

# Formelsammlung zur Vorlesung Statistik I/II für Statistiker, Mathematiker und Informatiker (WS 08/09)

Diese Formelsammlung darf in der Klausur verwendet werden.  
Eigene Notizen und Ergänzungen dürfen eingefügt, aber keine  
zusätzlichen Blätter eingeheftet werden.

## Inhaltsverzeichnis

<b>1 Eindimensionale Merkmale</b>	<b>2</b>	5.4 Modus, Median und Quantile . . . . .	15
1.1 Häufigkeiten und Häufigkeitsverteilungen . . . . .	2	5.5 Erwartungswert, Varianz und Standardabweichung . . . . .	16
1.2 Lageparameter . . . . .	3	5.6 Rechenregeln und Eigenschaften von Erwartungswerten . . . . .	16
1.3 Quantile . . . . .	4	5.7 Spezielle diskrete Verteilungen . . . . .	17
1.4 Streuungsparameter . . . . .	5	5.8 Spezielle stetige Verteilungen . . . . .	17
<b>2 Zweidimensionale Merkmale</b>	<b>6</b>	5.9 Die Chi-Quadrat-, Student- und Fisher-Verteilung . . . . .	19
2.1 Gemeinsame Häufigkeiten, Randhäufigkeiten, bedingte Häufigkeiten . . . . .	6	<b>6 Zweidimensionale Zufallsvariablen und ihre Verteilungen</b>	<b>19</b>
2.2 Assoziation bei nominalen Merkmalen . . . . .	6	6.1 Definition zweidimensionaler Zufallsvariablen	19
2.3 Korrelationsrechnung für metrische und ordinale Merkmale . . . . .	7	6.2 Unabhängigkeit, Kovarianz und Korrelation	20
<b>3 Konzentrationsmaße</b>	<b>9</b>	<b>7 Ergänzungen zu Zufallsvariablen</b>	<b>22</b>
3.1 Lorenzkurve und Gini-Koeffizient . . . . .	9	7.1 Grenzwertsätze . . . . .	22
3.2 Konzentrationsrate $CR_g$ . . . . .	10	7.2 Approximation von Verteilungen . . . . .	23
3.3 Herfindahl-Index . . . . .	11	7.3 Ungleichung von Tschebyschew . . . . .	23
<b>4 Elementare Wahrscheinlichkeitsrechnung</b>	<b>11</b>	<b>8 Testen und Schätzen</b>	<b>23</b>
4.1 Rechenregeln für Wahrscheinlichkeiten . . . . .	11	8.1 Punktschätzung . . . . .	24
4.2 Kombinatorik . . . . .	12	8.2 Intervallschätzung . . . . .	26
4.3 Bedingte Wahrscheinlichkeiten . . . . .	13	8.3 Spezielle Schätzprobleme . . . . .	27
4.4 Satz von der totalen Wahrscheinlichkeit . . . . .	13	8.4 Testen von Hypothesen . . . . .	27
4.5 Formel von Bayes . . . . .	13	8.5 Spezielle Testprobleme . . . . .	28
4.6 Unabhängigkeit zweier Ereignisse . . . . .	13	8.5.1 Einstichproben-Testprobleme . . . . .	28
<b>5 Eindimensionale Zufallsvariablen und ihre Verteilungen</b>	<b>14</b>	8.5.2 Zweistichproben-Mittelwertsvergleiche . . . . .	30
5.1 Definition von diskreten und stetigen Zufallsvariablen und Dichten . . . . .	14	8.5.3 Weitere Testprobleme . . . . .	31
5.2 Die Verteilungsfunktion einer Zufallsvariablen	14	<b>9 Regressionsanalyse</b>	<b>37</b>
5.3 Zusammenhänge zwischen Dichten und Verteilungsfunktionen . . . . .	15	9.1 Lineare Einfachregression . . . . .	37

