

## 2. Übungsblatt (Paneldaten)

Daria Tisch

### 1 Organisation

#### 1.1 Arbeitsverzeichnis festsetzen

```
# set working directory
setwd("D:/Seafire/main/teaching/2024_wuppertal/studis/uebungen")
```

#### 1.2 Packages installieren und laden

```
# Packages
pkgs <- c(
  "tidyverse",
  "sjlabelled", # for variable labels
  "plm", # Panelregressionen
  "sjPlot" # um Regressionstabellen schön darzustellen
)

## Install uninstalled packages
lapply(pkgs[!(pkgs %in% installed.packages())], install.packages)

## Load all packages to library
lapply(pkgs, library, character.only = TRUE)
```

#### 1.3 Daten einlesen

Wir arbeiten wieder mit dem Übungsdatensatz des SOEP (DOI:10.5684/soep.practice.v36). Es werden zwei Datensätze eingelesen. Der erste Datensatz enthält die tatsächlichen Umfragedaten, der zweite Datensatz enthält die Variablenlabels.

```

# read data
df = read.csv("../daten/soep_uebung.csv")
df_labels = read.csv("../daten/soep_labels.csv")

# Add variable labels
for (i in 1:nrow(df_labels)) {
  variable_name <- df_labels$variable[i]
  variable_label <- df_labels$variable_label[i]

  # Apply the label to the corresponding column in df
  df[[variable_name]] <- set_label(df[[variable_name]], variable_label)
}
# show variable labels
get_label(df)

```

id	syear
"Personennummer (zufällig generiert)"	"Erhebungsjahr"
sex	alter
"Geschlecht"	"Alter der Befragungsperson"
anz_pers	anz_kind
"Anzahl Personen im Haushalt"	"Anzahl Kinder im Haushalt"
bildung	erwerb
"Anzahl an Bildungsjahren"	"Erwerbsstatus"
branche	gesund_org
"Branche aktueller Beruf"	"subj. Gesundheit"
lebensz_org	einkommenj1
"Ggw. Lebenszufriedenheit"	"Bruttoeinkommen/Jahr Hauptberuf"
einkommenj2	einkommenm1
"Bruttoeinkommen/Jahr Nebenberuf"	"Bruttoeinkommen/Monat Hauptberuf"
einkommenm2	
"Bruttoeinkommen/Monat Nebenberuf"	

## 2 Datenaufbereitung

In dieser Übung möchten wir herausfinden, welche Faktoren mit Lebenszufriedenheit (lebensz\_org) zusammenhängen. Denkbar wären zum Beispiel: Geschlecht (sex), Alter (alter), Anzahl an Kindern im Haushalt (anz\_kind), Bildung (bildung) und Einkommen (einkommenj1).

Um die Analysen durchzuführen, müssen wir die Variablen erst einmal aufbereiten. Überprüfe bei jeder Variable,

- ob fehlende Werte als solche markiert sind
- um welchen Typ es sich bei den Variablen handelt und ob etwa eine Umwandlung erforderlich ist.

## 2.1 Lebenszufriedenheit

```
table(df$lebensz_org, useNA = "always")
```

	[0] ganz und gar unzufrieden	
	611	62
[10] ganz und gar zufrieden		1
	1350	83
	2	3
	202	418
	4	5
	574	1837
	6	7
	1868	4645
	8	9
	7963	3909
	<NA>	
	0	

```
df = df %>%
  mutate(lz = as.numeric(sub("\\([0-9]+)\\.", "\\1", df$lebensz_org)))
table(df$lz, useNA = "always")
```

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	<NA>
62	83	202	418	574	1837	1868	4645	7963	3909	1350	611

## 2.2 Geschlecht

```
table(df$sex, useNA = "always")
```

```
[0] männlich [1] weiblich      <NA>
     10762      12760          0
```

```
df = df %>%
  mutate(female = as.numeric(sub("\\[[0-9]+\\].*", "\\1", df$sex)))

table(df$female, useNA = "always")
```

```
      0      1 <NA>
10762 12760      0
```

