Allgemeines Lineares Modell

BSc Psychologie SoSe 2023

Prof. Dr. Dirk Ostwald

(14) Kovarianzanalyse

Vorbemerkungen

Additive Kovarianzanalyse

Kovarianzanalyse mit Interaktion

Vorbemerkungen

Additive Kovarianzanalyse

Kovarianzanalyse mit Interaktion

Vorbemerkungen

Variabilität der Werte einer abhängigen Variable

- Die Werte einer AV unterscheiden sich im Allgemeinen zwischen experimentellen Einheiten.
- Die Schwankungen der Werte einer AV bezeichnet man als *Datenvariabilität*.
- Ziel jeder Datenanalyse ist die Erklärung von Datenvariabilität durch Zerlegung.

Datenvariabilität und Allgemeines Lineares Modell

- Eine spezielle Art der Quantifizierung von Datenvariabilität ist die Stichprobenvarianz.
- Einen additiven Zugang zur Dekomposition von Datenvariabilität bietet das ALM.
- Den folgenden Überlegungen entspricht datenanalytisch insbesondere die Kovarianzanalyse.

Gesamtvariabilität = Primärvariabilität + Residualvariabilität

Primärvariabilität

Systematische Veränderung der AV, die allein auf Variation der UV zurückzuführen ist.

Residualvariabilität = Sekundärvariabilität + Zufallsfehler

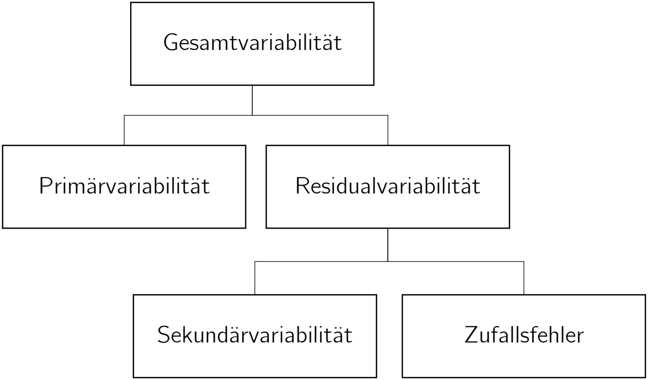
Sekundärvariabilität

Systematische Veränderung der AV, die auf die Wirkung von unkontrollierten Störvariablen, nicht aber auf die Variation der UV, zurückzuführen ist.

Zufallsfehler

Unsystematische Veränderung der AV, die weder auf die Variation der UV, noch auf den Einfluss von Störvariablen zurückzuführen ist.

Vorbemerkungen



Vorbemerkungen

Parametrische und faktorielle ALM Designs

Parametrische ALM Designs

- Designmatrizen besitzen Spalten mit kontinuierlichen reellen Werten.
- Die Designmatrixsspalten werden *Regressoren*, *Prädiktoren*, oder *Kovariaten* genannt.
- Betaparameter repräsentieren Steigungsparameter.
- Betaparameterschätzer ergeben sich als normalisierte Regressor-Daten Kovarianzen.
- Es besteht ein enger Bezug zur Theorie der Korrelation.
- $\Rightarrow$ Einfache lineare Regression, Multiple lineare Regression

Faktorielle ALM Designs

- Designmatrizen mit 1en und 0en, manchmal -1en.
- Betaparameter repräsentieren Gruppenerwartungswerte.
- Betaparameterschätzer repräsentieren Gruppenstichprobenmittel.
- $\Rightarrow$ T-Tests, Einfaktorielle Varianzanalyse, Mehrfaktorielle Varianzanalyse

Parametrisch-faktorielle ALM Designs

- Designmatrizen mit mehreren parametrischen und faktoriellen Werten.
- $\Rightarrow$ Kovarianzanalyse $\Leftrightarrow$ Das Allgemeine Lineare Modell

Wir hier betrachten nur exemplarisch den Fall 1 Faktor + 1 Parametrischer Regressor

