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 grundlegenden *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 statistisch-philosophischen Überlegungen 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. Wir 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. Auch Modelle, in denen die Zeit-Variable als kontinuierlich (z.B. Tag der Erhebung im Gegensatz zu Indikator für Panelwelle) verwendet wird (z.B. Continuous Time Structural Equation Modeling), behandeln wir nicht.
- 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, broom, haven, plm, lmtest)
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
broom	0.5.4
dplyr	0.8.4
forcats	0.4.0
ggplot2	3.2.1
haven	2.2.0
lmtest	0.9.37
pacman	0.5.1
plm	2.2.3
purrr	0.3.3
readr	1.3.1
stringr	1.4.0
tibble	2.1.3
tidyr	1.0.2
tidyverse	1.3.0
zoo	1.8.7

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 logisch 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.
  - Konstruktstabilität: 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 oder Effekte, die uns interessieren.
  - 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()` (verwende ich in `R/data.R`) oder
  - `tidyr::pivot_longer()` und `tidyr::pivot_wider()`

2.2 Beispiel-Daten

- Titel: Soziale Normen im alltäglichen Umgang mit den Konsequenzen der Corona-Krise
- sponsored by Jule Scheper und Sophie Bruns
- Thema der Erhebung: Die Corona-Pandemie hat Regierungen auf der ganzen Welt dazu veranlasst, Reglungen zur Reduzierung der raschen Ausbreitung des Virus einzuführen. Die deutsche Bundesregierung hat am 22. März 2020 mehrere Maßnahmen zur Einschränkung sozialer Kontakte beschlossen. Diese Einschränkungen im sozialen Leben sind vollkommen neu und jede*r Einzelne muss sich auf diese Regelungen und die neue Lebenssituation einstellen. Diese Studie beschäftigt sich mit der Frage, wie Menschen sich im Alltag mit der Corona-Pandemie beschäftigen und wie sie mit den Regelungen zur Beschränkung sozialer Kontakte umgehen. Im Mittelpunkt der Untersuchung steht die Entstehung und Veränderung von sozialen Normen und persönlichen Einstellungen zur Beschränkung sozialer Kontakte über die Zeit.
- Im Rahmen des Workshops steht der Einfluss der sozialen Normen und der eigenen Einstellung zum Verhalten auf das tatsächliche Social Distancing-Verhalten im Mittelpunkt.
- Zeitraum der Erhebung: 1.4.-28.4.2020
- Datum der Messzeitpunkte: Die Befragung besteht aus vier Wellen. Jede Welle war für eine Woche im Feld und bezog sich immer auf die vorherige Kalenderwoche.
  - Welle 1: Erhebungszeitraum vom 1.4.-7.4., Bezugszeitraum vom 23.3. bis 29.4.
  - Welle 2: Erhebungszeitraum vom 8.4.-14.4., Bezugszeitraum vom 30.3. bis 5.4.
  - Welle 3: Erhebungszeitraum vom 15.4.-21.4., Bezugszeitraum vom 6.4. bis 12.4.
  - Welle 4: Erhebungszeitraum vom 22.4.-28.4., Bezugszeitraum vom 13.4. bis 19.4.
- Nachvollziehen der Aufbereitung in `R/data.R`
- Direkt laden (z.B. für Übungen) aus `R/data/data.rds`
- Der Datensatz ist bereits im *long format*. `IDsosci` ist der Indikator für die Person, `wave` ist der Indikator für die Erhebungswelle.

Inhaltliche Variablen im Datensatz

- Alter, Geschlecht (Dummy für weiblich), Bildung und Kollektivismus sind konstante Personenmerkmale.

- Alle übrigen Variablen wurden in den vier Wellen wiederholt gemessen (mit Ausnahme von `desnorm4`, `injnorm4`, `verh4-6`, `verhint4-6`, die erst ab Welle 2 erfasst wurden).

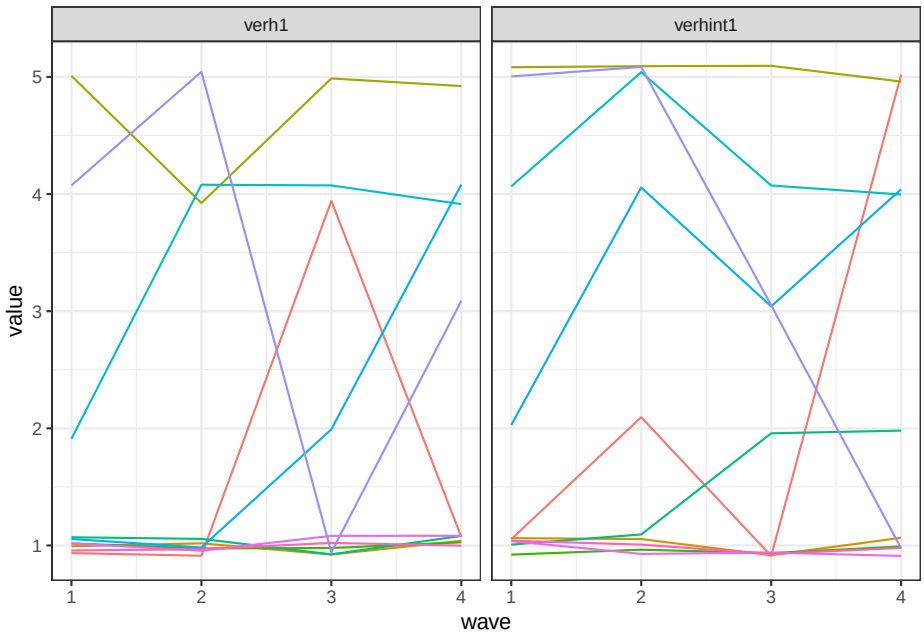
Variablenname	Label
alter	Alter
besorg1	Ich bin besorgt, wenn ich an Corona denke.
bildung	Bildungsabschluss
desnormp1	…sind in der letzten Woche rausgegangen, auch wenn es sich nicht um einen Arztbes
desnormp2	…haben sich in der letzten Woche in ihrer Freizeit mit mehr als einer anderen Perso
desnormp3	…haben in der letzten Woche weniger als 1,5 Meter Abstand zu Personen gehalten, d
desnormp4	...haben sich in der letzten Woche strikt an die Maßnahmen zur Beschränkung sozial
ein1	Ich finde es in Ordnung, wenn man rausgeht, auch wenn es sich nicht um einen Arzt
ein2	Ich finde es in Ordnung, wenn man sich in seiner Freizeit mit mehr als einer anderen
ein3	Ich finde es in Ordnung, wenn man weniger als 1,5 Meter Abstand zu Personen hält,
ein4	Ich finde es wichtig, dass die Empfehlung zur Beschränkung sozialer Kontakte strikt
ein5	Ich finde es richtig, dass generell Abstand gehalten werden soll.
injnormp1	…finden es in Ordnung, wenn man rausgeht, auch wenn es sich nicht um einen Arztb
injnormp2	… finden es in Ordnung, wenn man sich in seiner Freizeit mit mehr als einer anderen
injnormp3	…finden es in Ordnung, wenn man weniger als 1,5 Meter Abstand zu Personen hält,
injnormp4	...finden es in Ordnung, wenn man sich strikt an die Maßnahmen zur Beschränkung
kompeer_s1	Freunde
kompeer_s2	Familie und Partner oder Partnerin
kompeer_s3	Bekannte (z.B. Arbeitskollegen und -kolleginnen, Vereinsmitglieder)
kompeer_s4	Prominente und/oder Influencer
med1	Zeitungen & Zeitschriften (z.B. Die ZEIT, Bild, Focus, der Spiegel)
med2	Öffentlich-rechtliche Fernsehsender (z.B. ARD, ZDF, h1)
med3	Private Fernsehsender (z.B. RTL, ProSieben)
med4	Öffentlich-Rechtliche Radiosender (z.B. DLF, n-joy, NDR)
med5	Private Radiosender (z.B. 89.0 RTL, ffn)
sex	Geschlecht W4 dummy
stress	Ich fühle mich durch die Corona-Pandemie gestresst.
verh1	Ich bin rausgegangen, auch wenn es sich nicht um einen Arztbesuch, Arbeitsweg, Ei
verh2	Ich habe mich mit mehr als einer Person getroffen, die nicht in meinem Haushalt leb
verh3	Ich habe weniger 1,5 Meter Abstand zu Personen gehalten, die nicht in meinem Hau
verh4	Ich habe mich strikt an die Maßnahmen zur Beschränkung sozialer Kontakte gehalte
verh5	Ich habe mich im Privaten mit Freunden oder Familienmitgliedern getroffen, die nic
verh6	Ich war länger draußen als für einen üblichen Spaziergang (z.B. saß auf der Wiese o
verhint1	Rausgehen, auch wenn es sich nicht um einen Arztbesuch, Arbeitsweg, Einkauf, Spaz
verhint2	Mich mit mehr als einer Person treffen, die nicht in meinem Haushalt lebt.
verhint3	Weniger als 1,5 Meter Abstand zu Personen halten, die nicht in meinem Haushalt le
verhint4	Mich strikt an die Maßnahmen zur Beschränkung sozialer Kontakte halten.
verhint5	Mich im Privaten mit Freunden oder Familienmitgliedern treffen, die nicht in meine
verhint6	Mich länger draußen aufhalten als für einen üblichen Spaziergang (z.B. auf der Wies
veruns	Ich bin verunsichert durch die Corona-Krise.