## 1 EINDIMENSIONALE MERKMALE

<b>10 Varianzanalyse</b>	<b>44</b>	12.1 Standardnormalverteilung . . . . .	48
10.1 Einfaktorielle Varianzanalyse . . . . .	44	12.2 Students $t$ -Verteilung . . . . .	49
10.2 Zweifaktorielle Varianzanalyse . . . . .	44	12.3 $\chi^2$ -Verteilung . . . . .	50
<b>11 Zeitreihenanalyse</b>	<b>46</b>	12.4 Poissonverteilung . . . . .	51
<b>12 Verteilungstabellen</b>	<b>48</b>	12.5 F-Verteilung . . . . .	52
		12.6 Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test . . . . .	57
		12.7 Wilcoxon-Rangsummen-Test . . . . .	58

## 1 Eindimensionale Merkmale

### 1.1 Häufigkeiten und Häufigkeitsverteilungen

#### Bezeichnungen:

- Urliste:  $x_1, \dots, x_n$
- geordnete Urliste:  $x_{(1)} \leq \dots \leq x_{(n)}$
- (kodierte) Merkmalsausprägungen:  $a_1 < \dots < a_k$
- absolute Häufigkeit der Ausprägung  $a_j$ :  

$$h_j = h(a_j) = \sum_{i=1}^n 1_{\{x_i=a_j\}}, \quad \text{mit } 1_{\{x_i=a_j\}} = \begin{cases} 1, & \text{falls } x_i = a_j, \\ 0, & \text{sonst,} \end{cases}$$
- relative Häufigkeit der Ausprägung  $a_j$ :  $f_j = f(a_j) = h_j/n,$

#### Häufigkeitsfunktion (-verteilung):

$$\text{absolut: } h(x) = \begin{cases} h_j, & x = a_j, \quad j = 1, \dots, k \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

$$\text{relativ: } f(x) = \begin{cases} f_j, & x = a_j, \quad j = 1, \dots, k \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

#### Empirische Verteilungsfunktion (kumulierte relative Häufigkeitsverteilung):

$$F(x) = \sum_{a_j \leq x} f(a_j)$$

**Klassenbildung (Gruppierung):**

- $k$  Klassen der Form  $[c_0, c_1), [c_1, c_2), \dots, [c_{k-1}, c_k)$
- Klassenbreite:  $d_j = c_j - c_{j-1} \quad j = 1, \dots, k$
- Klassenmitte:  $m_j = (c_j + c_{j-1})/2$
- absolute Häufigkeit der Klasse  $j$ :  $h_j = \sum_{a_i \in (c_{j-1}, c_j]} h(a_i)$
- relative Häufigkeit der Klasse  $j$ :  $f_j = h_j/n$

**Histogramm (flächentreue Häufigkeitsverteilung):**

$$\text{„Blockhöhe (abzutragende Höhe)“} = \tilde{f}(x) = \begin{cases} f_j/d_j & x \in [c_{j-1}, c_j) \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad \text{für } j = 1, \dots, k.$$

**1.2 Lageparameter****Modus:**

$x_{mod}$ : Ausprägung mit der größten Häufigkeit

- nichtklassierte Daten:  $x_{mod} = \{a_j \mid h_j = \max_{a_i} h_i\}$
- klassierte Daten:

$$x_{mod} = c_{j-1} + \frac{\tilde{f}_j - \tilde{f}_{j-1}}{2\tilde{f}_j - \tilde{f}_{j-1} - \tilde{f}_{j+1}}(c_j - c_{j-1}), \quad \tilde{f}_j := \tilde{f}(x), \quad x \in [c_{j-1}, c_j]$$

mit  $j$  : Modalklasse

**Median:**

- nichtklassierte Daten:

$$x_{med} = \begin{cases} x_{(\frac{n+1}{2})} & n \text{ ungerade} \\ \frac{1}{2} (x_{(\frac{n}{2}+1)} + x_{(\frac{n}{2})}) & n \text{ gerade} \end{cases}$$