Vorbemerkungen

Additive Kovarianzanalyse

Kovarianzanalyse mit Interaktion

Additive Kovarianzanalyse

Modell der additiven einfaktoriellen Kovarianzanalyse

Im Modell der additiven einfaktoriellen Kovarianzanalyse möchte man die Erwartungswertparameter μ_{ij} der insgesamt $n = \sum_{i=1}^{I} n_i$ Datenvariablen

$$\upsilon_{ij} \sim N(\mu_{ij}, \sigma^2 I_n) \tag{1}$$

basierend auf den Leveln $i = 1, ..., I$ des experimentellen Faktors und den entsprechenden Werten x_{ij} für $j = 1, ..., n_i$ der Kovariate modellieren.

Dazu wählt man für jeden Erwartungswertparameter μ_{ij} zunächst einen Parameter μ_0, der einen Datenvariablen-unspezifischen Offset modelliert. Weiterhin wählt man einen Parameter α_i, der den Beitrag des $i$ten Levels des experimentellen Faktors modelliert und schließlich einen Wichtungsparameter β_0, der den Beitrag der Kovariatenwerten x_{ij} zu μ_{ij} quantifiziert.

Das Modell für den Erwartungswertparameter von υ_{ij} für $i = 1, ..., I, j = 1, ..., n_i$ nimmt im Fall der additiven einfaktoriellen Kovarianzanalyse also folgende Form an:

$$\mu_{ij} := \mu_0 + \alpha_i + \beta_0 x_{ij} \text{ mit } \alpha_1 := 0, \tag{2}$$

wobei $\alpha_1 := 0$ wie im Falle der einfaktoriellen Varianzanalyse eine Überparmeterisierung des Modells verhindert.

Man beachte, dass die Form des ijten Erwartungswertparameters damit eine einfache lineare Regression für jedes Level $i = 1, .., I$ des experimentellen Faktors definiert, bei der $\mu_0 + \alpha_i$ als Faktorlevel-spezifische Offsetparameter interpretiert werden können und der Steigungsparameter β_0 für alle Faktorlevel identisch ist.

Definition (Modell der additiven einfaktoriellen Kovarianzanalyse)

υ_{ij} mit $i = 1, ..., I$, $j = 1, ..., n_i$ sei die Zufallsvariable, die den zum $i$ten Level des Faktors gehörenden $j$ten Datenpunkt modelliert und x_{ij} sei der entsprechende Wert Kovariate. Dann hat das *Modell der einfaktoriellen Kovarianzanalyse mit Interaktion* die strukturelle Form

$$\upsilon_{ij} = \mu_{ij} + \varepsilon_{ij} \text{ mit } \varepsilon_{ij} \sim N(0, \sigma^2) \text{ u.i.v. für } i = 1, ..., I, j = 1, ..., n_i, \sigma^2 > 0 \tag{3}$$

und die Datenverteilungsform

$$\upsilon_{ij} \sim N(\mu_{ij}, \sigma^2) \text{ u.v. für } i = 1, ..., I, j = 1, ..., n_i, \tag{4}$$

wobei

$$\mu_{ij} := \mu_0 + \alpha_i + \beta_0 x_{ij} \text{ mit } \alpha_1 := 0. \tag{5}$$

Bemerkungen

- Die Form des ijten Erwartungswertparameters

$$\mu_{ij} := \mu_0 + \alpha_i + \beta_0 x_{ij} \text{ mit } \alpha_1 := 0. \tag{6}$$

  definiert eine einfache lineare Regression für jedes $i = 1, .., I$, wobei
  - $\mu_0 + \alpha_i$ ein Faktorlevel-spezifischer Offsetparameter ist und
  - der Steigungsparameter β_0 für alle Faktorlevel identisch ist.