## 2.3 Alter

```
table(df$alter, useNA = "always")
```

```
 17  18  19  20  21  22  23  24  25  26  27  28  29  30  31  32
472 470 437 392 347 290 281 263 244 254 283 282 293 304 337 341
 33  34  35  36  37  38  39  40  41  42  43  44  45  46  47  48
331 368 387 387 379 397 413 430 447 450 454 434 450 466 466 473
 49  50  51  52  53  54  55  56  57  58  59  60  61  62  63  64
500 517 526 518 479 447 412 381 381 359 339 336 326 296 298 312
 65  66  67  68  69  70  71  72  73  74  75  76  77  78  79  80
325 314 309 294 272 239 242 244 246 256 276 271 270 247 223 192
 81  82  83  84  85  86  87  88  89  90  91  92  93  94  95  96
156 124 105  82  74  64  47  46  36  28  19  18  13  11  8   5
 97  98  99 100 101 102 <NA>
   5   4   3   3   1   1   0
```

```
class(df$alter)
```

```
[1] "integer"
```

## 2.4 Anzahl an Kindern im Haushalt

```
table(df$anz_kind, useNA = "always")
```

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	<NA>
14108	3874	3557	1360	367	103	52	15	7	1	1	77

```
class(df$anz_kind)
```

```
[1] "integer"
```

```
sum(is.na(df$anz_kind))
```

```
[1] 77
```

## 2.5 Bildung

```
table(df$bildung, useNA = "always")
```

7	8.5	9	10	10.5	11	11.5	12	13	13.5	14	14.5	15	16	17	18
325	52	2296	839	4044	812	3285	2829	1331	334	556	526	1015	759	113	2795
<NA>															
1611															

```
class(df$bildung)
```

```
[1] "numeric"
```

```
sum(is.na(df$bildung))
```

```
[1] 1611
```

## 2.6 Einkommen

```
summary(df$einkommenj1)
```

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
0	0	5786	16776	28525	269425

```
class(df$einkommenj1)
```

```
[1] "numeric"
```

```
sum(is.na(df$einkommenj1))
```

```
[1] 0
```

## 2.7 Analysesample bilden

(a) Selektiere nur die Variablen, die wir brauchen

```
df = df %>%  
  select(id, year, lz, female, alter, anz_kind, bildung, einkommenj1)
```

(b) Nun bilden wir das Analysesample. Wir wenden “listwise deletion”.

```
df <- df[complete.cases(df[, c("lz", "female", "alter", "anz_kind", "bildung", "einkommenj1")],
```

(c) Wie viele Beobachtungen gehen uns verloren?

```
# Initialize a data frame to store the results  
results <- data.frame(  
  Variable = character(),  
  Cases_Remaining = integer(),  
  Cases_Lost = integer(),  
  stringsAsFactors = FALSE  
)  
  
# Total number of rows initially  
initial_rows <- nrow(df)  
  
# Iterate over each variable
```

```

for (var in names(df)) {
  # Perform listwise deletion based on the current variable
  remaining_rows <- sum(complete.cases(df[, var, drop = FALSE]))

  # Calculate cases lost
  cases_lost <- initial_rows - remaining_rows

  # Append to the results data frame
  results <- rbind(
    results,
    data.frame(
      Variable = var,
      Cases_Remaining = remaining_rows,
      Cases_Lost = cases_lost
    )
  )
}

results

```

	Variable	Cases_Remaining	Cases_Lost
1	id	21642	0
2	syear	21642	0
3	lz	21642	0
4	female	21642	0
5	alter	21642	0
6	anz_kind	21642	0
7	bildung	21642	0
8	einkommenj1	21642	0

### 3 Datenexploration

#### 3.1 Wieviele Personenjahre sind im Datensatz?

```
nrow(df)
```

```
[1] 21642
```

### 3.2 Wie viele Personen sind im Datensatz?

```
length(unique(df$id))
```

```
[1] 5788
```

### 3.3 Wieviele Personen nehmen pro Jahr teil?

```
table(df$year)
```

```
2015 2016 2017 2018 2019  
5122 4572 4341 3992 3615
```

Wir haben also ein sogenanntes “unbalanced panel”.

### 3.4 Was ist das Durchschnittsalter im Jahr 2015

```
# Berechnung des Durchschnittsalters für das Jahr 2015  
mean(df$alter[df$year == 2015], na.rm = TRUE)
```

```
[1] 48.99863
```

```
# Alternative mit dplyr  
durchschnittsalter <- df %>%  
  filter(year == 2015) %>%      # Filtert die Daten für das Jahr 2015  
  summarise(mean_alter = mean(alter, na.rm = TRUE)) %>% # Berechnet den Durchschnitt  
  pull(mean_alter)              # Extrahiert den berechneten Wert  
  
cat("Das Durchschnittsalter im Jahr 2015 beträgt:", round(durchschnittsalter,2), "Jahre.")
```

Das Durchschnittsalter im Jahr 2015 beträgt: 49 Jahre.

