Mini-Workshop Panel Data Analysis

Marko Bachl (mit Material von Michael Scharkow)

Sommersemester 2020 | IJK Hannover

Contents

Chapter 1

Überblick

1.1 Inhalt des virtuellen Mini-Workshops

- Der Mini-Workshop bietet eine *pragmatische* Einführung in die Analyse von Panel-Daten aus Erhebungen mit mindestens drei Wellen. Konkret liegt der Fokus auf sogenannten *micro panels*, also Datensätzen mit relativ vielen Fällen und relativ wenigen Messzeitpunkten (das klassische Befragungspanel).

- In der Analyse beschränken uns hier auf Varianten der *linearen* Regressionsmodelle. Wir beginnen mit den grundlgenden *fixed effects* und *random effects* Modellen. Dann betrachten wir das *within-between* Modell, das als eine Integration des *fixed effects* Modell in das *random effects* Modell verstanden werden kann. Dies ist auch eine gute Grundlage für den Einstieg in verschiedene Erweiterungen, zum Beispiel zu verallgemeinerten linearen Modellen oder zu Wachstumskurvenmodellen. Diese sind aber nicht Teil dieses Mini-Workshops.

- Wir schätzen die Modelle mit etablierten *least-squares* und *maximum likelihood* Methoden. Gerade bei den *within-between* Modellen sind bayesianische Schätzmethoden, z.B. *MCMC sampling* (implementiert in Stan), unabhängig von den statistisch-philosophischen, sehr interessant. Bei Interesse kann ich nur empfehlen, hier einen Einstieg zu finden.

- Zur Aufbereitung der Daten, Visualisierung und Modell-Schätzung verwenden wir `R` mit dem `tidyverse` und eine kleine Zahl speziallisierter Pakete für die Modellschätzung. Der Fokus des Workshops liegt aber auf der substantiellen Arbeit mit den Modellen, nicht auf der Umsetzung in `R`.

1.2 Welche Inhalte wir nicht behandeln

- Der Workshop ist kein Statistik- oder Ökonometrie-Kurs. Ich bin — wie auch ihr — ausgebildeter Sozialwissenschaftler. Die statistischen Grundlagen, auf denen der Workshop aufbaut, gehen aus den Grundlagentexten (Bell and Jones, 2015; Vaisey and Miles, 2017) hervor.
- Grundkentnisse in `R` setze ich voraus, insbesondere Datentransformationen innerhalb des `tidyverse`. Wir werden aber keine komplizierten Dinge in `R` tun. Auch ohne weiterführende `R`-Kenntnisse sollten die Inhalte des Workshops in Bezug auf die datenanalystischen Verfahren klar werden.
- Wir werden nicht viel Zeit auf die verschiedenen Schätzer, deren Effizienz und Bias, die verschiedenen Algorithmen und Datentransformationen verwenden.
- Wir werden keine Beweise oder Ableitungen besprechen. Wir setzen keine Kenntnisse in Matrixalgebra voraus — weder meiner- noch eurerseits.
- Wir behandeln einen sehr kleinen Ausschnitt möglicher Modelle für Panel-Daten. Der konzentrieren uns auf regressionsbasierte Modelle zur Schätzung kausaler Effekte. Damit behandeln wir insbesondere nicht die vielfälltigen Verfahren, die in einem SEM-Framework verortet sind: längsschnittliche Messmodelle, Prozessmodelle, (random intercept) cross-lagged panel Modelle, Latent State-Trait Modelle, etc.
- Fehlende Daten (Panelmortalität, Ausfall von Einheiten in einzelnen Wellen) sind ein großes Thema in der Längsschnittanalyse. Wir werden es hier ignorieren, bis auf den Hinweis, dass alle Fälle, die in mindestens zwei bzw. drei Wellen Daten haben, grundsätzlich Informationen zur Schätzung beitragen.

1.3 Aufbau des Workshops

- Inhaltlicher Aufbau: Siehe Kapitel-Gliederung

Material

- Dieses Dokument + R Skripte: (Hoffentlich) mehr oder weniger selbsterklärendes Material
  - Kuratierte Form ist dieses HTML-Dokument
  - Es gibt auch ein PDF, das ich aber nicht formatiert habe
- Screencast: Ich gehe über das Material und erkläre es auf der Audio-Spur. Mal sehen, wie hilfreich das ist. Die Screencasts stelle ich über das LMS zur Verfügung.
- Übungen: Zu einigen Analysen gibt es Übungsaufgaben.