Additive Kovarianzanalyse

Theorem (Designmatrixform der $2 \times n$ additiven einfaktoriellen Kovarianzanalyse)

Gegeben sei die strukturelle Form eines additiven einfaktoriellen Kovarianzanalysemodells mit $I := 2$ und es sei $n := n_1 + n_2$ die Gesamtanzahl an Datenvariablen. Dann hat dieses Modell die Designmatrixform

$$\upsilon \sim N(X\beta, \sigma^2 I_n) \tag{7}$$

mit

$$\upsilon := \begin{pmatrix} \upsilon_{11} \\ \vdots \\ \upsilon_{1n_1} \\ \upsilon_{21} \\ \vdots \\ \upsilon_{2n_2} \end{pmatrix}, \quad X := \begin{pmatrix} 1 & 0 & x_{11} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & x_{1n_1} \\ 1 & 1 & x_{21} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1 & x_{2n_2} \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times 3}, \quad \beta := \begin{pmatrix} \mu_0 \\ \alpha_2 \\ \beta_0 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^3 \text{ und } \sigma^2 > 0. \tag{8}$$

Bemerkungen

- Das Theorem ergibt sich direkt mit den Regeln der Matrixmultiplikation.

Anwendungsbeispiel

Experimenteller Faktor/Studiengruppe ($I := 2, i = 1, 2$)

- Face-to-face vs. Online Psychotherapie

Parametrischer Regressor/Kovariate (x_{ij})

- Dauer der Depressionssymptomatik zu Beginn der Intervention

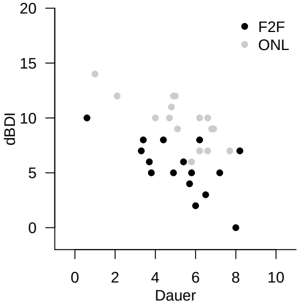
Abhängige Variable/Primäres Ergebnismaß (υ_{ij})

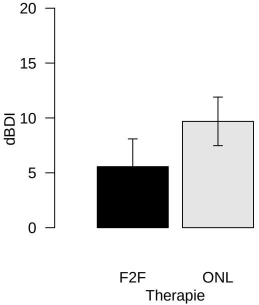
- Pre-Post-BDI-Differenzwerte

Beispieldatensatz

	Therapie	Dauer	dBDI
1	F2F	3.7	6
2	F2F	5.4	6
3	F2F	3.3	7
4	F2F	8.2	7
5	F2F	5.7	4
6	F2F	3.4	8
7	F2F	6.0	2
8	F2F	6.5	3
9	F2F	6.2	8
10	F2F	4.4	8
17	ONL	5.0	12
18	ONL	6.9	9
19	ONL	6.6	7
20	ONL	6.2	7
21	ONL	6.8	9
22	ONL	6.6	10
23	ONL	5.1	9
24	ONL	1.0	14
25	ONL	6.2	10
26	ONL	4.9	12

Visualisierung





Modellformulierung

Modell 1 | Keine Berücksichtigung der Kovariate

$\upsilon_{ij} \sim N(\mu_{ij}, \sigma^2)$ mit $\mu_{ij} := \mu_0 + \alpha_i$ und $\alpha_1 := 0$ und $\sigma^2 > 0$

$$\Leftrightarrow \upsilon \sim N(X\beta, \sigma^2 I_n) \text{ mit } X := \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 1 \end{pmatrix}, \beta := \begin{pmatrix} \mu_0 \\ \alpha_2 \end{pmatrix} \text{ und } \sigma^2 > 0 \tag{9}$$

Modell 2 | Additive Berücksichtigung der Kovariate

$\upsilon_{ij} \sim N(\mu_{ij}, \sigma^2)$ mit $\mu_{ij} := \mu_0 + \alpha_i + \beta_0 x_{ij}$ und $\alpha_1 := 0$ und $\sigma^2 > 0$

$$\Leftrightarrow \upsilon \sim N(X\beta, \sigma^2 I_n) \text{ mit } X := \begin{pmatrix} 1 & 0 & x_{11} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & x_{1n_1} \\ 1 & 1 & x_{21} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1 & x_{2n_2} \end{pmatrix}, \beta := \begin{pmatrix} \mu_0 \\ \alpha_2 \\ \beta_0 \end{pmatrix} \text{ und } \sigma^2 > 0 \tag{10}$$