2.3 Pooled OLS (WRONG!)

- Als erstes Beispiel wollen wir uns einer klassischen Frage aus der Theory of Planned Behavior zuwenden. Wir interessieren uns für den Effekt der Verhaltensintention auf das (berichtete) Verhalten (schließlich würden wir zum Start des Workshops ja gerne etwas finden ;)). Konkret betrachten wir den Effekt des Vorhabens, entgegen der Empfehlungen ohne relevanten Grund die Wohnung zu verlassen, auf den Selbstbericht, dies auch zu tun. Die beiden relevanten Variablen sind `verh1` und `verhint1`. Höhere Werte bedeuten eine häufigere Ausübung des Verhaltens bzw. eine höhere Wahrscheinlichkeit, das Verhalten auszuüben (gemessen auf Skala von 1 bis 5).
- Die Abbildung zeigt die Entwicklung der beiden Variablen über die vier Wellen für 10 zufällig ausgewählte Personen.

```
id_smple = sample(unique(d$IDsosci), 10)

d %>% filter(IDsosci %in% id_smple) %>% select(IDsosci, wave, verh1, verhint1) %>%
    gather(variable, value, -IDsosci, -wave) %>% ggplot(aes(wave, value, group = IDsosci,
    color = IDsosci)) + geom_line(position = position_jitter(height = 0.1, width = 0),
    show.legend = FALSE) + facet_wrap("variable")
```



- Das einfachste Modell, diesen Effekt zu schätzen, ist eine einfache OLS Regression der Verhaltensintention auf das Verhalten.

```
lm(verh1 ~ verhint1, data = d) %>% tidy() %>% mutate_if(is.numeric, round, 2)
```

```
## # A tibble: 2 x 5
##   term        estimate std.error statistic p.value
##   <chr>          <dbl>     <dbl>     <dbl>   <dbl>
## 1 (Intercept)     0.46      0.02      19.2       0
## 2 verhint1        0.59      0.01      53.8       0
```

- Das Modell besagt, dass die Häufigkeit, ohne triftigen Grund raus zu gehen, mit jedem Punkt auf der Intentionsskala um ca. $b_{verhint1} = 0.6$ Punkte steigt.

Warum ist Pooled OLS immer falsch? Statistische Theorie

- Wir nennen dieses Modell *pooled* OLS, da alle Beobachtungen einfach zusammengeworfen werden, ohne zu beachten, dass einige von ihnen zusammen gehören, da sie von denselben Personen stammen.

1) Exogenitätsannahme ist verletzt, $E(u_i|x_i) \neq 0$
   - 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 Variation 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

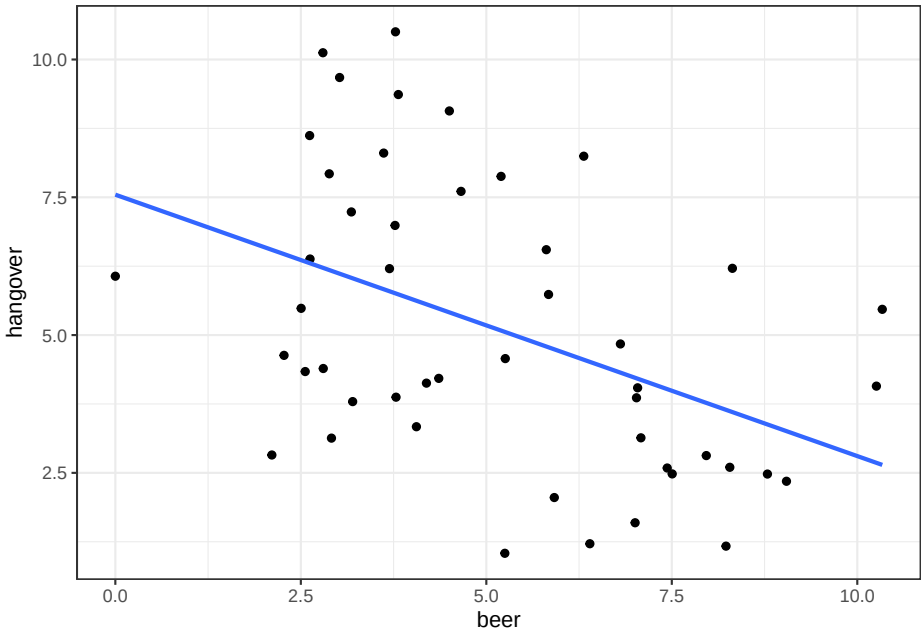
- Unser Ziel ist es, den wahren kausalen Effekt von X auf Y zu schätzen.
- Pooled OLS vermischt aber zwei Quellen von Unterschieden in den Daten: Den (kausalen) Effekt innerhalb der Personen (within) und die Unterschiede zwischen Personen (between).