- Bei der *Wiederholung* geht es darum, die Modelle leicht zu verändern (durch Anpassen der R-Skripte aus dem Material) und die Ergebnisse der angepassten Modelle zu interpretieren.
- Bei der *Anwendung* geht es darum, in Anlehung an die Beispiele eigene Modelle zu spezifizieren und diese zu interpretieren.

Pakete

Wir verwenden die folgenden Pakete

```
if (!require("pacman")) install.packages("pacman")
pacman::p_load(tidyverse)
theme_set(theme_bw())  # ggplot theme

tibble(package = c("R", sort(pacman::p_loaded()))) %>% mutate(version = map_chr(package,
    ~as.character(pacman::p_version(package = .x)))) %>% knitr::kable()
```

package	version
R	3.6.2
dplyr	0.8.4
forcats	0.4.0
ggplot2	3.2.1
pacman	0.5.1
purrr	0.3.3
readr	1.3.1
stringr	1.4.0
tibble	2.1.3
tidyr	1.0.2
tidyverse	1.3.0

Chapter 2

Einführung

2.1 Längsschnittdaten

Begriffe

- Wiederholte Querschnittserhebungen (time series cross sectional, TSCS): n unabhängige Fälle (repräsentativ für dieselbe Grundgesamtheit) zu mehreren Messzeitpunkten t.
- Zeitreihe: Eine Einheit mit vielen Messzeitpunkten ($n = 1$, $t > 30$).
- Paneldaten: Dieselben Einheiten mit wiederholten Messungen ($n > 30$, $t \geq 2$)
  - Macro panel: n klein, t groß (z.B. jährliche Untersuchung von Staaten, 1950–2015)
  - Micro panel n groß, t klein (typisches Befragungspanel)
- In diesem Workshop geht es um *micro panels* mit $t > 2$

Vorteile von Paneldaten

- Paneldaten erlauben die Identifikation von kausalen Effekten unter schwächeren Annahmen (im Vergleich zu Querschnittsdaten).
  - Wir haben einige (aber nicht perfekte!) Informationen über die zeitliche Abfolge von Veränderungen.
  - Wir können untersuchen, ob, und wenn ja, wie ein Ereignis (eine Veränderung eines Prädiktors) das Kriterium verändert.
- Paneldaten erlauben die Untersuchung von individuellen Verläufen

Kausale Effekte mit Paneldaten schätzen

Bedingungen

1. Kovariation zwischen X und Y (bivariate Korrelation r_{XY})

2. X muss logischer vor Y liegen
3. Keine (nicht beobachteten) Störvariablen (kein Z mit kausalem Effekt auf X und Y)

Herausforderungen (auch bzw. gerade mit Paneldaten)

- Entsprechung der zeitlichen Entfalltung des Effekts und des Designs (Abstände, Verläufe)
- Reliabilität und Konstruktstabilität
  - Reliabilität: Bei geringer Reliabilität beobachten wir Veränderungen, die aber auf Rauschen in der Messung zurückgehen.
  - Reliabilität: Wenn die Messungen über die Zeit ihre Bedeutung verändern, modellieren wir keine Veränderung des latenten Konstrukts von Interesse.
- Panelmortalität und Paneleffekte
  - Panelmortalität: Einheiten (Befragte) fallen aus, möglicherweise systematisch mit Bezug auf die Konstrukte von Interesse
  - Paneleffekte: Einheiten (Befragte) verändern sich durch die Messung (z.B. Lernen von Wissensfragen, Anregung durch Fragen zu Medienangeboten)

Format von Datensätzen mit Paneldaten

Long Format

i	t	y
1	1	6.55
1	2	6.68
1	3	6.77
2	1	5.55
2	2	6.01
...		

Wide Format

i	y_{t1}	y_{t2}	y_{t3}	y_{t4}
1	6.55	6.68	6.77	7.04
2	5.55	6.01	6.32	6.40
3	4.65	5.33	6.45	6.45
...				