Additive Kovarianzanalyse

Implementation

```
fname     = file.path(getwd(), "./14_Daten/14_Kovarianzanalyse-1.csv")  # Datensatzdateiname
D         = read.table(fname, sep = ",", header = TRUE)                 # Datensatz
n_i       = c(sum(D$Therapie == "F2F"), sum(D$Therapie == "ONL"))       # Anzahl Datenpunkte pro Gruppe
y         = D$dBDI                                                      # Daten
n         = length(y)                                                   # Gesamtanzahldatenpunkte
XS        = list()                                                      # Modell 1 und 2 Liste
CS        = list()                                                      # Kontrastgewichtsvektorenliste
XS[[1]]   = matrix(c(rep(1,n_i[1]),rep(1,n_i[2]),                       # \mu_0    Regressor
                     rep(0,n_i[1]),rep(1,n_i[2])), nrow = n)            # \alpha_2 Regressor
XS[[2]]   = matrix(c(rep(1,n_i[1]),rep(1,n_i[2]),                       # \mu_0    Regressor
                     rep(0,n_i[1]),rep(1,n_i[2]),                       # \alpha_2 Regressor
                     D$Dauer),nrow = n)                                 # x        Regressor
CS[[1]]   = matrix(c(0,1)  , nrow = 2)                                  # Kontrastgewichtsvektor \alpha_2
CS[[2]]   = matrix(c(0,1,0), nrow = 3)                                  # Kontrastgewichtsvektor \alpha_2
B         = list()                                                      # Betaparameterschätzerliste
S         = rep(NaN,2)                                                  # Varianzparameterschätzervektor
T         = rep(NaN,2)                                                  # T-Statistikvektor
for(i in 1:2){                                                          # Modell 1 und 2 Iterationen
  X          = XS[[i]]                                                  # Designmatrix
  p          = ncol(X)                                                  # Anzahl Betaparameter
  beta_hat   = solve(t(X) %*% X) %*% t(X) %*% y                         # Betaparameterschätzer vollständiges Modell
  eps_hat    = y - X %*% beta_hat                                       # Residuenvektor
  sigsqr_hat = (t(eps_hat) %*% eps_hat)/(n-p)                           # Varianzparameterschätzer
  c          = CS[[i]]                                                  # Kontrastgewichtsvektor
  t_num      = t(c) %*% beta_hat                                        # Zähler der Zweistichproben-T-Teststatistik
  t_den      = sqrt(sigsqr_hat %*% t(c) %*% solve(t(X) %*% X) %*% c)    # Nenner der Zweistichproben-T-Teststatistik
  t          = t_num/t_den                                              # Wert der Zweistichproben-T-Teststatistik
  B[[i]]     = beta_hat                                                 # Betaparameterschätzer
  S[i]       = sigsqr_hat                                               # Varianzparameterschätzer
  T[i]       = t                                                        # T-Statistik
}
```

Ergebnisse

```
Modell 1 | Betaparameterschätzer    :  5.56 4.12
Modell 2 | Betaparameterschätzer    :  10.05 4.2 -0.86
Modell 1 | Varianzparameterschätzer :  5.65
Modell 2 | Varianzparameterschätzer :  3.14
Modell 1 | T-Statistik ONL Therapie :  4.91
Modell 2 | T-Statistik ONL Therapie :  6.7
```

In Modell 2 ist der Varianzparameterschätzer kleiner als in Modell 1.

⇒ Der parametrische Regressor erklärt Datenvarianz.

Die Betaparameterschätzer für den ONL Therapieeffekt sind in Modell 1 und Modell 2 ähnlich.

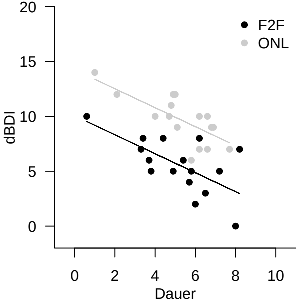
⇒ Das Signal-zu-Rauschen Verhältnis (T-Statistik) für den ONL Therapieeffekt ist Modell 2 höher.