- klassierte Daten:

$$x_{med} = c_{j-1} + \frac{0.5 - F(c_{j-1})}{F(c_j) - F(c_{j-1})}(c_j - c_{j-1}), \quad \text{mit Medianklasse } j$$

**Arithmetisches Mittel (Durchschnittswert):**

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

**Harmonisches Mittel:**

$$\bar{x}_H = \frac{\sum_{i=1}^n g_i}{\sum_{i=1}^n \frac{g_i}{x_i}}, \quad g_i : \text{Gewicht der } i\text{-ten Beobachtung}$$

**Geometrisches Mittel:**

$$x_G = \sqrt[n]{x_1 \cdot \dots \cdot x_n}$$

mittleres Entwicklungstempo:

$$i_G = \sqrt[r]{i_1 \cdot \dots \cdot i_n}, \quad i_t = \frac{x_t}{x_{t-1}}, \quad t = 1, \dots, n$$

**Gewichtetes arithmetisches Mittel:**

$$\bar{x}_w = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad \text{wobei} \quad \sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad \text{und} \quad 0 \leq w_i \leq 1 \quad \text{für alle } i$$

*Spezialfall:* arithmetisches Mittel für  $w_i = 1/n$ .

**Arithmetisches Mittel bei Schichtenbildung:**

$$\bar{x} = \frac{1}{n} (n_1 \bar{x}_1 + \dots + n_r \bar{x}_r) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^r n_j \bar{x}_j$$

**1.3 Quantile**

Jeder Wert  $x_p$ , mit  $0 < p < 1$ , für den mindestens ein Anteil  $p$  der Daten  $\leq x_p$  und mindestens ein Anteil  $1 - p$  der Daten  $\geq x_p$  ist, heißt  $p$ -Quantil:

$$\frac{\text{Anzahl}(x\text{-Werte} \leq x_p)}{n} \geq p \quad \text{und} \quad \frac{\text{Anzahl}(x\text{-Werte} \geq x_p)}{n} \geq 1 - p.$$

Äquivalent dazu ist:  $x_p$  ist der kleinste  $x$ -Wert, für den  $F(x) \geq p$  gilt, d.h.

$$F(x) < p \text{ für } x < x_p \quad \text{und} \quad F(x_p) \geq p.$$

Damit gilt für das  $p$ -Quantil

- bei nichtklassierten Daten:

$$\begin{aligned} x_p &= x_{([np]+1)} && \text{wenn } np \text{ nicht ganzzahlig,} \\ x_p &\in [x_{(np)}, x_{(np+1)}] && \text{wenn } np \text{ ganzzahlig.} \end{aligned}$$

- bei klassierten Daten:

$$x_p = c_{j-1} + \frac{p - F(c_{j-1})}{F(c_j) - F(c_{j-1})}(c_j - c_{j-1}), \quad p \in (0, 1), \quad \text{mit } j \text{ Quantilkategorie}$$

*Speziell:*  $x_{0.5} = \text{Median}$ ,  $x_{0.25} = \text{unteres Quartil}$ ,  $x_{0.75} = \text{oberes Quartil}$

## 1.4 Streuungsparameter

Spannweite:

$$SP = x_{(n)} - x_{(1)} = x_{\max} - x_{\min}$$

Quantilsabstand:

$$x_{1-p} - x_p$$

Interquartilsabstand:

$$d_Q = x_{0.75} - x_{0.25}$$

Empirische Varianz (mittlere quadratische Abweichung):

Urliste:  $\tilde{s}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 \right) - \bar{x}^2$

Häufigkeitsdaten:  $\tilde{s}^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^k (a_j - \bar{x})^2 h(a_j)$  bzw.  $\tilde{s}^2 = \sum_{j=1}^k (a_j - \bar{x})^2 f(a_j)$

Empirische Standardabweichung:

$$\tilde{s} = +\sqrt{\tilde{s}^2}$$

Stichprobenvarianz:

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

Variationskoeffizient:

$$v = \frac{\tilde{s}}{\bar{x}} \quad (\bar{x} > 0)$$

Streuungszerlegung:

Für  $r$  disjunkte statistische Massen  $E_1, \dots, E_r$ , deren jeweilige arithmetische Mittel bzw. mittlere quadratische Abweichungen mit  $\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_r$  bzw.  $\tilde{s}_1^2, \dots, \tilde{s}_r^2$  bezeichnet sind, berechnet sich die mittlere quadratische Abweichung für die Gesamtmasse folgendermaßen:

$$\tilde{s}_{Ges}^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^r n_j \tilde{s}_j^2 + \frac{1}{n} \sum_{j=1}^r n_j (\bar{x}_j - \bar{x}_{Ges})^2$$

wobei  $n_j = |E_j|$  und  $\bar{x}_{Ges} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^r n_j \bar{x}_j$ .

## 2 Zweidimensionale Merkmale

### 2.1 Gemeinsame Häufigkeiten, Randhäufigkeiten, bedingte Häufigkeiten

Bezeichnungen:

- Urliste:  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$
- Merkmalsausprägungen:  $a_1, a_2, \dots, a_k$  für  $X$  bzw.  $b_1, b_2, \dots, b_m$  für  $Y$

Gemeinsame Häufigkeiten:

$$h_{ij} = h(a_i, b_j) = \sum_{\ell=1}^n 1_{\{x_\ell=a_i\}} 1_{\{y_\ell=b_j\}}$$

absolute Häufigkeiten

$$f_{ij} = f(a_i, b_j) = \frac{h_{ij}}{n}$$

relative Häufigkeiten

Randhäufigkeiten:

$$h_{i\bullet} = \sum_{j=1}^m h_{ij}, \quad h_{\bullet j} = \sum_{i=1}^k h_{ij}$$

(absolut)

$$f_{i\bullet} = \frac{h_{i\bullet}}{n} = f_X(a_i), \quad f_{\bullet j} = \frac{h_{\bullet j}}{n} = f_Y(b_j)$$

(relativ)

Bedingte relative Häufigkeiten:

$$f_X(a_i|b_j) = \frac{f(a_i, b_j)}{f_Y(b_j)} = \frac{h_{ij}}{h_{\bullet j}}, \quad f_Y(b_j|a_i) = \frac{f(a_i, b_j)}{f_X(a_i)} = \frac{h_{ij}}{h_{i\bullet}}$$

### 2.2 Assoziation bei nominalen Merkmalen

$\chi^2$ -Koeffizient:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^m \frac{(h_{ij} - \tilde{h}_{ij})^2}{\tilde{h}_{ij}} = n \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^m \frac{(f_{ij} - \tilde{f}_{ij})^2}{\tilde{f}_{ij}}$$

wobei  $\tilde{h}_{ij} = \frac{h_{i\bullet} h_{\bullet j}}{n}$ ,  $\tilde{f}_{ij} = f_{i\bullet} f_{\bullet j}$ .

Kontingenzkoeffizient:

$$K = \sqrt{\frac{\chi^2}{\chi^2 + n}}$$

korrigierter Kontingenzkoeffizient:

$$K^* = \frac{K}{K_{max}}$$

mit:  $K_{max} = \sqrt{\frac{M-1}{M}}$ , wobei  $M = \min\{k; m\}$ .

Chance (odds) bzw. Risiko:

$$\gamma(j_1, j_2 | i) = \gamma_{Y|X}(b_{j_1}, b_{j_2} | a_i) = \frac{h_{i j_1}}{h_{i j_2}}$$

Relative Chance (odds ratio):

$$\gamma(j_1, j_2 | i_1, i_2) = \gamma_{Y|X}(b_{j_1}, b_{j_2} | a_{i_1}, a_{i_2}) = \frac{\frac{h_{i_1 j_1}}{h_{i_1 j_2}}}{\frac{h_{i_2 j_1}}{h_{i_2 j_2}}} = \frac{h_{i_1 j_1} h_{i_2 j_2}}{h_{i_1 j_2} h_{i_2 j_1}}$$