Figure 2.1: i indiziert Einheiten, t indiziert Messzeitpunkte, y ist eine Variable

- Die Modelle in diesem Workshop nutzen das *long format*
- Datensätze können von einem ins andere Format transformiert werden, z.B. im `tidyverse`:
  - `tidyr::gather()` und `tidyr::spread()` oder
  - `tidyr::pivot_longer()` und `tidyr::pivot_wider()`

2.2 Beispiel-Daten

- sponsored by Jule Scheper und Sophie Bruns
- KURZE INHALTLICHE BESCHREIBUNG
  - Ergebungszeitraum, Messzeitpunkte
  - Repeated Measures
  - Constant Measures
- Kurzer Auszug mit `summary` und `print`

```
d = tibble(x = rnorm(10), y = rnorm(10))
```

2.3 Pooled OLS (WRONG!)

- Untersuchung des Effekts X -> Y
- Einfachstes Modell: Regression X -> Y

```
lm(y ~ x, data = d) %>% summary(show.resid = F)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = y ~ x, data = d)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -2.2968 -0.8117 -0.2001  1.1529  1.8300
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.49067    0.49586   0.990    0.351
## x            0.02564    0.45935   0.056    0.957
##
## Residual standard error: 1.404 on 8 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.0003894,  Adjusted R-squared:  -0.1246
## F-statistic: 0.003116 on 1 and 8 DF,  p-value: 0.9569
```

Warum ist Pooled OLS immer falsch? Statistische Theorie

1) Exogenitätsannahme ist verletzt, $E(u_i|x_i) \neq 0$, da
   - Korrelationen zwischen den Variablen x gehen auf nicht gemessene Eigenschaften der Einheiten zurück, z.B. Eigenschaften der Person z_i, die sowohl x_i als auch y_i beeinflussen.
   - Auch bekannt als *omitted variable bias*
   - Könnte behoben werden, wenn alle z_i im Modell wären; diese Idee wird später wichtig

2) Annahmen Homoskedastizität und unkorrelierte Residuen sind (wahrscheinlich) verletzt
   - Systematische Variaion der Residuen zwischen Einheiten
   - Wahrscheinlich serielle Korreationen durch die zeitliche Abhängigkeit der Messungen
3) Annahme der Unabhängigkeit der Bebobachtungen verletzt
   - Überschätzung der Information von abhängigen Fällen (dieselbe Information ist mehrmals im Datensatz)
     - Zu kleine Standardfehler, zu große Zahl der Freiheitsgrade in Signifikanz-Tests
   - Die wahre Fallzahl (effective sample size) ist kleiner als Zahl der Zeilen im Datensatz (*long format*)

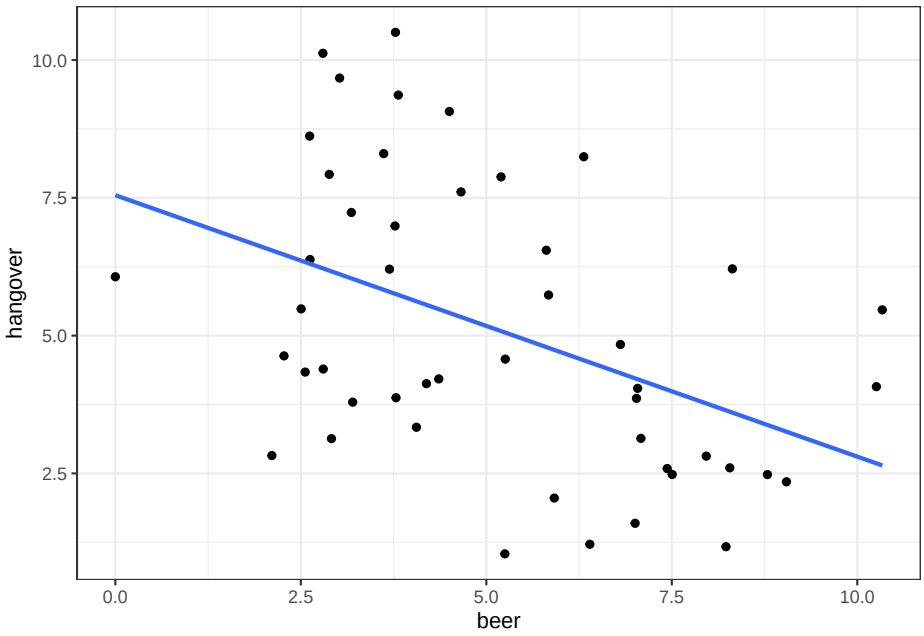
Warum ist pooled OLS immer falsch? Inhaltliche Überlegungen