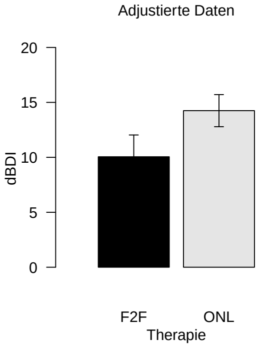
Prinzipiell kann man die beobachteten Daten für den geschätzten Dauer Effekt durch

$$\hat{\upsilon}_{ij}^{\text{adj}} = \upsilon_{ij} - \hat{\beta}_0 x_{ij} \tag{11}$$

"korrigieren" und erhält so einen "adjustierten Datensatz".

Additive Kovarianzanalyse





Vorbemerkungen

Additive Kovarianzanalyse

Kovarianzanalyse mit Interaktion

Kovarianzanalyse mit Interaktion

Modell der einfaktoriellen Kovarianzanalyse mit Interaktion

Wie im Modell der additiven einfaktoriellen Kovarianzanalyse möchte man im Modell der einfaktoriellen Kovarianzanalyse mit Interaktion die Erwartungswertparameter μ_{ij} der insgesamt $n = \sum_{i=1}^{I} n_i$ Datenvariablen

$$\upsilon_{ij} \sim N(\mu_{ij}, \sigma^2 I_n) \tag{12}$$

basierend auf den Leveln $i = 1, ..., I$ des experimentellen Faktors und den entsprechenden Werten x_{ij} für $j = 1, ..., n_i$ der Kovariate modellieren. Über das Szenario der additiven einfaktoriellen Kovarianzanalyse hinaus möchte man dabei explizit einen Faktorlevel-spezifischen Einfluss der Kovariate auf die Erwartungswertparameter zulassen.

Dazu wählt man für jeden Erwartungswertparameter μ_{ij} zunächst wieder einen Parameter μ_0, der einen Datenvariablen-unspezifischen Offset modelliert. Weiterhin wählt man einen Parameter α_i, der den Beitrag des $i$ten Levels des experimentellen Faktors modelliert. Den Wichtungsparameter des Beitrags der Kovariaten x_{ij} zu μ_{ij} modelliert man nun hier mithilfe eines Faktorlevel-unspezifischen Parameter β_0 und eines Faktorlevel-spezifischen Parameters γ_i für $i = 1, ..., I$. Das Modell für den Erwartungswertparameter von υ_{ij} für $i = 1, ..., I, j = 1, ..., n_i$ nimmt im Fall der einfaktoriellen Kovarianzanalyse mit Interaktion damit folgende Form an:

$$\mu_{ij} := \mu_0 + \alpha_i + (\beta_0 + \gamma_i)x_{ij} \text{ mit } \alpha_1 := \gamma_1 := 0, \tag{13}$$

wobei $\alpha_1 := \gamma_1 := 0$ wie im Fall der zweiaktoriellen Varianzanalyse mit Interaktion eine Überparmeterisierung des Modells verhindert.

Man beachte, dass die Form des ijten Erwartungswertparameters damit eine einfache lineare Regression für jedes Level $i = 1, .., I$ des experimentellen Faktors definiert, bei der $\mu_0 + \alpha_i$ als Faktorlevel-spezifische Offsetparameter interpretiert werden können und sich die Steigungsparameter $\beta_0 + \gamma_i$ über die Faktorlevel unterscheiden können. Es werden also Unterschiede (zwischen den Faktorleveln) von Unterschieden (zwischen den Erwartungswertparametern eines Faktorlevels in Abhängigkeit vom Wert der Kovariate), also Interaktionen, mit modelliert.