- 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, das Treatment häufiger auswählen als Personen, die niedrig in $x sind?
- 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

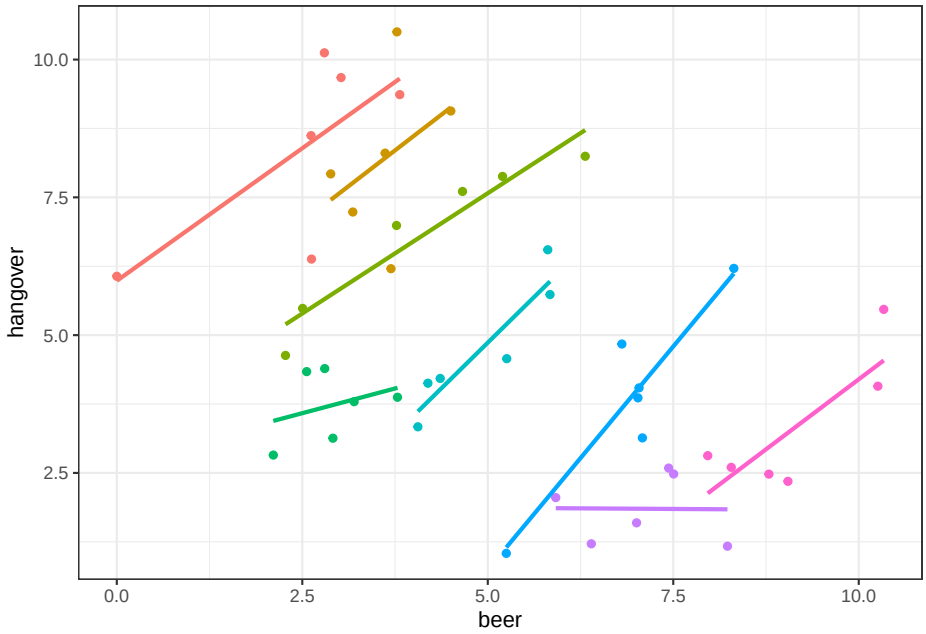
- Zum Abschluss noch ein imaginäres Beispiel, um den Unterschied von intraindividuellen (within) Effekten und interindividuellen Unterschieden zu verdeutlichen. Wir führen eine Panel-Studie mit acht Personen und sechs Messzeitpunkten zum Zusammenhang von Bier-Konsum und Hangover durch. Wir interessieren 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.



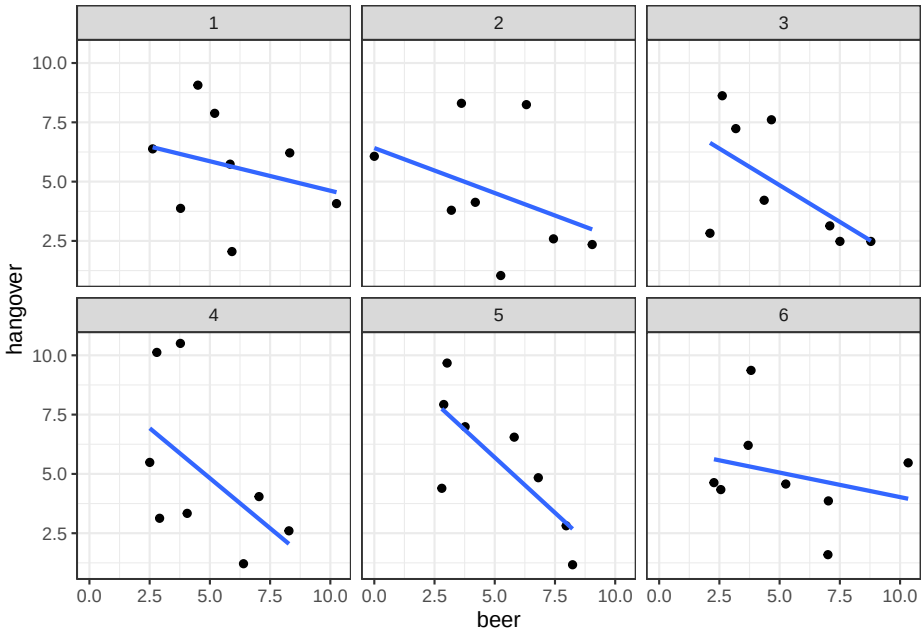
- Wenn wir aber für alle acht Personen separat den Zusammenhang zwischen

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 auf eine nicht beobachte Drittvariable auf Ebene der Personen zurück gehen:
  - 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.
- An diesem Beispiel lässt sich übrigens auch schön sehen, warum uns Quer-

schnittsdaten nicht bei der Identifikation kausaler Effekte helfen, wenn wir nicht für Z kontrollieren können. Wenn wir jede Panel-Welle für sich ananlysieren (die Daten also als unabhängige Querschnittserhebungen behandeln), finden wir jeweils einen negativen Zusammenhang zwischen Bierkonsum und Hangover.



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 `stats::lm()` (übliche OLS-Schätzung linearer Modelle in `R`).

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

1) Separate OLS Modelle für jede Person schätzen und Koeffizienten 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).
  - $y_{it} - \bar{y_i} = (x_{it} - \bar{x_i})'\beta + (u_{it} - \bar{u_i})$ oder $y_{it} = \beta' x'_{it} + \alpha_i + u_{it}$
- 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.

No pooling

```
d %>% group_by(IDsosci) %>% nest() %>% mutate(mdls = map(data, ~tidy(lm(verh1 ~ verhint
    data = .x)))) %>% unnest(mdls) %>% ungroup() %>% select(-data) %>% na.omit() %>%
    filter(statistic != Inf) %>% filter(term == "verhint1") %>% mutate_if(is.numeric,
    round, 2) %>% print %>% summarise(estimate = mean(estimate), std.error = sqrt(mean
```

```
## # A tibble: 232 x 6
##    IDsosci term     estimate std.error statistic p.value
##    <chr>   <chr>       <dbl>     <dbl>     <dbl>   <dbl>
##  1 050IPY  verhint1     1.25      0.56  2.24e+ 0    0.15
##  2 05J4R8  verhint1     0.45      0.18  2.50e+ 0    0.13
##  3 08BDZJ  verhint1     0.33      0.53  6.30e- 1    0.59
##  4 0EO9L2  verhint1     1.67      0.67  2.50e+ 0    0.13
##  5 0F5L9Z  verhint1     0         0.71  0.          1
##  6 0KYYAJ  verhint1     0.45      0.18  2.50e+ 0    0.13
##  7 0ONV4O  verhint1     1         0     9.01e+15    0
##  8 0ZCKB5  verhint1    -0.35      0.5  -6.90e- 1    0.56
##  9 114OWA  verhint1     0.33      0.33  1.00e+ 0    0.42
## 10 16YGNO  verhint1     0.5       0.25  2.00e+ 0    0.18
## # ... with 222 more rows
```

```
## # A tibble: 1 x 2
##   estimate std.error
##      <dbl>     <dbl>
## 1    0.502     0.521
```

- Wir erhalten für jede Person einen Schätzer mit Standardfehler. Wir können diese mitteln, um einen Schätzer des durchschnittlichen kausalen Effekts zu erhalten.
- Wir müssen die Schätzer entfernen, bei denen es wegen eines perfekten Zusammenhangs oder wegen fehlender intraindividueller Varianz keine OLS Lösung gibt.