- Unser Ziel ist es, den wahren kausalen Effekt von X auf Y zu schätzen.
- Pooled OLS vermischt aber zwei Quellen von Unterschieden in den Daten: Den (kausalen) Effekt innerhalb der Personen (within) und die Unterschiede zwischen Personen (between).
- Within und between Effekte können sich in Größe und sogar in der Richtung unterscheiden!
- Die Schätzung aus einem poold OLS Modell vermischt den kausalen Effekt und die interindividuellen Unterschiede.
- In der Sprache von Interventionsstudien ist das ein Selbstselektions-Problem: Was passiert, wenn Personen, die vor dem Treatment x schon höhere Werte in y haben? *X Evtl. anpassen an Datenbeispiel X*
- Außerdem fällt auf, dass im einfachen OLS Modell nichts darauf hindeutet, dass es sich um Paneldaten handelt. Selbst wenn wir die genannten Probleme nicht hätten, hätten wir auch nichts durch die Paneldaten gewonnen.

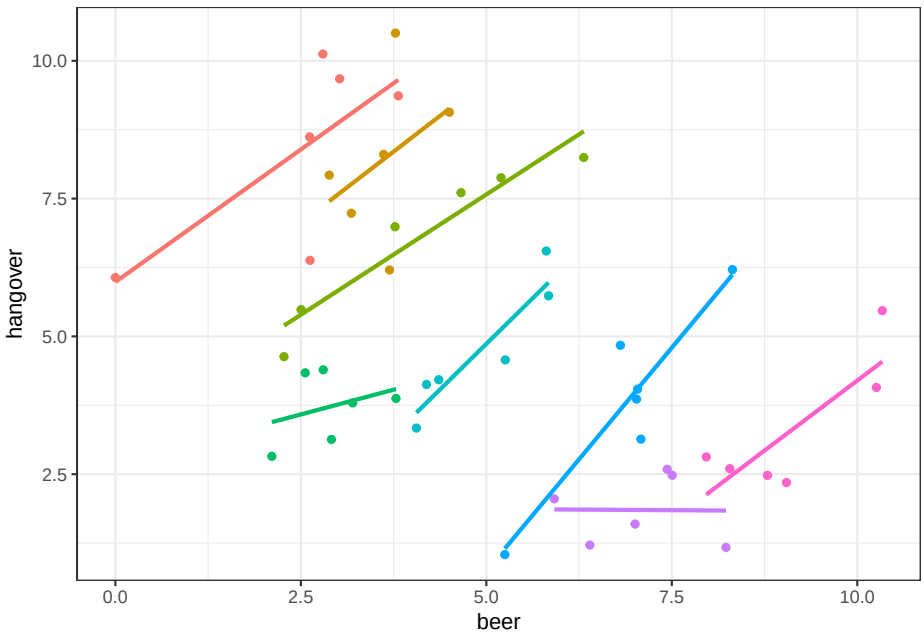
Pooled OLS, within und between - eine Illustration

- Zum Abschluss noch ein imagninäres Beispiel, um den Unterschied von intraindividuellen (within) Effekten und interindividuellen Unterschieden zu verdeutlichen. Wir führen eine Panel-Studie mit acht Personen und sechs Messzeitpunkten zum Zusammenhang von Bier-Konsum und Hangover durch. Wir interessieren uns für die kausale Frage, ob mehr Bier zu einem schlimmeren Kater führt.

- In der pooled OLS Analyse wird einfach die Rergressionsgerade durch alle Beobachung gelegt. Es zeigt sich ein negativer Zusammenhang. Je mehr Bier konsumiert wurde, desto schwächer fällt der Hangover aus.