Definition (Modell der einfaktoriellen Kovarianzanalyse mit Interaktion)

υ_{ij} mit $i = 1, ..., I$, $j = 1, ..., n_i$ sei die Zufallsvariable, die den zum $i$ten Level des Faktors gehörenden $j$ten Datenpunkt modelliert und x_{ij} sei der entsprechende Wert Kovariate. Dann hat das *Modell einfaktoriellen Kovarianzanalyse mit Interaktion* die strukturelle Form

$$\upsilon_{ij} = \mu_{ij} + \varepsilon_{ij} \text{ mit } \varepsilon_{ij} \sim N(0, \sigma^2) \text{ u.i.v. für } i = 1, ..., I, j = 1, ..., n_i, \sigma^2 > 0 \tag{14}$$

und die Datenverteilungsform

$$\upsilon_{ij} \sim N(\mu_{ij}, \sigma^2) \text{ u.v. für } i = 1, ..., I, j = 1, ..., n_i, \tag{15}$$

wobei

$$\mu_{ij} := \mu_0 + \alpha_i + (\beta_0 + \gamma_i)x_{ij} \text{ mit } \alpha_1 := \gamma_i := 0. \tag{16}$$

Bemerkungen

- Die Form des ijten Erwartungswertparameters

$$\mu_{ij} := \mu_0 + \alpha_i + (\beta_0 + \gamma_i)x_{ij} \text{ mit } \alpha_1 := \gamma_1 := 0. \tag{17}$$

  definiert eine einfache lineare Regression für jedes $i = 1, .., I$, wobei
  - μ_0 und α_i Faktorlevel-unspezifische und -spezifische Offsetparameter sind und,
  - β_0 und γ_i Faktorlevel-unspezifische und -spezifische Steigungsparameter sind.

Kovarianzanalyse mit Interaktion

Theorem (Designmatrixform der $2 \times n$ einfaktoriellen Kovarianzanalyse mit Interaktion)

Gegeben sei die strukturelle Form eines einfaktoriellen Kovarianzanalysemodells mit Interaktion mit $I := 2$ und es sei $n := n_1 + n_2$ die Gesamtanzahl an Datenvariablen. Dann hat dieses Modell die Designmatrixform

$$\upsilon \sim N(X\beta, \sigma^2 I_n) \tag{18}$$

mit

$$\upsilon := \begin{pmatrix} \upsilon_{11} \\ \vdots \\ \upsilon_{1n_1} \\ \upsilon_{21} \\ \vdots \\ \upsilon_{2n_2} \end{pmatrix}, \quad X := \begin{pmatrix} 1 & 0 & x_{11} & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & x_{1n_1} & 0 \\ 1 & 1 & x_{21} & x_{21} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1 & x_{2n_2} & x_{2n_2} \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{n\times 4}, \quad \beta := \begin{pmatrix} \mu_0 \\ \alpha_2 \\ \beta_0 \\ \gamma_2 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^4 \text{ und } \sigma^2 > 0. \tag{19}$$

Bemerkungen

- Das Theorem folgt aus der Definition der strukturellen Form für $I := 2$

$$\begin{aligned} \mu_{1j} &:= \mu_0 + \alpha_1 + \beta_0 x_{1j} + \gamma_1 x_{1j} \\ \mu_{2j} &:= \mu_0 + \alpha_2 + \beta_0 x_{2j} + \gamma_2 x_{2j} \end{aligned} \tag{20}$$

  für $\alpha_1 := \gamma_1 := 0$ direkt aus den Regeln der Matrixmultiplikation.

Anwendungsbeispiel

Experimenteller Faktor/Studiengruppe ($I := 2, i = 1, 2$)

- Face-to-face vs. Online Psychotherapie

Parametrischer Regressor/Kovariate (x_{ij})

- Digitalaffinität

Abhängige Variable/Primäres Ergebnismaß (υ_{ij})