Within Transformation

- Wir ziehen von jedem Messwert den Personenmittelwert ab. In das Modell gehen dann die um den Personenmittelwert bereinigten Variablen ein.

```
d_wi = d %>% select(IDsosci, verh1, verhint1) %>% group_by(IDsosci) %>% mutate(verh1_wi
    mean(verh1), verhint1_wi = verhint1 - mean(verhint1)) %>% ungroup()
```

```
d_wi %>% select(-IDsosci) %>% summary
```

```
##      verh1          verhint1        verh1_wi      verhint1_wi
##  Min.   :1.000   Min.   :1.000   Min.   :-3.00   Min.   :-3.00
##  1st Qu.:1.000   1st Qu.:1.000   1st Qu.:-0.25   1st Qu.:-0.25
##  Median :1.000   Median :1.000   Median : 0.00   Median : 0.00
##  Mean   :1.529   Mean   :1.804   Mean   : 0.00   Mean   : 0.00
##  3rd Qu.:2.000   3rd Qu.:2.000   3rd Qu.: 0.00   3rd Qu.: 0.00
##  Max.   :5.000   Max.   :5.000   Max.   : 3.00   Max.   : 3.00
```

```
d_wi %>% lm(verh1_wi ~ verhint1_wi, data = .) %>% tidy() %>% mutate_if(is.numeric,
    round, 2)
```

```
## # A tibble: 2 x 5
##   term        estimate std.error statistic p.value
##   <chr>          <dbl>     <dbl>     <dbl>   <dbl>
## 1 (Intercept)     0         0.01       0         1
## 2 verhint1_wi     0.35      0.01      24.9       0
```

- Intuitive Interpretation: Eine Abweichung vom Personen-Durchschnitt in X um einen Punkt führt zu einer Abweichung vom Personen-Durchschnitt in Y um b_X Punkte.
- Hier: Wenn eine Person um einen Punkt wahrscheinlicher rausgehen möchte als üblich, dann wird sie 0.34 Punkte häufiger rausgehen (beides auf 5er Skalen).
- Das ist durchaus ein bedeutsamer Effekt. Aber zur Erinnerung: Der naiven pooled OLS Schätzung zufolge war der Effekt fast doppelt so groß. Es scheint also auch einen Unterschied zwischen Personen zugeben. Personen, die im Durchschnitt wahrscheinlicher raus gehen wollen, gehen im Durchschnitt auf häufiger raus.

Least Squares mit Dummy Variablen (LSDV)

- Es wird ein Dummy-Indiktator für jede $n - 1$te Person in das Modell aufgenommen.

```
d %>% lm(verh1 ~ verhint1 + factor(IDsosci), data = .) %>% tidy() %>% mutate_if(is.numeric,
    round, 2) %>% print(n = 17)
```

```
## # A tibble: 577 x 5
##    term                  estimate std.error statistic p.value
##    <chr>                    <dbl>     <dbl>     <dbl>   <dbl>
##  1 (Intercept)              0.65       0.28      2.31    0.02
##  2 verhint1                 0.35       0.02     21.5     0
##  3 factor(IDsosci)02E6C8   -0.35       0.4      -0.86    0.39
##  4 factor(IDsosci)050IPY    1.21       0.4       3.01    0
##  5 factor(IDsosci)05J4R8    0.32       0.4       0.79    0.43
```

```
##  6 factor(IDsosci)08BDZJ    0.96       0.4       2.39    0.02
##  7 factor(IDsosci)0BHGLF    0.570      0.4       1.42    0.16
##  8 factor(IDsosci)0EB6C1    0          0.4       0       1
##  9 factor(IDsosci)0EO9L2    1.95       0.4       4.82    0
## 10 factor(IDsosci)0F5L9Z    1.64       0.4       4.06    0
## 11 factor(IDsosci)0KAKHF    2.2        0.4       5.44    0
## 12 factor(IDsosci)0KYYAJ   -0.01       0.4      -0.02    0.98
## 13 factor(IDsosci)0ONV4O    0.33       0.4       0.82    0.41
## 14 factor(IDsosci)0PKFWT   -0.09       0.4      -0.22    0.83
## 15 factor(IDsosci)0ZCKB5    0.32       0.4       0.79    0.43
## 16 factor(IDsosci)114OWA    0.33       0.4       0.82    0.41
## 17 factor(IDsosci)11KVRK   -0.17       0.4      -0.43    0.67
## # ... with 560 more rows
```

- Der Punktschätzer b_X entspricht genau dem Punktschätzer nach der within-person Transformation.
- Zusätzlich gibt die Regressionskonstante den Mittelwert für Person 1 an und die $n-1$ Koeffizienten der Dummy-Variablen die Abweichung der übrigen Personen von diesem Mittelwert. Es gelten die üblichen Regeln für die Interpretation solcher Koeffizienten.

Welche Modellspezifikation soll ich nutzen?

1) Der Schätzer des durchschnittlichen kausalen Effekts in der no pooling Spezifikation ist im Vergleich zu den beiden anderen Varianten weniger effizient. Außerdem ist er praktisch schwieriger zu ermitteln, da er erst aus den Schätzern der Einzel-Modelle berechnet werden muss. Wenn wir die Annahme eines homogenen kausalen Effekts treffen (und das tun wir üblicherweise), dann gibt es keinen Grund, das no pooling Modell in der Praxis zu verwenden.

2) Die Spezifikationen mit within-person Transformation und LSDV ergeben dieselben Punktschätzer für den kausalen Effekt und sind insofern austauschbar.

3) Die Standardfehler des Modells mit einer naiven within-person Transformation (wie oben dargestellt) sind zu klein, da wir die Stichprobenmittelwerte und nicht die (mit Unsicherheit behafteten) Schätzer der Populationsmittelwerte zur Zentrierung verwenden. Die Standardfehler müssen daher angepasst werden (passiert in spezialisierten Software-Paketen automatisch).

4) Die LSDV Spezifikation ist in fast jedem Softwarepaket einfach umzusetzen. Mit großen Datensätzen wird aber die Schätzung langsam und der Output unübersichtlich.

