

EDV2

Max Brede

2021-04-18

Contents

1	Vorwort	5
2	Lehrplan	7
2.1	Semesterplan	7
2.2	Übungsformat	7
2.3	Lehrziele für jede Sitzung	7
2.4	Prüfungsleistung	8
3	Deskriptive Statistik und Data Cleaning	9
3.1	Organisatorisches	9
3.2	Deskriptive Statistik	10
3.3	Data Cleaning	16
3.4	Organisationsformen von Datensätzen	23

Chapter 1

Vorwort

Dieses mit `bookdown` erstellte Dokument ist das über das Sommersemester 2021 hinweg wachsende Skript zur Übung “PSY_B_12-2: Computerunterstützte Datenanalyse II” der CAU zu Kiel.

Chapter 2

Lehrplan

2.1 Semesterplan

2.2 Übungsformat

Die Übung soll zur Hälfte in 45-minütigen Sitzungen im Vorlesungsformat zur Vorstellung der Funktionen und zur anderen Hälfte als 45-minütige praktische Übung stattfinden. Es wird pro Übungs-Sitzung ein Übungszettel ausgegeben, der mit Hilfe der in der Zugehörigen Vorlesung besprochenen Funktionen bearbeitet werden können soll. Diese Zettel sollen nach der jeweiligen Vorlesung für die Übungen vorbereitet werden, in denen der Zettel dann besprochen und mögliche Fragen geklärt werden. Nach den Übungssitzungen haben die Studierenden dann eine Woche Zeit, zusätzliche Hausaufgaben zu bearbeiten.

Eine Ausnahme von diesem Ablauf ist die erste Sitzung, in der organisatorisches und Grundlagen in 90 minütigem Vorlesungsstil besprochen werden sollen. Auch nach dieser Sitzung werden aber Übungszettel und Hausaufgaben ausgegeben.

2.3 Lehrziele für jede Sitzung

Die Studierenden können nach dem Absolvieren der Übung...

Einheit 1

- Gründe für deskriptive Statistik nennen.
- für verschiedene Ausgangssituationen entscheiden, welche Darstellungsform angemessen ist.
- Verfahren zum Umgang mit fehlenden Werten nennen und anwenden.
- Verfahren zum Umgang mit Ausreißern nennen und anwenden.

Einheit 2

- R **formulas** lesen und verwenden.
- Korrelationsanalysen in R durchführen und die Ergebnisse interpretieren.
- einfache lineare Regressionen in R durchführen und die Ergebnisse interpretieren.

Einheit 3

- multiple lineare Regressionen in R durchführen und die Ergebnisse interpretieren.

Einheit 4

- t-Tests in R durchführen und die Ergebnisse interpretieren.
- einfaktorielle Varianzanalysen in R durchführen und die Ergebnisse interpretieren.

Einheit 5

- zweifaktorielle Varianzanalysen in R durchführen und die Ergebnisse interpretieren.

Einheit 6

- beliebige Linearkontraste in R durchführen und die Ergebnisse interpretieren.
- paarweise post-hoc t-Tests in R durchführen und die Ergebnisse interpretieren.

2.4 Prüfungsleistung

Die Studierenden **müssen** während des Semesters die nach den Übungssitzungen ausgegebenen Hausaufgaben innerhalb einer Woche sinnvoll bearbeitet abgeben.

Mit maximal einer nicht sinnvoll bearbeiteten Serie werden die Studierenden zur Gruppenarbeit am Ende des Semesters zugelassen.

Chapter 3

Deskriptive Statistik und Data Cleaning

3.1 Organisatorisches

3.1.1 Semesterplan

Einheit	Vorlesung	Übungswoche	Thema
1	23.04.21	keine Übung	Deskriptive Statistik Data Cleaning
2	07.05.21	KW 19	Hilfsmittel für die Inferenzstatistik Lineare Regression I
3	21.05.21	KW 21	Lineare Regression II
4	04.06.21	KW 23	t- Tests einfaktorielle Varianzanalyse
5	18.06.21	KW 25	zweifaktorielle Varianzanalyse
6	02.07.21	KW 27	Kontrasttests

3.1.2 Übungsablauf

Es wird alle zwei Wochen eine 45-minütige Vorlesung geben und dazu alternierend online-Übungsstunden in mit je einem Kurs. (Eine Ausnahme ist die erste Woche, in der wir eine Vorlesung haben.)

3.1.3 Übungsablauf

051244	Mo	15:00 - 16:00	Online- Veranstaltung	Maike Splittgerber
Kurs Gruppe 6				
051232	Mo	16:15 - 17:00	Online- Veranstaltung	Maike Splittgerber
Kurs Gruppe 7				
051247	Mo	17:00 - 17:45	Online- Veranstaltung	Maike Splittgerber
Kurs Gruppe 8				
051253	Mi	8:15 - 9:00	Online- Veranstaltung	Johannes Andres
Kurs Gruppe 4				
051259	Mi	9:00 - 9:45	Online- Veranstaltung	Johannes Andres
Kurs Gruppe 3				
051241	Do	17:00 - 17:45	Online- Veranstaltung	Johannes Andres
Kurs Gruppe 5				
051255	Fr	10:15 - 11:00	Online- Veranstaltung	Johannes Andres
Kurs Gruppe 2				
051246	Fr	11:00 - 11:45	Online- Veranstaltung	Max Brede
Kurs Gruppe 1				

3.1.4 Prüfungsleistung

- Gruppenarbeit(4-5 Personen) über 3 Wochen
- Termin für die Klausur entweder vor oder mit Anfang in der Klausurphase.