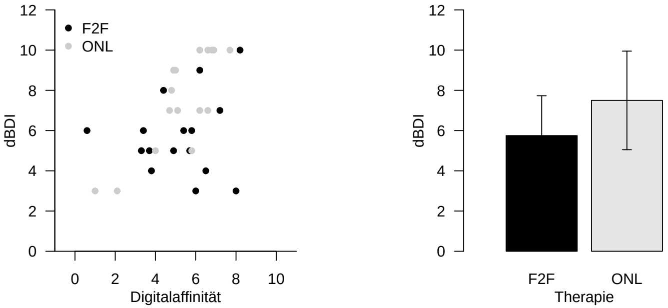
- Pre-Post-BDI-Differenzwerte

Kovarianzanalyse mit Interaktion

Beispieldatensatz

	Therapie	Dig.Affin	dBDI
1	F2F	3.7	5
2	F2F	5.4	6
3	F2F	3.3	5
4	F2F	8.2	10
5	F2F	5.7	5
6	F2F	3.4	6
7	F2F	6.0	3
8	F2F	6.5	4
9	F2F	6.2	9
10	F2F	4.4	8
17	ONL	5.0	9
18	ONL	6.9	10
19	ONL	6.6	7
20	ONL	6.2	7
21	ONL	6.8	10
22	ONL	6.6	10
23	ONL	5.1	7
24	ONL	1.0	3
25	ONL	6.2	10
26	ONL	4.9	9

Kovarianzanalyse mit Interaktion



Modellformulierung

Modell 1 | Additive Berücksichtigung der Kovariate

$$\upsilon_{ij} \sim N(\mu_{ij}, \sigma^2) \text{ mit } \mu_{ij} := \mu_0 + \alpha_i + \beta_0 x_{ij} \text{ und } \alpha_1 := 0 \text{ und } \sigma^2 > 0$$

$$\Leftrightarrow \upsilon \sim N(X\beta, \sigma^2 I_n) \text{ mit } X := \begin{pmatrix} 1 & 0 & x_{11} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & x_{1n_1} \\ 1 & 1 & x_{21} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1 & x_{2n_2} \end{pmatrix}, \beta := \begin{pmatrix} \mu_0 \\ \alpha_2 \\ \beta_0 \end{pmatrix} \text{ und } \sigma^2 > 0 \qquad (21)$$

Modell 2 | Additive und interaktive Berücksichtigung der Kovariate

$$\upsilon_{ij} \sim N(\mu_{ij}, \sigma^2) \text{ mit } \mu_{ij} := \mu_0 + \alpha_i + (\beta_0 + \gamma_i) x_{ij} \text{ und } \alpha_1 := \gamma_1 := 0 \text{ und } \sigma^2 > 0$$

$$\Leftrightarrow \upsilon \sim N(X\beta, \sigma^2 I_n) \text{ mit } X := \begin{pmatrix} 1 & 0 & x_{11} & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & x_{1n_1} & 0 \\ 1 & 1 & x_{21} & x_{21} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1 & x_{2n_2} & x_{2n_2} \end{pmatrix}, \beta := \begin{pmatrix} \mu_0 \\ \alpha_2 \\ \beta_0 \\ \gamma_2 \end{pmatrix} \text{ und } \sigma^2 > 0 \qquad (22)$$