### 3.5 Welche Variablen sind zeitkonstant und welche zeitveränderlich?



```
# Analyse: Zeitkonstante und zeitveränderliche Variablen

variablen_analyse <- df %>%
  mutate(id2 = id) %>%
  group_by(id) %>%
  summarise_all(~ n_distinct(.)) %>%
  summarise(across(everything(), max))

# Gruppieren der Daten nach ID
# Zählt die Anzahl der einzigartigen Werte je ID
# Nimmt das Maximum der einzigartigen Werte je Variable

# Ergebnis interpretieren
zeitkonstant <- names(variablen_analyse)[variablen_analyse == 1] # Variablen mit nur einem Wert
zeitveraenderlich <- names(variablen_analyse)[variablen_analyse > 1] # Variablen mit mehreren Werten

# Ausgabe
cat("Zeitkonstante Variablen:\n", zeitkonstant )
```

Zeitkonstante Variablen:  
female id2

```
cat("\nZeitveränderliche Variablen:\n", zeitveraenderlich)
```

Zeitveränderliche Variablen:  
id syear lz alter anz\_kind bildung einkommenj1

### 3.6 Wie viele Personen nahmen an allen fünf Wellen teil? Und wie viele Jahre nahmen Personen durchschnittlich teil?

```
# Anteil der Personen, die an allen fünf Wellen teilgenommen haben
data_summary <- df %>%
  group_by(id) %>%
  summarize(years_observed = n_distinct(syear))
table(data_summary$years_observed) # Verteilung der Beobachtungsjahre
```

1	2	3	4	5
840	649	593	805	2901

```
# Durchschnittliche Beobachtungsjahre pro Person
mean(data_summary$years_observed)
```

```
[1] 3.739115
```

## 4 Regressionen

### 4.1 Schätze ein POLS Modell

... und interpretiere die Koeffizienten.

```
m_pol <- plm(lz ~ female + alter + anz_kind + bildung + einkommenj1, data = df,
             index = c("id", "syear"),
             effect = "individual", model = "pooling")
tab_model(m_pol,
          dv.labels = paste("POLS Model", sep = ""))
```

POLS Model			
Predictors	Estimates	CI	p
(Intercept)	6.71	6.58 – 6.84	<0.001
female	0.00	-0.04 – 0.05	0.871
alter	-0.00	-0.00 – -0.00	<0.001
anz kind	0.05	0.03 – 0.07	<0.001
bildung	0.06	0.05 – 0.06	<0.001
einkommenj1	0.00	0.00 – 0.00	<0.001
Observations	21642		
R <sup>2</sup> / R <sup>2</sup> adjusted	0.022 / 0.022		

### 4.2 Schätze ein BE Modell

... und interpretiere die Koeffizienten.

```
m_be <- plm(lz ~ female + alter + anz_kind + bildung + einkommenj1, data = df,
            index = c("id", "syear"),
            effect = "individual", model = "between")
tab_model(m_be,
          dv.labels = paste("BE Model", sep = ""))
```

BE Model			
Predictors	Estimates	CI	p
(Intercept)	6.72	6.51 – 6.93	< <b>0.001</b>
female	0.06	-0.01 – 0.14	0.114
alter	-0.00	-0.01 – -0.00	< <b>0.001</b>
anz kind	0.05	0.02 – 0.09	<b>0.005</b>
bildung	0.06	0.04 – 0.07	< <b>0.001</b>
einkommenj1	0.00	0.00 – 0.00	< <b>0.001</b>
Observations	5788		
R <sup>2</sup> / R <sup>2</sup> adjusted	0.035 / 0.034		

### 4.3 Schätze ein FE Modell

... und interpretiere die Koeffizienten.

```
m_fe <- plm(lz ~ female + alter + anz_kind + bildung + einkommenj1 , data = df,
            index = c("id", "syear"),
            effect = "individual", model = "within")
# Retrieve the number of groups
num_groups <- length(unique(index(m_fe)[, "id"]))
tab_model(m_fe,
          dv.labels = paste("FE Model (", num_groups, " Groups)", sep = ""))
```