Genauere Informationen gibt es über das Olat.

Als Zulassung für die Gruppenarbeit ist wieder die sinnvolle Bearbeitung von allen bis auf eine Hausaufgabenserien nötig.

3.1.5 Tutorien

Ronja und Katharina geben (online-)Tutorien dieses Semester.

Katharinas Tutorium wird immer dienstags, 14-16 Uhr stattfinden.

Ronjas Tutorium wird immer dienstags, 16-18 Uhr stattfinden.

3.2 Deskriptive Statistik

3.2.1 Wozu brauche ich das?

Im Gegensatz zur Inferenzstatistik ist das erklärte Ziel der deskriptiven Statistik, (wie der Name schon sagt) beschreibende Aussagen über die vorliegende Stichprobe zu treffen.

Wir wollen uns also möglichst genau angucken, wie unsere Stichprobe aussieht.

Wozu könnte das gut sein?

3.2.2 Gründe für deskriptive Statistik

- Indikatoren zur externen Validität(Verteilung von Organismusvariablen, Demografie,...)
- Aussagen über Verteilungseigenschaften
 - Schnell zu erfassende Präsentationen von zentraler Tendenz und Streuungen
 - Hinweise auf ungewöhnliche Werte (Ausreißer, fehlende Werte,...)
- Übersicht über Effekte und Zusammenhänge, inklusive solcher, die möglicherweise nicht a-priori erwartet wurden

3.2.3 deskriptive Statistik

Für einen ganz einfachen, schnellen und umfassenden Überblick über die Daten funktioniert die `skim`-Funktion aus dem `skimr`-Paket gut:

```
skimr::skim(df)
```

3.2.4 Demografie

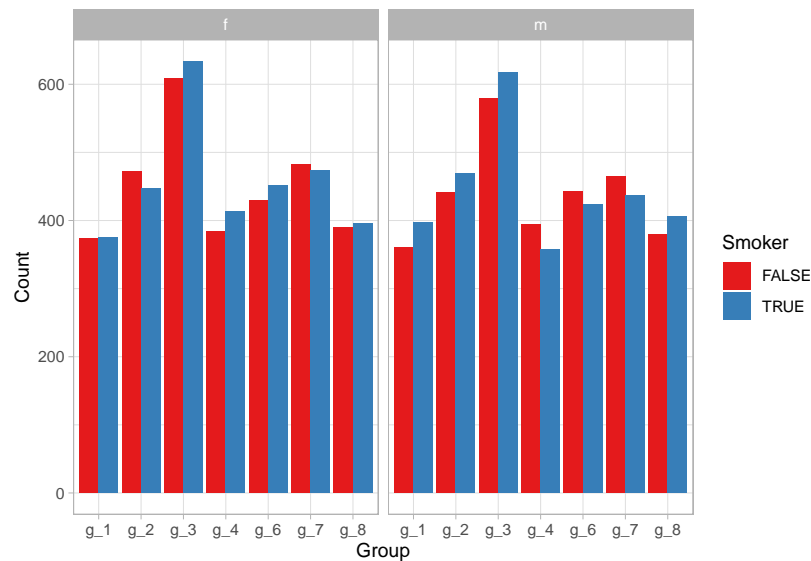
Einfache, schnell zu erfassende Beschreibung der Stichprobe zum Beispiel über eine Tabelle:

```
df %>%
  count(sex, smoker, group) %>%
  pivot_wider(names_from = group,
              values_from = n)
```

```
## # A tibble: 4 x 9
##   sex  smoker   g_1   g_2   g_3   g_4   g_6   g_7
##   <chr> <lgl>   <int> <int> <int> <int> <int> <int>
## 1 f     FALSE   373   472   609   384   430   482
## 2 f     TRUE    375   447   634   413   451   474
## 3 m     FALSE   361   441   579   394   442   464
## 4 m     TRUE    397   469   617   358   424   437
##   g_8
##   <int>
## 1   390
## 2   395
## 3   380
## 4   406
```

Aber vielleicht ein bisschen übersichtlicher in einer Grafik:

```
df %>%
  count(sex, smoker, group) %>%
  ggplot(aes(x = group, fill = smoker, y = n)) +
  geom_col(position = 'dodge') +
  facet_wrap(~sex) +
  labs(x = 'Group',
       y = 'Count',
       fill = 'Smoker')
```



Man sieht auf einen Blick, dass Geschlecht und Raucher ungefähr gleich aufgeteilt wurden, die Gruppen aber wesentlich unterschiedliche Größen aufweisen!