Implementation

```r
```{r}
fname       = file.path("./14_Daten/14_Kovarianzanalyse-2.csv")          # Datensatzdateiname
D           = read.table(fname, sep = ",", header = TRUE)                # Datensatz
n_i         = c(sum(D$Therapie == "F2F"), sum(D$Therapie == "ONL"))      # Anzahl Datenpunkte pro Gruppe
y           = D$dBDI                                                     # Daten
n           = length(y)                                                  # Gesamtanzahldatenpunkte
XS          = list()                                                     # Model 1 und 2 Liste
CS          = list()                                                     # Kontrastgewichtsvektorenliste
XS[[1]]     = matrix(c(rep(1,n_i[1]), rep(1,n_i[2]),                     # \mu_0    Regressor
                  rep(0,n_i[1]), rep(1,n_i[2]),                          # \alpha_2 Regressor
                  D$Dig.Affin), nrow = n)                                # \beta_2  Regressor
XS[[2]]     = matrix(c(rep(1,n_i[1]), rep(1,n_i[2]),                     # \mu_0    Regressor
                  rep(0,n_i[1]), rep(1,n_i[2]),                          # \alpha_2 Regressor
                  D$Dig.Affin,                                           # \beta_2  Regressor
                  D$Dig.Affin*(c(rep(0,n_i[1]),rep(1,n_i[2])))),         # \gamma_2 Regressor
                  nrow = n)                                              # Zeilenanzahl
CS[[1]]     = matrix(c(0,1,0)  , nrow = 3)                               # Kontrastgewichtsvektor \alpha_2
CS[[2]]     = matrix(c(0,1,0,0), nrow = 4)                               # Kontrastgewichtsvektor \alpha_2
B           = list()                                                     # Betaparameterschätzerliste
S           = rep(NaN,2)                                                 # Varianzparameterschätzervektor
T           = rep(NaN,2)                                                 # T-Statistikvektor
for(i in 1:2){                                                           # Modell 1 und 2 Iterationen
  X           = XS[[i]]                                                  # Designmatrix
  p           = ncol(X)                                                  # Anzahl Betaparameter
  beta_hat    = solve(t(X) %*% X) %*% t(X) %*% y                         # Betaparameterschätzer vollständiges Modell
  eps_hat     = y - X %*% beta_hat                                       # Residuenvektor
  sigsqr_hat  = (t(eps_hat) %*% eps_hat)/(n-p)                           # Varianzparameterschätzer
  c           = CS[[i]]                                                  # Kontrastgewichtsvektor
  t_num       = t(c) %*% beta_hat                                        # Zähler der Zweistichproben-T-Teststatistik
  t_den       = sqrt(sigsqr_hat %*% t(c) %*% solve(t(X) %*% X) %*% c)    # Nenner der Zweistichproben-T-Teststatistik
  t           = t_num/t_den                                              # Wert der Zweistichproben-T-Teststatistik
  B[[i]]      = beta_hat                                                 # Betaparameterschätzer
  S[i]        = sigsqr_hat                                               # Varianzparameterschätzer
  T[i]        = t                                                        # T-Statistik
}
```
```

Kovarianzanalyse mit Interaktion

Ergebnisse

```
Modell 1 | Betaparameterschätzer   :  2.73 1.7 0.58
Modell 2 | Betaparameterschätzer   :  5.03 -3.47 0.14 0.99
Modell 1 | Varianzparameterschätzer:  3.92
Modell 2 | Varianzparameterschätzer:  3.15
Modell 1 | T-Statistik ONL Therapie:  2.43
Modell 2 | T-Statistik ONL Therapie:  -1.79
```

In Modell 1 wird der ONL Therapieeffekt positiv, in Modell 2 negativ geschätzt.

Entsprechend ist die T-Statistik für ONL Therapie in Modell 1 positiv, in Modell 2 negativ.

Der wahre, aber unbekannte, Betaparameterwert ist $\beta := (5, -3, 0, 1)^T$

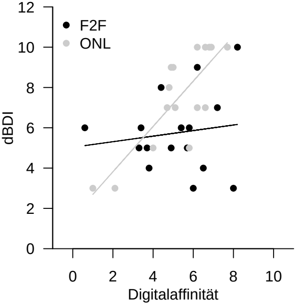
$\Rightarrow$ Die Abhängigkeit von Digitalaffinität kommt in der ONL Therapie zum Tragen, in F2F nicht.

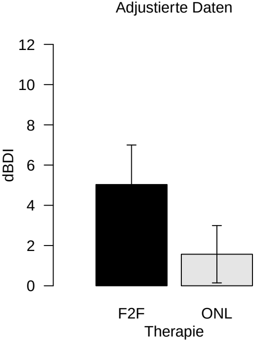
$\Rightarrow$ Der Haupteffekt der Therapieart ist schwierig zu beurteilen.

$\Rightarrow$ ONL Therapie ist bei niedriger Digitalaffinität nicht so wirksam wie F2F Therapie.

$\Rightarrow$ ONL Therapie ist bei hoher Digitalaffinität so wirksam wie F2F.

Kovarianzanalyse mit Interaktion





Vorbemerkungen

Additive Kovarianzanalyse

Kovarianzanalyse mit Interaktion