- Unabhängig von der Spezifikation gelten weiterhin alle Annahmen der (OLS) Regression. Besonders gern vergessen wird der *omitted variable*

bias durch nicht gemessene, über die Zeit variierdene Z. *Fixed effects* Modelle kontrollieren nur die Z, die auf konstante Merkmale der als *fixed effects* spezifizierten Einheiten zurückgehen.

- Insgesamt sind viele quantitative Sozialforscher (v.a. die mit einer Ökonometrie-Ausbildung) der Ansicht, dass *fixed effects* Modelle die beste Methode sind, um kausale Effekte aus nicht-experimentellen Daten zu schätzen.

3.1.1 Mehre fixed effects in einem Modell – Perioden-Effekte

- Grundsätzlich können in einem Modell beliebig viele *fixed effects* spezifiziert werden.
- In Paneldaten ist der Erhebungszeitpunkt bzw. die Ergebungsperiode (Panelwelle) eine typische Variable, über die verschiedene, für alle Personen konstante Effekte kontrolliert werden können.
- Einige Lehrbücher empfehlen, dies *immer* zu tun, da kausale Effekte von Ereignissen, die für alle Einheiten konstant sind, statistisch nicht identifiziert sind.
- Eine typische Spezifikation ist die Aufnahme eines *fixed effects* für den Indikator der Panelwelle.
- In der LSDV-Spezifikation kann einfach ein weiterer Dummy-Faktor hinzugefügt werden. Die within-person Transformation ist mathematisch komplizierter, wird aber in spezialisierten Software-Pakten im Hintergrund erledigt. Es können auch beide Spezifikationen kombiniert werden, wenn z.B. die Periodeneffekte von inhaltlichem Interesse sind und im Output angezeigt werden sollen (siehe nächsten Teilabschnitt).

Ein Beispiel mit *fixed effects* für Personen und Perioden

```
d %>% lm(verh1 ~ verhint1 + factor(wave) + factor(IDsosci), data = .) %>% tidy() %>%
    mutate_if(is.numeric, round, 2) %>% print(n = 17)
```

```
## # A tibble: 580 x 5
##    term                  estimate std.error statistic p.value
##    <chr>                    <dbl>     <dbl>     <dbl>   <dbl>
##  1 (Intercept)               0.6       0.28      2.13    0.03
##  2 verhint1                  0.33      0.02     19.8     0
##  3 factor(wave)2             0.02      0.03      0.6     0.55
##  4 factor(wave)3             0.14      0.03      4.15    0
##  5 factor(wave)4             0.12      0.03      3.41    0
##  6 factor(IDsosci)02E6C8    -0.33      0.4      -0.83    0.41
##  7 factor(IDsosci)050IPY     1.26      0.4       3.15    0
##  8 factor(IDsosci)05J4R8     0.34      0.4       0.85    0.39
##  9 factor(IDsosci)08BDZJ     1.01      0.4       2.53    0.01
```

```
## 10 factor(IDsosci)0BHGLF     0.59      0.4       1.48    0.14
## 11 factor(IDsosci)0EB6C1     0         0.4       0       1
## 12 factor(IDsosci)0EO9L2     2.02      0.4       5.01    0
## 13 factor(IDsosci)0F5L9Z     1.68      0.4       4.2     0
## 14 factor(IDsosci)0KAKHF     2.27      0.4       5.63    0
## 15 factor(IDsosci)0KYYAJ     0         0.4       0.01    0.99
## 16 factor(IDsosci)0ONV4O     0.34      0.4       0.84    0.4
## 17 factor(IDsosci)0PKFWT    -0.08      0.4      -0.21    0.84
## # ... with 563 more rows
```

- $b_{verhint1}$ quantifiziert weiterhin den kausalen Effekt von Interesse. Er ist robust gegen die Kontrolle des Periodeneffekts.
- Die b_{wave_t} zeigen den Kontrast zur ersten Welle. In diesem Fall sind liegen in der dritten und vierten Welle die Häufigkeiten des Rausgehens höher als noch in den ersten beiden Wellen.
- Die b_{id_i} zeigen weiterhin den Kontrast zu Person 1 (substantiell nicht sonderlich interessant).

3.2 Übungsaufgaben 1

1) Schätze den kausalen Effekt der Informationshäufigkeit aus öffentlich-rechtlichen TV-Programmen (`med2`) auf die Intention, weniger als 1.5m Abstand zu einer Person zu halten, die nicht im eigenen Haushalt lebt (`verhint3`).
   - Schätze zuerst das *falsche* pooled OLS Modell.
   - Schätze dann das einfache *fixed effects* Modell mit einer Spezifikation freier Wahl.
   - Vergleiche schließlich die Modelle mit und ohne Periodeneffekt.
2) Spezifiziere, schätze und interpretiere ein eigenes bivariates *fixed effects* Modell mit Daten aus dem Beispieldatensatz.

3.3 *Fixed effects* Modelle in der praktischen Anwendung

- Auch wenn wir das *fixed effects* Modell nur mit `stats::lm()` und der LSDV-Spezifikation schätzen können, ist die weitere Arbeit mit diesen Modellen nicht ideal - besonders, wenn wir tiefer in Detail-Anpassungen einsteigen.
- Zudem wird das Schätzen mit `stats::lm()` und LSDV bei großen Datensätzen und mit vielen *fixed effects* langsam.
- `plm` (Croissant et al., 2020) ist das etablierte Paket für das Schätzen von ökonometrischen Panel-Modellen in `R`. Es bietet ein einfaches Interface zu allen Standardmodellen (und zu den übrigen Klassikern der Ökonometrie, instrumental variables, differences in differences).

- Das Schätzen der Modelle basiert auf OLS mit Datentransformationen im Hintergrund. Dadurch ist das Schätzen wesentlich schneller als mit einer LSDV-Spezifikation. Die notwendigen Anpassungen der Standardfehler werden ebenfalls vorgenommen.

Spezifikation eines einfachen *fixed effects* Modells mit `plm`

- Das *fixed effects* Modell wird über `model = "within"` angefordert. Mit `index = "IDsosci"` wird der Indikator für die Einheiten angegeben.

```
d %>% plm(verh1 ~ verhint1, data = ., index = "IDsosci", model = "within") %>% summary()
```

```
## Oneway (individual) effect Within Model
##
## Call:
## plm(formula = verh1 ~ verhint1, data = ., model = "within", index = "IDsosci")
##
## Balanced Panel: n = 576, T = 4, N = 2304
##
## Residuals:
##      Min.   1st Qu.    Median   3rd Qu.      Max.
## -3.000000 -0.163516  0.000000  0.095937  3.000000
##
## Coefficients:
##          Estimate Std. Error t-value  Pr(>|t|)
## verhint1 0.345937   0.016061  21.539 < 2.2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Total Sum of Squares:    702.5
## Residual Sum of Squares: 553.75
## R-Squared:      0.21175
## Adj. R-Squared: -0.051155
## F-statistic: 463.924 on 1 and 1727 DF, p-value: < 2.22e-16
```

- Der Output von `summary()` liefert eine korrekte Beschreibung der Fallzahlen im Datensatz.
- Beachte: Das angepasste R^2 ist hier (wie in vielen *fixed effects* Modellen) negativ. Das ist kein Grund zur Beunruhigung. Die Logik dahinter kann gut nachvollzogen werden, wenn wir uns die LSDV-Spezifikation in Erinnerung rufen. Zusätzlich zu den inhaltlich relevanten Prädiktoren enthält das Modell $n - 1$ Prädiktoren für die Einheiten.