FE Model (5788 Groups)			
Predictors	Estimates	CI	p
alter	0.01	-0.01 – 0.02	0.273
anz kind	0.02	-0.04 – 0.07	0.560
bildung	0.03	-0.03 – 0.09	0.312
einkommenj1	0.00	-0.00 – 0.00	0.574
Observations	21642		
R <sup>2</sup> / R <sup>2</sup> adjusted	0.000 / -0.365		

### 4.4 Schätze ein RE Modell

... und interpretiere die Koeffizienten.

```

m_re <- plm(lz ~ female + alter + anz_kind + bildung + einkommenj1, data = df,
            index = c("id", "syear"),
            effect = "individual", model = "random")
# Retrieve the number of groups
num_groups <- length(unique(index(m_re)[, "id"]))
tab_model(m_re,
            dv.labels = paste("RE Model (", num_groups, " Groups)", sep = ""))

```

RE Model (5788 Groups)			
Predictors	Estimates	CI	p
(Intercept)	6.74	6.54 – 6.94	< <b>0.001</b>
female	0.02	-0.05 – 0.10	0.540
alter	-0.00	-0.01 – -0.00	< <b>0.001</b>
anz kind	0.04	0.01 – 0.08	<b>0.004</b>
bildung	0.06	0.05 – 0.07	< <b>0.001</b>
einkommenj1	0.00	0.00 – 0.00	< <b>0.001</b>
Observations	21642		
R <sup>2</sup> / R <sup>2</sup> adjusted	0.164 / 0.164		

## 4.5 Vergleich

Vergleiche die vier Modelle.

```

tab_model(m_pol, m_be, m_fe , m_re, show.ci = FALSE,
            dv.labels = c("POLS", "BE", "FE", "RE"))

```

Predictors	POLS		BE		FE		RE	
	Estimates	p	Estimates	p	Estimates	p	Estimates	p
(Intercept)	6.71	< <b>0.001</b>	6.72	< <b>0.001</b>			6.74	< <b>0.001</b>
female	0.00	0.871	0.06	0.114			0.02	0.540
alter	-0.00	< <b>0.001</b>	-0.00	< <b>0.001</b>	0.01	0.273	-0.00	< <b>0.001</b>
anz kind	0.05	< <b>0.001</b>	0.05	<b>0.005</b>	0.02	0.560	0.04	<b>0.004</b>
bildung	0.06	< <b>0.001</b>	0.06	< <b>0.001</b>	0.03	0.312	0.06	< <b>0.001</b>
einkommenj1	0.00	< <b>0.001</b>	0.00	< <b>0.001</b>	0.00	0.574	0.00	< <b>0.001</b>
Observations	21642		5788		21642		21642	
R <sup>2</sup> / R <sup>2</sup> adjusted	0.022 / 0.022		0.035 / 0.034		0.000 / -0.365		0.164 / 0.164	

- Warum wird im FE kein Koeffizient für *female* geschätzt?
- Warum ist die Anzahl an Beobachtungen im BE Modell kleiner als die Anzahl an Beobachtungen in den anderen Modellen?

## 4.6 Hausman Test

Sollen wir das RE oder das FE Modell nutzen? Führe einen Hausman Test durch. Wie entscheidest Du Dich?

```
phptest(m_fe, m_re)
```

Hausman Test

```
data:  lz ~ female + alter + anz_kind + bildung + einkommenj1  
chisq = 19.898, df = 4, p-value = 0.000523  
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

## 4.7 Kausalanalyse

Wir sind am kausalen Effekt von Einkommen auf Lebenszufriedenheit interessiert. Auf welche Variablen sollten wir kontrollieren und auf welche nicht? Nenne Beispiele für mögliche confounder, collider und Variablen, die zu overcontrol führen. Begründe die Auswahl der Variablen jeweils in einem Satz. Es können durchaus Variablen genannt werden, die **nicht** im Datensatz enthalten sind.

## 5 Render

Wandle dieses Dokument in ein PDF und ein HTML Dokument um.

## 6 Weiterführende Literatur

- [R for Data Science](#)
- <https://ruettenauer.github.io/Panel-Data-Analysis/>