Spezialfall: Vierfeldertafel

$\chi^2$ -Koeffizient:

a	b	a+b
c	d	c+d
a+c	b+d	n

$$\chi^2 = \frac{n(ad - bc)^2}{(a+b)(a+c)(b+d)(c+d)}$$

Kreuzproduktverhältnis (Odds-Ratio, relative Chance):

$$\begin{vmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{vmatrix} \quad \gamma = \frac{h_{11}/h_{12}}{h_{21}/h_{22}} = \frac{h_{11}h_{22}}{h_{12}h_{21}}.$$

## 2.3 Korrelationsrechnung für metrische und ordinale Merkmale

Bravais-Pearson-Korrelationskoeffizient

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - n \bar{x} \bar{y}}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - n \bar{x}^2\right) \left(\sum_{i=1}^n y_i^2 - n \bar{y}^2\right)}}$$

Rangkorrelationskoeffizient von Spearman

$$r_{SP} = \frac{\sum_{i=1}^n (rg(x_i) - \bar{rg}_X)(rg(y_i) - \bar{rg}_Y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (rg(x_i) - \bar{rg}_X)^2 \sum_{i=1}^n (rg(y_i) - \bar{rg}_Y)^2}}$$

Alternative Darstellungsform (bei Abwesenheit von Bindungen)

$$r_{SP} = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)}$$

mit  $d_i = rg(x_i) - rg(y_i)$

korrigierter Rangkorrelationskoeffizient (bei Vorliegen von Bindungen)

$$r_{SP}^* = \frac{n(n^2 - 1) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k s_i(s_i^2 - 1) - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m r_j(r_j^2 - 1) - 6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{\sqrt{n(n^2 - 1) - \sum_{i=1}^k s_i(s_i^2 - 1)} \sqrt{n(n^2 - 1) - \sum_{j=1}^m r_j(r_j^2 - 1)}}$$

mit  $s_i = \sum_{\ell=1}^n 1_{\{x_\ell = a_i\}}, \quad i = 1, \dots, k$ , und  $r_j = \sum_{\ell=1}^m 1_{\{x_\ell = b_j\}}, \quad j = 1, \dots, m$

Kendall's  $\tau$  ohne Bindungen

- Sei  $(x_i, y_i)$  das Beobachtungstupel des  $i$ -ten Merkmalsträgers. Wir betrachten nun ein Paar von Beobachtungstupeln  $(x_i, y_i)$  und  $(x_j, y_j)$ . Sei o.B.d.A.  $x_i < x_j$ . Das Paar heißt **konkordant**, wenn auch  $y_i < y_j$ . Das Paar heißt **diskordant**, wenn  $y_i > y_j$ . Insgesamt gibt es  $\binom{n}{2} = \frac{n(n-1)}{2}$  Paare, die man überprüfen muss. Dabei gelten die folgenden Bezeichnungen:
  - $N_c$  = Anzahl der konkordanten Paare
  - $N_d$  = Anzahl der diskordanten Paare

$$\tau = \frac{N_c - N_d}{\frac{1}{2}(n(n-1))}$$

**Kendall's  $\tau$  mit Bindungen**

- Ist ein Paar weder konkordant noch diskordant, ist es ein **Tie** bzw. eine **Bindung**, d.h. entweder gilt  $x_i = x_j$  oder  $y_i = y_j$  oder beides:
- $N_c$  und  $N_d$  wie im Fall ohne Bindungen
- $T_x$  = Anzahl der Paare mit  $x_i = x_j$  aber  $y_i \neq y_j$  (x-Ties)
- $T_y$  = Anzahl der Paare mit  $y_i = y_j$  aber  $x_i \neq x_j$  (y-Ties)
- $T_{xy}$  = Anzahl der Paare mit  $x_i = x_j$  und zugleich  $y_i = y_j$  (spielen keine Rolle für die Berechnung)
- Da für jedes zu überprüfende Paar nur einer der oberen fünf Fälle in Frage kommt, gilt also:  $\binom{n}{2} = \frac{n(n-1)}{2} = N_c + N_d + T_x + T_y + T_{xy}$