3.2.5 Aussagen über Verteilungseigenschaften

In der `skim`-Ausgabe haben wir ja schon sehen können, dass keine fehlenden Werte vorliegen (`n_missing` war 0).

Wir könnten uns aber noch die Frage stellen, ob Extremwerte in den Gruppen auftauchen, außerdem wollen wir möglichst übersichtlich unsere Verteilungseigenschaften präsentieren.

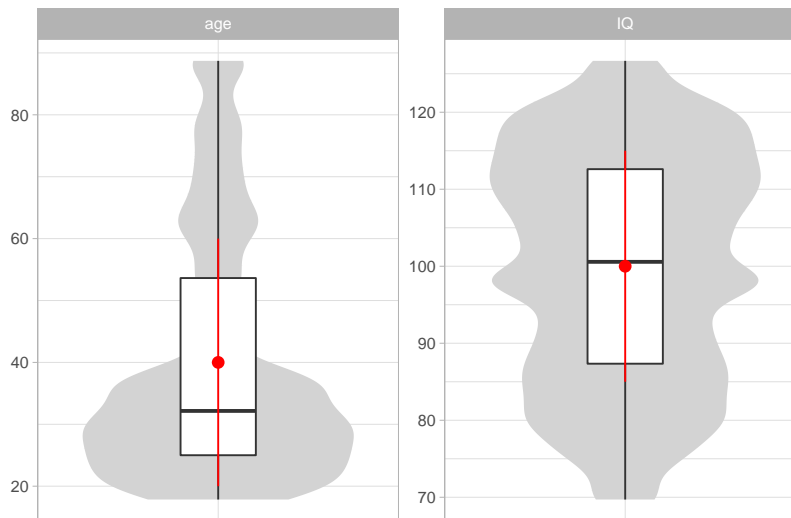
Das hilft uns zum Einen, um einen besseren Überblick über die Daten zu erhalten, die wir auswerten wollen, zum Anderen hilft es bei einem späteren Bereich der Leserin, unsere Statistik einzuschätzen. Dazu können wir uns entweder eine Tabelle mit den Verteilungsparametern der numerischen Variablen ausgeben lassen:

```
df %>%
  pivot_longer(where(is.numeric),
               names_to = 'variable') %>%
  group_by(variable) %>%
  summarise(across(
    value,
    list(
      mean = ~ mean(.),
      sd = ~ sd(.),
      min = ~ min(.),
      q1 = ~ quantile(., .25),
      median = ~ median(.),
      q3 = ~ quantile(., .75),
      max = ~ max(.)
    ),
    .names = '{.fn}'
  )) %>%
  mutate(across(where(is.numeric),
                 ~round(.,2)))
```

```
## # A tibble: 2 x 8
##   variable mean    sd  min    q1 median    q3   max
##   <chr>    <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
## 1 age      40     20  17.8  25    32.2  53.6  88.7
## 2 IQ      100    15  69.7  87.3  101.  113.  127.
```

Oder, wieder ein bisschen übersichtlicher, in einem Diagramm. So könnten wir die ganzen Infos gerade zum Beispiel in einem Boxplot mit eingezeichneten Mittelwerten und Streuungsbalken darstellen:

```
df %>%
  pivot_longer(where(is.numeric),
                names_to = 'variable') %>%
  ggplot(aes(x = '', y = value)) +
  geom_violin(fill = 'lightgrey', color = NA) +
  geom_boxplot(width = .25) +
  stat_summary(fun = mean,
              fun.min = function(x) mean(x) - sd(x),
              fun.max = function(x) mean(x) + sd(x),
              color = 'red') +
  facet_wrap(~variable, scales = 'free') +
  labs(x = '',
       y = '')
```



Das Alter ist eindeutig schief verteilt, der IQ dafür mehrgipflig.

Nach der von Tukey aufgestellten Regel (Tukey, 1977) haben wir auch keine Ausreißer (dazu auch später mehr).

3.2.6 Darstellung von Effekten und Zusammenhängen

3.2.6.1 Unterschiede

Da wir eine Reihe von Gruppierungsvariablen haben, könnte der erste Impuls sein, sich die Variablen nach diesen Gruppen aufgeteilt darstellen zu lassen, um mögliche Gruppenunterschiede zu verdeutlichen.