- Wenn wir aber für alle acht Personen separat den Zusammenhang zwischen Bierkonsum und Kater berechnen (so genanntes no pooling Modell), ergibt sich ein anderes Bild. Für alle Personen gilt mehr oder weniger deutlich: Je mehr Bier konsumiert wurde, desto stärker fällt der Hangover aus (within).



- Dazu kommt ein systematischer Unterschied zwischen den Personen (between): Personen, die im Durchschnitt mehr Bier trinken, haben im Durchschnitt einen schwächeren Hangover. Dies könnte eine nicht beobachte Drittvariable auf Ebene der Personen sein. Vielleicht trinken Personen, die wissen, dass sie nicht so anfällig für einen Hangover sind, mehr, während Personen, die immer einen starken Kater haben, schon aus Angst vor dem nächsten Tag weniger trinken. Oder es ist ein Gewöhnungseffekt: Personen, die häufig viel trinken, gewöhnen sich an den Kater und nehmen ihn als weniger schlimm wahr. Oder mit Lemmy: "A kid once said to me "Do you get hangovers?" I said, "To get hangovers you have to stop drinking."
- Mit den vorliegenden Daten können wir die Frage nach dem Prozess nicht beantworten, da wir die Drittvariable nicht gemessen haben. Wir können aber *alle* Variablen kontrollieren, die auf Personenebene liegen, z.B., indem wir wie in der Abbildung für jede Person ein separates Modell schätzen. Dann können Unterschiede zwischen den Einheiten per Modelldefinition keinen Einfluss auf die Schätzung haben. Etwas ähnliches passiert im *fixed effects* Modell, das wir im nächsten Abschnitt besprechen.

Chapter 3

Fixed effects Modelle

3.1 Konzeptionelle Einführung

- Im ersten Teil des Abschnitts zu *fixed effects* Modellen beschäftigen wir uns mit den Grundlagen der Modellierung. Dazu nutzen wir die bekannte Funktion `stats::lm()` (übliche OLS-Schätzung linearer Modelle in R).

Wie können wir den kauselen (within-person) Effekt mit Paneldaten schätzen?

1) Separate OLS Modelle für jede Person schätzen und Koeffizeinten mitteln (no pooling).
2) Alle X und Y Variablen um die Mittelwerte der Person zentrieren (within transformation).
3) Dummy-Variablen für jede Person in das Regressionsmodell aufnehmen (least squares dummy variables [LSDV] estimation).

- Alle drei Varianten entfernen die (beobachteten und nicht beobachten,) über die Zeit konstanten Unterschiede zwischen den Personen.
- Varianten 2 und 3 entsprechen dem klassischen *fixed effects* Modell. Die Unterschiede zwischen den Personen werden kontrolliert, indem die personenspezifischen Mittelwerte vor der Schätzung entfernt werden (2) oder für jede Person im Modell geschätzt werden (3).
  - $y_{it} = \beta' x'_{it} + \alpha_i + u_{it}$ or $y_{it} - \bar{y_i} = (x_{it} - \bar{x_i})'\beta + (u_{it} - \bar{u_i})$
- In Variante 1 dürfen die kausalen within-person Effekte zwischen den Personen variieren. Unter der Annahme homogener Treatment-Effekte (entspricht der typischen Annahme im randomisierten Between-Subject-Experiment) entspricht das Ergebnis asymptotisch den Varianten 2 und 3.
  - Der Schätzer ist aber weniger effizient, da zufällige Unterschiede in

den Effekten zwischen den Personen aufgegriffen werden.
– Im letzten Teil des Abschnitts zum within-between-Modell kommen wir auf diesen Punkt zurück, wenn wir die Annahme homogener Treatment-Effekte lockern.

Chapter 4

Random effects models

xxx

Chapter 5

Within-between models

XXX

Bibliography

Bell, A. and Jones, K. (2015). Explaining fixed effects: Random effects modeling of time-series cross-sectional and panel data. *Political Science Research and Methods*, 3(1):133–153.

Vaisey, S. and Miles, A. (2017). What you can—and can't—do with three-wave panel data. *Sociological Methods & Research*, 46(1):44–67.