3.3.1 Mehre *fixed effects* in einem Modell – Perioden-Effekte mit `plm`

- `plm` bietet zwei Möglichkeiten, die Perioden-Effekte zu spezifizieren (identische Ergebnisse, anderer Output):

1) Zwei Indices `index=c("IDsosci", "wave")` und `effect = "twoways"` für die within-Transformation.
   - Es wird "still" für Personen und Perioden kontrolliert, beide werden nicht im Output angezeigt.
   - Das R^2 bezieht sich nur auf die Varianzaufklärung durch die Prädiktoren.
2) Perioden-Effekt als Dummies hinzufügen.
   - Praktisch, wenn es nur wenige Perioden gibt und wir die Ergebnisse dazu direkt im Output sehen wollen.
   - Das R^2 bezieht sich auf die Varianzaufklärung durch die Prädiktoren und den Perioden-Effekt.

```
d %>% plm(verh1 ~ verhint1, data = ., index = c("IDsosci", "wave"), model = "within",
    effect = "twoways") %>% summary()
```

```
## Twoways effects Within Model
##
## Call:
## plm(formula = verh1 ~ verhint1, data = ., effect = "twoways",
##     model = "within", index = c("IDsosci", "wave"))
##
## Balanced Panel: n = 576, T = 4, N = 2304
##
## Residuals:
##      Min.   1st Qu.    Median   3rd Qu.      Max.
## -3.070526 -0.180571  0.011669  0.131626  3.049432
##
## Coefficients:
##          Estimate Std. Error t-value  Pr(>|t|)
## verhint1 0.328779   0.016614  19.789 < 2.2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Total Sum of Squares:    669.68
## Residual Sum of Squares: 545.72
## R-Squared:      0.1851
## Adj. R-Squared: -0.088576
## F-statistic: 391.609 on 1 and 1724 DF, p-value: < 2.22e-16
```

```
mdl_pfe_pdv = d %>% plm(verh1 ~ verhint1 + factor(wave), data = ., index = "IDsosci",
    model = "within")
```

```
mdl_pfe_pdv %>% summary()
```

```
## Oneway (individual) effect Within Model
##
## Call:
## plm(formula = verh1 ~ verhint1 + factor(wave), data = ., model = "within",
##     index = "IDsosci")
##
## Balanced Panel: n = 576, T = 4, N = 2304
##
## Residuals:
##      Min.   1st Qu.    Median   3rd Qu.      Max.
## -3.070526 -0.180571  0.011669  0.131626  3.049432
##
## Coefficients:
##                Estimate Std. Error t-value  Pr(>|t|)
## verhint1       0.328779   0.016614 19.7891 < 2.2e-16 ***
## factor(wave)2 0.019997   0.033589  0.5954 0.5516856
## factor(wave)3 0.139955   0.033691  4.1540 3.426e-05 ***
## factor(wave)4 0.117763   0.034484  3.4150 0.0006526 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Total Sum of Squares:    702.5
## Residual Sum of Squares: 545.72
## R-Squared:      0.22318
## Adj. R-Squared: -0.037717
## F-statistic: 123.824 on 4 and 1724 DF, p-value: < 2.22e-16
```

Robuste Standardfehler

- In der ökonometrischen Diskussion ist die Wahl der korrekten (robusten) Standardfehler sehr prominent. Diese sind robust gegen Verletzung verschiedener Annahmen, z.B. durch serielle Korrelationen der Residuen oder Heteroskedastizität.
- Das `lmtest` Paket (Hothorn et al., 2019) ist kompatibel mit Modellen aus `plm`. Es implementiert zahlreiche robuste Schätzer bzw. Korrekturen.
- Hier die "normalen" Standardfehler und bei Heteroskedastizität robuste Standardfehler sowie die darauf basierenden Konfidenzintervalle im Vergleich.
- Weiter wollen wir dieses Thema hier nicht vertiefen. Ich empfehle unter anderem King and Roberts (2015) zur kritischen Lektüre.

```
# Normale SE und CI
mdl_pfe_pdv %>% coeftest() %>% round(3)
```

```
##
## t test of coefficients:
##
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## verhint1         0.329      0.017  19.789   <2e-16 ***
## factor(wave)2    0.020      0.034   0.595    0.552
## factor(wave)3    0.140      0.034   4.154   <2e-16 ***
## factor(wave)4    0.118      0.034   3.415    0.001 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
mdl_pfe_pdv %>% coefci() %>% round(3)
```

```
##                2.5 % 97.5 %
## verhint1       0.296  0.361
## factor(wave)2 -0.046  0.086
## factor(wave)3  0.074  0.206
## factor(wave)4  0.050  0.185
```

```
# Heteroskedasticity-robust SE and CI
mdl_pfe_pdv %>% coeftest(vcov. = vcovHC) %>% round(3)
```

```
##
## t test of coefficients:
##
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## verhint1         0.329      0.028  11.868   <2e-16 ***
## factor(wave)2    0.020      0.029   0.688    0.491
## factor(wave)3    0.140      0.036   3.849   <2e-16 ***
## factor(wave)4    0.118      0.032   3.701   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
mdl_pfe_pdv %>% coefci(vcov. = vcovHC) %>% round(3)
```

```
##                2.5 % 97.5 %
## verhint1       0.274  0.383
## factor(wave)2 -0.037  0.077
## factor(wave)3  0.069  0.211
## factor(wave)4  0.055  0.180
```

Aufnahme weiterer über die Zeit variierender Prädiktoren

- Die Aufnahme weiterer Prädiktoren, die über die Zeit variieren, erfolgt prinzipiell wie im bekannten OLS Modell.