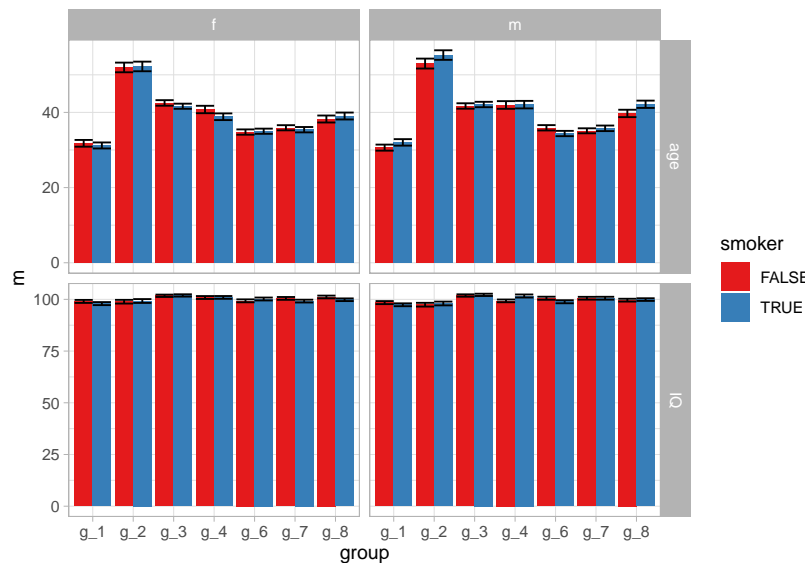
Auch hier können wir uns Tabellen erstellen:

```
df %>%
  group_by(smoker, group, sex) %>%
  summarise(across(where(is.numeric),
                    .fns = list(mean = ~mean(.),
                                sd = ~sd(.),
                                n = ~n())) %>%
    mutate(across(where(is.numeric),
                    ~round(.,2)))

## # A tibble: 28 x 9
## # Groups:   smoker, group [14]
##   smoker group sex   IQ_mean IQ_sd IQ_n age_mean
##   <lg1> <chr> <chr>   <dbl> <dbl> <dbl>   <dbl>
## 1 FALSE g_1  f     99.0  13.9  373    31.8
## 2 FALSE g_1  m     98.4  13.9  361    30.6
## 3 FALSE g_2  f     98.9  19.3  472    52.0
## 4 FALSE g_2  m     97.4  19.0  441    53.0
## 5 FALSE g_3  f    102.  14.0  609    42.5
## 6 FALSE g_3  m    102.  13.7  579    41.7
## 7 FALSE g_4  f    101.  13.8  384    40.8
## 8 FALSE g_4  m     99.3  13.1  394    42.0
## 9 FALSE g_6  f     99.3  14.6  430    34.8
## 10 FALSE g_6  m    101.  15.4  442    35.9
##   age_sd age_n
##   <dbl> <dbl>
## 1  17.3  373
## 2  15.3  361
## 3  27.9  472
## 4  27.7  441
## 5  18.2  609
## 6  17.4  579
## 7  19.3  384
## 8  20.3  394
## 9  14.6  430
## 10 14.9  442
## # ... with 18 more rows
```

Oder Plots erstellen um die möglichen Unterschiede darzustellen:

```
df %>%
  pivot_longer(cols = where(is.numeric),
               names_to = 'variable') %>%
  group_by(variable, smoker, sex, group) %>%
  summarise(m = mean(value),
            sem = sqrt(var(value)/n()),
            upper = m + sem,
            lower = m - sem) %>%
  ggplot(aes(x = group,
             y = m,
             fill = smoker)) +
  geom_col(position = 'dodge') +
  geom_errorbar(aes(ymin = lower,
                   ymax = upper),
               position = 'dodge') +
  facet_grid( variable ~ sex , scales = 'free')
```



Das wird zwar ein bisschen unübersichtlich (wenn man das wirklich sinnvoll betreiben wollen würde sollte man sich Gedanken dazu machen, welche Variablen tatsächlich von Relevanz sind), man könnte aber zu dem Schluss kommen dass die IQs relativ ähnlich sind, die Altersgruppen aber nicht.

3.2.6.2 Zusammenhänge

Zuletzt wollen wir noch gucken, ob in den Daten irgendwelche (linearen) Zusammenhänge direkt ersichtlich sind. Dazu können wir zuerst Korrelationen berechnen, zum Beispiel einmal für die gesamte Stichprobe und einmal für die Untergruppen:

```
library(magrittr)

df %>%
  cor(age,
      IQ)

## [1] 0.06659135

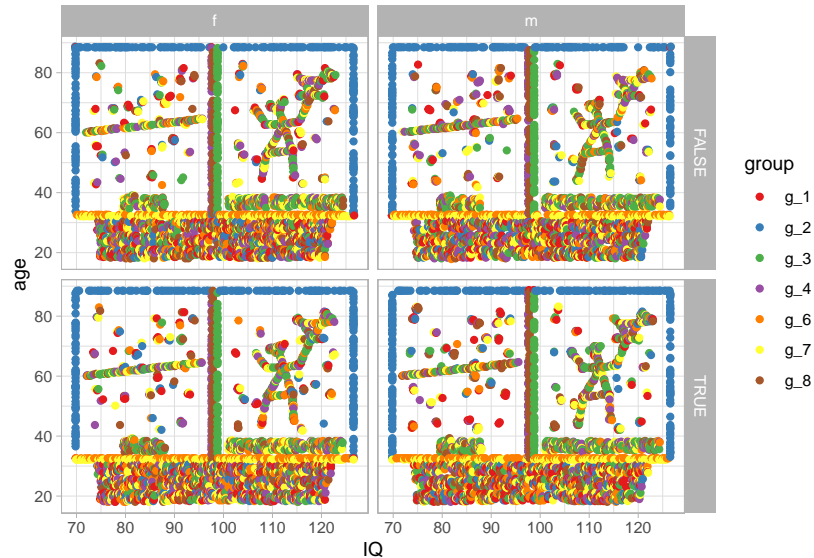
df %>%
  group_by(group) %>%
  summarise(r = cor(age, IQ))

## # A tibble: 7 x 2
##   group      r
##   <chr>  <dbl>
## 1 g_1    0.0540
## 2 g_2    0.00747
## 3 g_3    0.110
## 4 g_4    0.0952
## 5 g_6    0.111
## 6 g_7    0.139
## 7 g_8    0.0636
```

