel mit dem Beelzebub austreiben
- Spezielle Schätzverfahren (LASSO, Ridge Regression, …): immer ein trade-off, selten eine Lösung
- **Sich damit abfinden** – manchmal nicht die schlechteste Lösung …

Multikollinearität

Maßnahmen bei Multikollinearität:

- Zusätzliche Daten erheben: selten eine Option, und hilft wenig.
- Externe Information einbeziehen: auch schwierig
- Variablen ‘weglassen’: … den Teufel mit dem Beelzebub austreiben
- Spezielle Schätzverfahren (LASSO, Ridge Regression, …): immer ein trade-off, selten eine Lösung
- **Sich damit abfinden** – manchmal nicht die schlechteste Lösung …

Multikollinearität

Maßnahmen bei Multikollinearität:

- Zusätzliche Daten erheben: selten eine Option, und hilft wenig.
- Externe Information einbeziehen: auch schwierig
- Variablen ‘weglassen’: … den Teufel mit dem Beelzebub austreiben
- Spezielle Schätzverfahren (LASSO, Ridge Regression, …): immer ein trade-off, selten eine Lösung
- **Sich damit abfinden** – manchmal nicht die schlechteste Lösung ...

Thanx ...