- Wichtig ist, dass es bei *fixed effects* Modellen explizit um das Schätzen von kausalen Effekten geht. Entsprechend bedacht sollte die Auswahl von weiteren Prädiktoren sein. Ein "kitchen sink" Ansatz, den man vor allem in OLS mit Querschnittsdaten sieht, ist hier nicht angebracht. Es muss (wie eigentlich immer) darauf geachtet werden, welche Koeffizienten eines Regressionsmodells kausal interpretiert werden dürfen (Keele et al., 2019). Im *fixed effects* Modell müssen wir uns das ganz explizit vergegenwärtigen und in der Ergebnisdarstellung berücksichtigen, da die Modellklasse kausale Effekte impliziert.
- Nach der TPB dürfen wir dieses Modell annehmen, da die drei Prädiktoren auf derselben kausalen Stufe stehen: Verhaltensintention ~ Einstellung + Deskriptive Norm + Injunktive Norm. Hier schätzen wir das Modell für die Verhaltensintention *Rausgehen ohne triftigen Grund*.

```
d %>% plm(verhint1 ~ ein1 + desnormp1 + injnormp1 + factor(wave), data = ., index = "IDsosci",
    model = "within") %>% tidy() %>% mutate_if(is.numeric, round, 2)
```

```
## # A tibble: 6 x 5
##   term          estimate std.error statistic p.value
##   <chr>            <dbl>     <dbl>     <dbl>   <dbl>
## 1 ein1              0.31      0.02     12.4     0
## 2 desnormp1         0.05      0.03      1.56    0.12
## 3 injnormp1         0.1       0.03      3.31    0
## 4 factor(wave)2     0.21      0.05      4.69    0
## 5 factor(wave)3     0.24      0.05      5.3     0
## 6 factor(wave)4     0.39      0.05      8.32    0
```

- Vor allem die Einstellung zum Verhalten und die wahrgenommenen normativen Erwartungen haben stärkere kausale Effekte auf die Verhaltensintention.

Aufnahme eines Personenmerkmals (funktioniert nicht, ohne Warnung!)

```
d %>% plm(verh1 ~ verhint1 + C_sex + factor(wave), data = ., index = "IDsosci", model = "within")
    summary
```

```
## Oneway (individual) effect Within Model
##
## Call:
## plm(formula = verh1 ~ verhint1 + C_sex + factor(wave), data = .,
##     model = "within", index = "IDsosci")
##
## Balanced Panel: n = 576, T = 4, N = 2304
##
## Residuals:
```

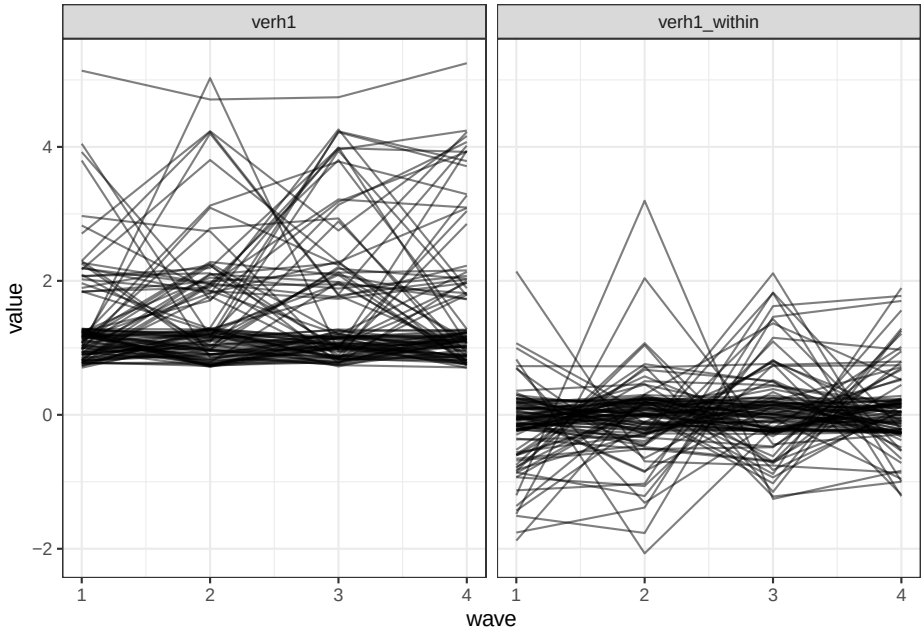
```
##      Min.   1st Qu.    Median   3rd Qu.      Max.
## -3.070526 -0.180571  0.011669  0.131626  3.049432
##
## Coefficients:
##               Estimate Std. Error t-value  Pr(>|t|)
## verhint1      0.328779   0.016614 19.7891 < 2.2e-16 ***
## factor(wave)2 0.019997   0.033589  0.5954 0.5516856
## factor(wave)3 0.139955   0.033691  4.1540 3.426e-05 ***
## factor(wave)4 0.117763   0.034484  3.4150 0.0006526 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Total Sum of Squares:    702.5
## Residual Sum of Squares: 545.72
## R-Squared:      0.22318
## Adj. R-Squared: -0.037717
## F-statistic: 123.824 on 4 and 1724 DF, p-value: < 2.22e-16
```

- Geschlecht wird nicht in das Modell aufgenommen. Vorsicht: Es taucht einfach nicht im Ergebnis auf, obwohl es in der Formel steht (siehe `Call` in der Summary)

Warum wird das Personenmerkmal nicht ins Modell aufgenomen?

- Within-person Transformation entfernt die gesamte between-person Varianz aus den Daten: $\bar{y}_i = 0$.
- Daher können innerhalb der Personen invariante Merkmale keine Unterschiede erklären.

```
id_smple = sample(unique(d$IDsosci), 100)
d %>% filter(IDsosci %in% id_smple) %>% select(IDsosci, wave, verh1) %>% group_by(IDsos
    mutate(verh1_within = verh1 - mean(verh1)) %>% ungroup() %>% gather(transformation
    value, -IDsosci, -wave) %>% ggplot(aes(wave, value, group = IDsosci)) + geom_line(p
    height = 0.3), show.legend = FALSE, alpha = 0.5) + facet_wrap("transformation")
```



- Die Abbildung verdeutlicht dies anhand von 100 zufällig ausgewählten Personen aus dem Datensatz. Vor der Transformation gibt es (etwas) Varianz im Level des berichteten Verhaltens zwischen den Personen. Durch die Transformation verschwinden diese Unterschiede, es bleibt nur die Variation innhalb der Personen über die Zeit.
- Das gleiche gilt für Prädiktoren, die als Merkmale anderer Einheiten, die wir als *fixed effects* spezifiziert haben, konstant sind. In diesem Beispiel wären dies Eigenschaften der Perioden, also z.B. neue Schutzmaßnahmen bzw. deren Lockerung, soweit sie alle Personen gleichermaßen im gleichen Zeitraum betreffen.