Hier ist so weit nichts auffällig. Ein letzter zu überprüfender Aspekt sind die nicht-linearen Zusammenhänge, zum Beispiel über angemessene Plots. Dies können wir zum Einen für die

Untergruppen überprüfen wollen:

```
df %>%
  ggplot(aes(x = IQ,
             y = age,
             color = group)) +
  geom_point() +
  facet_grid(smoker ~ sex)
```



Zum Anderen für die gesamte Stichprobe:

```
df %>%
  ggplot(aes(IQ, age, color = group)) +
  geom_point(size = .001) +
  scale_color_grey()
```

3.3 Data Cleaning

3.3.1 Umgang mit fehlenden Werten

NAs sind das in R zur Codierung von fehlenden Werten genutzte Datenformat.

Sie können in Vektoren (und damit auch `tibble`-Spalten) jeden Datenformats auftreten:

```
c(T,NA,F)
```

```
## [1] TRUE NA FALSE
```

```
c(1,NA,2)
```

```
## [1] 1 NA 2
```

```
c('a',NA,'b')
```

```
## [1] "a" NA "b"
```

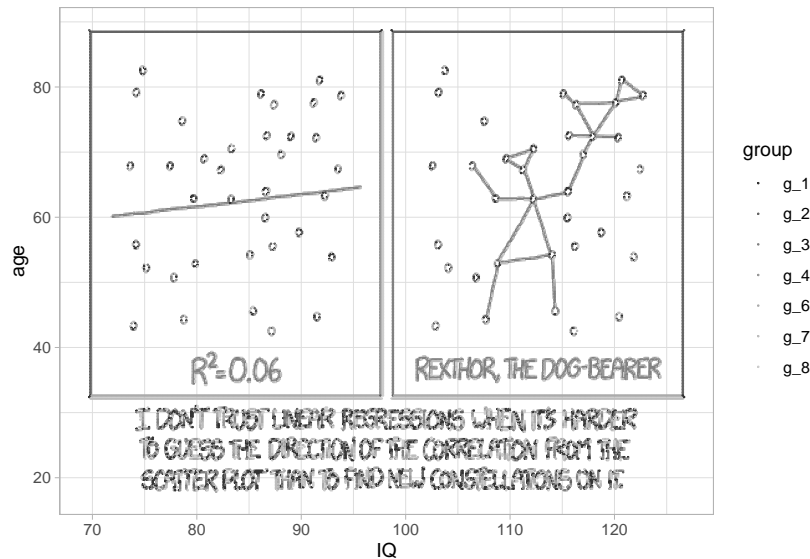



Figure 3.1: Original-Comic von [xkcd](https://xkcd.com/1725/)

Wenn wir versuche mit einem Vektor zu rechnen, der NAs beinhaltet, können wir auf Probleme stoßen:

```
aVector <- c(NA,1,2,5,NA,6,8)
length(aVector[aVector > 3])
```

```
## [1] 5
mean(aVector)
```

```
## [1] NA
```

Mit der `is.na()`-Funktion können wir uns einen logischen Vektor ausgeben lassen, der fehlende Werte codiert. Den können wir dann wie gewohnt benutzen:

```
sum(is.na(aVector))
```

```
## [1] 2
any(is.na(aVector))
```

```
## [1] TRUE
```

3.3.2 fehlende Werte und einfache Kennwerte

Die meisten Funktionen im `base R` Umfang haben ein `na.rm`-Argument mit dem wir fehlende Werte von Berechnungen ausschließen können. Das kann an vielen Stellen schon eine sinnvolle Lösung sein, zum Beispiel wenn wir die Infos über die Anzahl fehlender Werte nicht verlieren wollen.

Das könnte dann zum Beispiel so aussehen:

```
mean(aVector)
```

```
## [1] NA
```

```
mean(aVector, na.rm = T)
```

```
## [1] 4.4
```

Dieses Argument können wir auch in die gewohnten Pipelines einsetzen.

Als Beispiel nehmen wir diesen kleinen (unrealistisch unvollständigen) Datensatz `df_2`:

```
(df_2 <- read_csv('data/small_nas.csv'))
```

```
## # A tibble: 12 x 4
##   VP group   t_1   t_2
##   <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
## 1     1     1  3.66 -1.53
## 2     2     2  NA    3.32
## 3     3     3  2.23  NA
## 4     4     4  4.82  4.14
## 5     5     1  0.142 0.537
## 6     6     2  1.86  5.04
## 7     7     3  NA    1.46
## 8     8     4  3.60  3.50
## 9     9     1  0.353  NA
## 10    10     2  NA    NA
## 11    11     3  3.79  2.57
## 12    12     4  5.37  4.95
```

Wir könnten jetzt die Pipeline für die Gruppenunterschiede von eben nochmal benutzen, aber um eine Angabe zur Anzahl der fehlenden Werte ergänzen:

```
df_2 %>%
  group_by(group) %>%
  summarise(across(matches('t_'),
                    .fns = list(mean = ~mean(., na.rm = T),
                                sd = ~sd(., na.rm = T),
                                n = ~n(),
                                missing = ~sum(is.na(.)))) %>%
  mutate(across(where(is.numeric),
                  ~round(.,2)))
```

```
## # A tibble: 4 x 9
##   group t_1_mean t_1_sd t_1_n t_1_missing t_2_mean
##   <dbl>   <dbl>   <dbl> <dbl>       <dbl>   <dbl>
## 1     1     1.39   1.97     3         0     -0.5
## 2     2     1.86   NA       3         2     4.18
## 3     3     3.01   1.1     3         1     2.01
## 4     4     4.6    0.91    3         0     4.2
##   t_2_sd t_2_n t_2_missing
##   <dbl> <dbl>   <dbl>
## 1  1.46     3         1
## 2  1.22     3         1
## 3  0.79     3         1
## 4  0.73     3         0
```

3.3.3 NA-Bereinigung von Datensätzen

Vor statistischen Auswertungen kann es aber einfacher sein, den Datensatz komplett von fehlenden Werten zu bereinigen.

Je nach dem Fall und der Person die man fragt, gibt es verschiedene Vorgehensweisen. Wir gucken uns hier genauer den fallweisen Ausschluss und das Ersetzen durch Werte der

zentralen Tendenz an.

Die Entscheidung für das Auffüllen oder das Ausschließen muss von Fall zu Fall gefällt werden!

Wenn wir zum Beispiel unseren `df_2` nochmal angucken, fehlt ein Viertel der Werte. Hier die Fälle aufzufüllen und so zu tun als würde man mit 133% der Werte arbeiten, die tatsächlich vorlagen, ist offensichtlich schwierig. Gleichzeitig wird oft das Argument vorgebracht, dass insbesondere diejenigen Versuchspersonen, die in bestimmten Bedingungen keine Antwort produziert haben ein wichtiger Teil der Stichprobe sind und das Auslassen an sich als Form der Antwort betrachtet werden kann. Wenn wir diese Versuchspersonen ausschließen, verzerren wir nach diesem Argument also systematisch unsere Stichprobe.

Wichtig ist also vor jeder Bereinigung, Überlegungen darüber anzustellen, was im gegebenen Fall gerade die angemessenste Lösung darstellt. Bei unserem Datensatz `df_2` sind beide Methoden nicht wirklich gut, der Datensatz ist aber auch extrem.

3.3.3.1 Fallweiser Ausschluss

Die radikalste Methode ist der Fallweise Ausschluss, also der Ausschluss aller Eintragungen einer Versuchsperson, die mindestens einen fehlenden Wert vorliegen hat.

Als Erinnerung, hier nochmal unser Datensatz `df_2`:

VP	group	t_1	t_2
1	1	3.6612191	-1.5337696
2	2	NA	3.3223479
3	3	2.2250924	NA
4	4	4.8187796	4.1387727
5	1	0.1419190	0.5373972
6	2	1.8635821	5.0435449
7	3	NA	1.4552116
8	4	3.6001703	3.5013055
9	1	0.3530444	NA
10	2	NA	NA
11	3	3.7877141	2.5676322
12	4	5.3706695	4.9490249

Wir müssten also die Versuchspersonen ausschließen.

Die einfachste Variante dafür ist, den Datensatz ins `wide`-Format zu überführen (wie er es in unserem Fall schon vorliegt) und mit `drop_na` diejenigen Zeilen auszuschließen, die fehlende Werte beinhalten:

```
df_2 %>%
  drop_na()

## # A tibble: 7 x 4
##   VP group t_1    t_2
##   <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
## 1     1     1  3.66 -1.53
## 2     4     4  4.82  4.14
## 3     5     1  0.142 0.537
## 4     6     2  1.86  5.04
## 5     8     4  3.60  3.50
## 6    11     3  3.79  2.57
## 7    12     4  5.37  4.95
```

3.3.3.2 Ersetzen fehlender Werte

Statt radikal alle Fälle auszuschließen, die mindestens einen fehlenden Wert beinhalten, gibt es auch Ansätze, diese aufzufüllen. Gängige Verfahren hier sind die fehlenden Werte hypothesenunabhängig (also nicht gruppenweise) mit dem (getrimmten) Mittelwert, dem Median oder dem Modus der Gesamtstichprobe aufzufüllen. Die Umsetzung in R sieht dann immer gleich aus, die einzige Änderung findet im Kennwert statt, den man zur Ergänzung wählt.