Interaktionen mit Personenmerkmalen

- Wir können jedoch Interaktionen zwischen über die Zeit variierenden Prädiktoren und Personenmerkmalen (oder Merkmalen anderer *fixed effects* Einheiten) ins Modell aufnehmen.
- Bei kategoriellen Moderator-Variablen erhalten wir Schätzer der Unterschiede zwischen gruppenspezifischen Effekten, z.B. den Unterschied zwischen den Effekten der Verhaltensintention auf das Verhalten für Frauen und Männer.
- Bei kontinuierlichen Moderator-Variablen gelten die üblichen Fallstricke: Der Koeffizient des Prädiktors ist nun der einfache Effekt für den Fall, dass der Moderator gleich 0 ist. Der Koeffizient des Interaktionsterms quantifiziert den Unterschied des Effekts zwischen zwei Personen, die sich auf dem Moderator um eine Einheit unterscheiden.

```
d %>% plm(verh1 ~ verhint1 * C_sex + factor(wave), data = ., index = "IDsosci", model =
    tidy() %>% mutate_if(is.numeric, round, 2)
```

```
## # A tibble: 5 x 5
##   term           estimate std.error statistic p.value
##   <chr>             <dbl>     <dbl>     <dbl>   <dbl>
## 1 verhint1           0.34      0.03     13.2     0
## 2 factor(wave)2      0.02      0.03      0.59    0.55
## 3 factor(wave)3      0.14      0.03      4.14    0
## 4 factor(wave)4      0.12      0.03      3.42    0
## 5 verhint1:C_sex    -0.01      0.03     -0.39    0.7
```

- Der Effekt ist in der Stichprobe für Frauen minimal schwächer als für Männer. Der Unterschied ist jedoch weder substantiell noch statistisch bedeutsam.

3.4 Conclusio: Vor- und Nachteile des *fixed effects* Modells

> In many applications the whole point of using panel data is to allow for a_i to be arbitrarily correlated with the x_{it}. A fixed effects analysis achieves this purpose explicitly. — Wooldridge (2010), S. 300

> By controlling out context, FE models effectively cut out much of what is going on — goings-on that are usually of interest to the researcher, the reader and the policy maker. We contend that models that control out, rather than explicitly model, context and heterogeneity offer overly simplistic and impoverished results that can lead to misleading interpretations. — Bell and Jones (2015), S. 134

- Das *fixed effects* Modell ist nützlich, wenn wir einen kausalen Effekt, der sich innerhalb von Einheiten (Personen) abspielt, schätzen wollen.
- Das *fixed effects* Modell kann keine Merkmale der Einheiten (Personen) als Prädiktoren berücksichtigen, da die gesamten einheiten(personen)spezifischen Unterschiede bereits durch die *fixed effects* erklärt werden.
- Wir interessieren uns aber häufig (auch) für die Unterschiede zwischen Einheiten (Personen). Das *fixed effects* Modell macht Antworten auf solche Fragen unmöglich.
- Ein weiterer, damit unverbundener Nachteil des *fixed effects* Modells ist die starke Anfälligkeit für Messfehler. Die Transformation verringert die wahre Varianz deutlich, während große Teile der Messfehlervarianz erhalten bleiben (sie sind nicht personenspezifisch).

3.5 Übungsaufgaben 2

1) Schätze den kausalen Effekt der Informationshäufigkeit aus öffentlich-rechtlichen TV-Programmen (`med2`) auf die Intention, weniger als 1.5m Abstand zu einer Person zu halten, die nicht im eigenen Haushalt lebt (`verhint3`). Berücksichtige dabei auch die Periodeneffekte der Panelwellen. Siehe dazu auch Übung 1.
   - Verwende jetzt `plm` für die Schätzung.
   - Nimm zusätzlich die Information aus Zeitungen und Zeitschriften (`med1`) in das Modell auf.
   - Prüfe, ob sich der Effekt der Information aus Zeitungen und Zeitschriften nach Geschlecht (`C_sex`) unterscheidet.
2) Spezifiziere, schätze und interpretiere ein eigenes *fixed effects* Modell mit Daten aus dem Beispieldatensatz. Nutze dabei alle Techniken (unterschiedliche Spezifikation, Standardfehler, Moderation, mehrere Prädiktoren), die du ausprobieren und zu denen du ggf. Fragen stellen willst.

Chapter 4

Random effects Modelle

- In diesem Abschnitt beschäftigen wir uns mit *random effects* Modellen. Zuerst führen wir die Modellklasse ein. Dann betrachten wir kurz, wie die Modelle in der Tradition der Ökonometrie mit `plm` spezifiziert werden können, bevor wir zur allgemeineren Umsetzung mit dem Paket für Mehrebenen- bzw. *mixed effects* Modelle `lme4` kommen.

4.1 Einführung: *random effects* Modelle für Paneldaten

- Anstatt für jede Einheit (Person) eine separate Konstante α_i zu schätzen, können wir den "soft constraint" (Gelman and Hill, 2006, S. 257) setzen, dass die personenspezifischen Konstanten bzw. Residuen einer Verteilung folgen:
  - $\alpha_i \sim \mathcal{N}(\mu_\alpha, \sigma^2_\alpha)$ mit $i = 1, ..., n$
- Das *random effects* Modell wird geschätzt als
  - $y_{it} = x'_{it}\beta + z'_i\gamma + v_{it}$
  - $v_{it} = \alpha_i + u_{it}$
- In order to yield unbiased estimates for β', two assumptions need to be fulfilled:
  1. No time-constant unobserved heterogeneity $\mathrm{E}(\alpha_i|x_{it}) = \mathrm{E}(\alpha_i) = 0$
  2. No time-varying unobserved heterogeneity $\mathrm{E}(u_{it}|x_{it}, \alpha_i) = 0, \quad t = 1, ..., T.$

4.2 Advantages of the RE model

- Time-invariant predictors can be incorporated while still estimating random intercepts for every person.
- Effects of time-varying and time-invariant predictors can be compared (e.g. is a good education more important than joining a union).
- Predictions for new cases (both persons and time periods) can be made using all available information.
- Effect heterogeneity (e.g. whether joining a union is equally effective for all) can easily be investigate (more on that later).

4.3 Is the RE model ever justified?

"The only difference between RE and FE lies in the assumption they make about the relationship between and the observed predictors: RE models assume that the observed predictors in the model are not correlated with v while FE models allow them to be correlated.

A moment's reflection on what v represents—all unmeasured time-constant factors about the respondent—should lead anyone to realize that the RE assumption is heroic in social research, to say the least.

The idea that the characteristics we don't (or can't) measure (like personality or genetic influences) are uncorrelated with the things we usually do measure (like income or church attendance) is implausible." — Vaisey and Miles (2017), p. 47

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.

Croissant, Y., Millo, G., and Tappe, K. (2020). *plm: Linear Models for Panel Data*. R package version 2.2-3.

Gelman, A. and Hill, J. (2006). *Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models*. Cambridge University Press, New York.

Hothorn, T., Zeileis, A., Farebrother, R. W., and Cummins, C. (2019). *lmtest: Testing Linear Regression Models*. R package version 0.9-37.

Keele, L., Stevenson, R. T., and Elwert, F. (2019). The causal interpretation of estimated associations in regression models. *Political Science Research and Methods*, pages 1–13.

King, G. and Roberts, M. E. (2015). How Robust Standard Errors Expose Methodological Problems They Do Not Fix, and What to Do About It. *Political Analysis*, 23(2):159–179.

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.

Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data*. MIT press.