Hier mal ein Beispiel mit dem getrimmten Mittelwert:

```
df_2 %>%
  mutate(across(where(is.numeric),
    ~replace_na(.,
      mean(.,
        na.rm=T,
        trim = .05))))
```

```
## # A tibble: 12 x 4
##       VP group  t_1    t_2
##   <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
## 1     1     1  3.66 -1.53
## 2     2     2  2.87  3.32
## 3     3     3  2.23  2.66
## 4     4     4  4.82  4.14
## 5     5     1  0.142 0.537
## 6     6     2  1.86  5.04
## 7     7     3  2.87  1.46
## 8     8     4  3.60  3.50
## 9     9     1  0.353 2.66
## 10    10     2  2.87  2.66
## 11    11     3  3.79  2.57
## 12    12     4  5.37  4.95
```

3.3.4 Umgang mit Ausreißern

Ausreißerbereinigung sind ein komplexes Thema, über das viel diskutiert werden kann und auch muss.

Da wir uns hier aber im Rahmen einer praktischen Übung befinden sparen wir uns das und nutzen die weit verbreitete Regel, die Tukey (1977) formuliert hat:

Diejenigen Werte sind als Ausreißer zu betrachten, die außerhalb des Intervalls

$$Q_1 - 1.5 \cdot \text{IQR} \leq x \leq Q_3 + 1.5 \cdot \text{IQR}$$

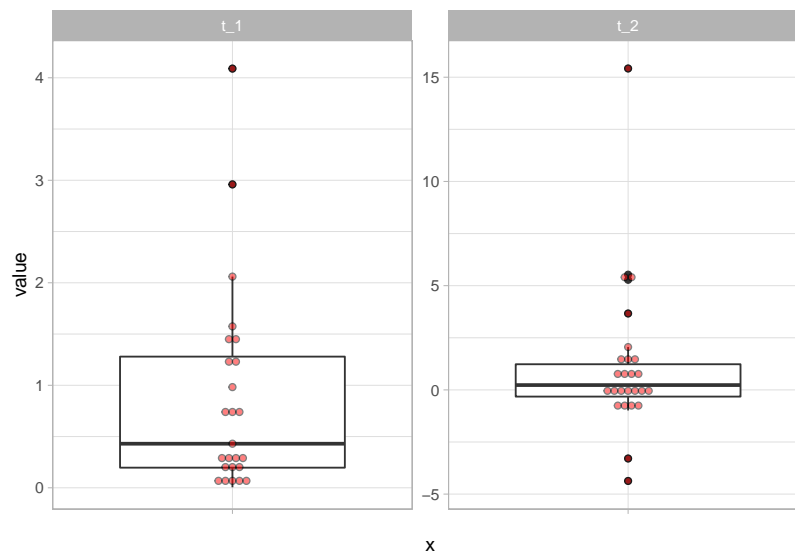
liegen. Diese Regel ist auch der in `geom_boxplot` implementierte Standard, den wir ja auch schon zumindest vom Sehen kennen.

Die Frage ist nun, was wir mit eventuell detektierten Ausreißern machen.

Dafür betrachten wir den folgenden Datensatz `df_3`:

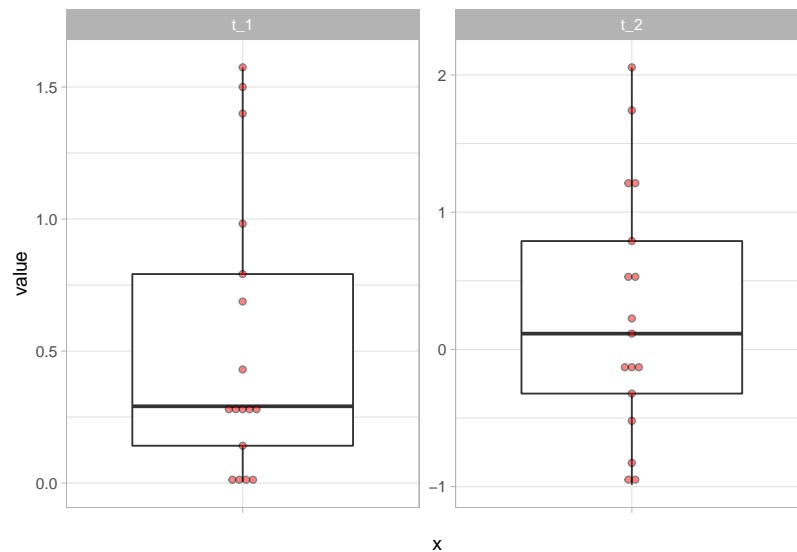
```
df_3 %>%
  pivot_longer(cols = everything()) %>%
  ggplot(aes(y = value, x = '')) +
  geom_boxplot() +
  geom_dotplot(binaxis = 'y',
    stackdir = 'center',
    alpha = .5,
    fill = 'red',
```

```
dotsize = .5) +
facet_wrap(~name,scales = 'free_y')
```



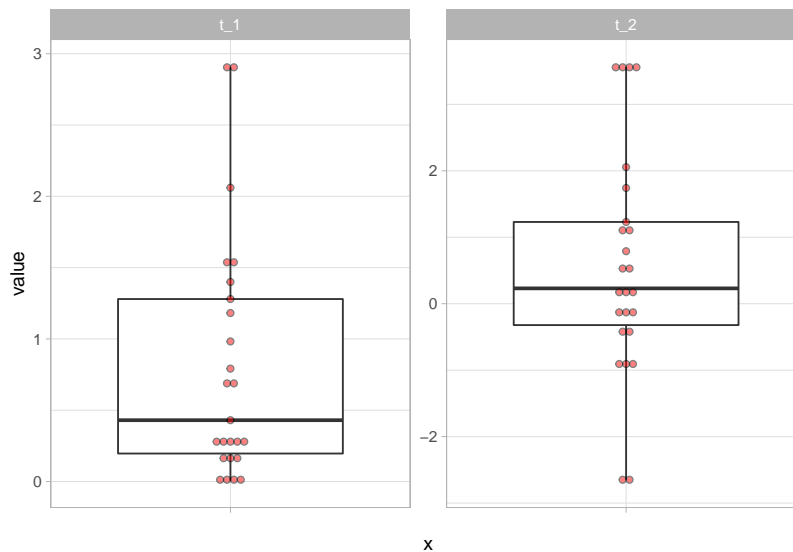
Auch hier können wir wieder zum radikalen Ausschluss greifen und den Datensatz einfach danach filtern, dass unsere Variablen zwischen den “Tukey Fences” liegen:

```
df_3 %>%
  filter(between(t_1,
    quantile(t_1,.25) - 1.5 * IQR(t_1),
    quantile(t_1,.75) + 1.5 * IQR(t_1)) &
    between(t_2,
    quantile(t_2,.25) - 1.5 * IQR(t_2),
    quantile(t_2,.75) + 1.5 * IQR(t_2))) %>%
  pivot_longer(cols = everything()) %>%
  ggplot(aes(y = value, x = '')) +
  geom_boxplot() +
  geom_dotplot(binaxis = 'y',
    stackdir = 'center',
    alpha = .5,
    fill = 'red',
    dotsize = .5) +
  facet_wrap(~name,scales = 'free_y')
```



Oder wir 'windsorieren' unsere Ausreißer, indem wir sie durch den Wert der jeweiligen Grenze ersetzen. Wir sagen also, dass diejenigen Werte, die außerhalb der Fences liegen auf den Wert der jeweiligen Grenze gesetzt werden sollen:

```
df_3 %>%
  mutate(across(everything(),
    ~ifelse(. > quantile(.,.75) + 1.5 * IQR(.),
      quantile(.,.75) + 1.5 * IQR(.),
      .)),
    across(everything(),
      ~ifelse(. < quantile(.,.25) - 1.5 * IQR(.),
        quantile(.,.25) - 1.5 * IQR(.),
        .))) %>%
  pivot_longer(cols = everything()) %>%
  ggplot(aes(y = value, x = '')) +
  geom_boxplot() +
  geom_dotplot(binaxis = 'y',
    stackdir = 'center',
    alpha = .5,
    fill = 'red',
    dotsize = .5) +
  facet_wrap(~name, scales = 'free_y')
```



3.4 Organisationsformen von Datensätzen

3.4.1 long vs. wide format

3.4.1.0.1 long-format

Name	RT	Bedingung
Snake Müller	2624	1
Snake Müller	3902	2
Snake Müller	6293	3
Vera Baum	1252	1
Vera Baum	2346	2
Vera Baum	4321	3

3.4.1.0.2 wide-format

Name	RT_1	RT_2	RT_3
Snake Müller	2624	3902	6293
Vera Baum	1252	2346	4321

Die `pivot`-Funktionen `pivot_longer` und `pivot_wider` bieten die Möglichkeit, einen Datensatz von einem in das andere Format zu konvertieren.

`longFormat`

```
##      Name  RT Bedingung
## 1 Snake Müller 2624      1
## 2 Snake Müller 3902      2
## 3 Snake Müller 6293      3
## 4 Vera Baum 1252      1
## 5 Vera Baum 2346      2
## 6 Vera Baum 4321      3
```

3.4.1.1 long to wide

```
wideFormat <- longFormat %>%
  pivot_wider(names_from = 'Bedingung',
              values_from = 'RT',
```

```

names_prefix = 'RT_')
wideFormat

## # A tibble: 2 x 4
##   Name      RT_1 RT_2 RT_3
##   <chr>    <dbl> <dbl> <dbl>
## 1 Snake Müller 2624 3902 6293
## 2 Vera Baum   1252 2346 4321

```

3.4.1.2 wide to long

```

longFormat <- wideFormat %>%
  pivot_longer(cols = -1,
    names_prefix = 'RT_',
    names_to = 'Bedingung',
    values_to = 'RT')
longFormat

## # A tibble: 6 x 3
##   Name      Bedingung    RT
##   <chr>    <chr>    <dbl>
## 1 Snake Müller 1      2624
## 2 Snake Müller 2      3902
## 3 Snake Müller 3      6293
## 4 Vera Baum   1      1252
## 5 Vera Baum   2      2346
## 6 Vera Baum   3      4321

```


Bibliography

Tukey, J. W. (1977). *Exploratory Data Analysis*, volume 2. Reading, Mass.