$$\tau = \frac{N_c - N_d}{\sqrt{(N_c + N_d + T_x)(N_c + N_d + T_y)}}$$

**3 Konzentrationsmaße****3.1 Lorenzkurve und Gini-Koeffizient****Lorenzkurve:**

Für die geordnete Urliste  $x_{(1)} \leq \dots \leq x_{(n)}$  ergibt sich die *Lorenzkurve* als Streckenzug durch die Punkte

$$(0, 0), (u_1, v_1), \dots, (u_n, v_n) = (1, 1)$$

mit

$$u_j = j/n \quad \text{und} \quad v_j = \frac{\sum_{i=1}^j x_{(i)}}{\sum_{i=1}^n x_{(i)}}.$$

Bei Häufigkeitsdaten mit den Klassenmittnen  $a_1, \dots, a_k$ :

$$\tilde{u}_j = \sum_{i=1}^j h_i/n = \sum_{i=1}^j f_i \quad \text{und} \quad \tilde{v}_j = \frac{\sum_{i=1}^j f_i a_i}{\sum_{i=1}^k f_i a_i} = \frac{\sum_{i=1}^j h_i a_i}{n \bar{x}} \quad j = 1, \dots, k.$$

**Gini-Koeffizient:**

$$\begin{aligned} G &= \frac{\text{Fläche zwischen Diagonale und Lorenzkurve}}{\text{Fläche zwischen Diagonale und } u\text{-Achse}} \\ &= 2 \cdot \text{Fläche zwischen Diagonale und Lorenzkurve} \end{aligned}$$

Geordnete Urliste:

$$G = \frac{2 \sum_{i=1}^n i x_{(i)}}{n \sum_{i=1}^n x_{(i)}} - \frac{n+1}{n}.$$

Häufigkeitsdaten mit den Klassenmittnen  $a_1 < \dots < a_k$ :

$$G = 1 - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^k h_j (\tilde{v}_{j-1} + \tilde{v}_j)$$

bzw.

$$G = \frac{\sum_{i=1}^k (\tilde{u}_{i-1} + \tilde{u}_i) h_i a_i}{\sum_{i=1}^k h_i a_i} - 1, \quad \text{wobei} \quad \tilde{u}_i = \sum_{j=1}^i h_j / n, \quad \tilde{v}_i = \sum_{j=1}^i f_j a_j / \sum_{j=1}^k f_j a_j.$$

Normierter Gini-Koeffizient (Lorenz-Münzner-Koeffizient):

$$G^* = \frac{n}{n-1} G, \quad G^* \in [0; 1]$$

**3.2 Konzentrationsrate  $CR_g$** **Konzentrationsrate  $CR_g$ :**

Für vorgegebenes  $g$  und  $x_1 \leq \dots \leq x_n$  bildet man

$$CR_g = \sum_{i=n-g+1}^n p_i, \quad \text{wobei} \quad p_i = \frac{x_i}{\sum_{j=1}^n x_j}$$

den Merkmalsanteil der  $i$ -ten Einheit bezeichnet.

### 3.3 Herfindahl-Index

Herfindahl-Index:

$$H = \sum_{i=1}^n p_i^2, \quad \text{wobei } p_i = \frac{x_i}{\sum_{j=1}^n x_j}.$$

## 4 Elementare Wahrscheinlichkeitsrechnung

### 4.1 Rechenregeln für Wahrscheinlichkeiten

Axiome von Kolmogorow:

- $P(A) \geq 0$  für jedes Ereignis A
- $P(\Omega) = 1$
- $P(A_1 \cup A_2 \cup A_3 \cup \dots) = P(A_1) + P(A_2) + P(A_3) + \dots$   
für endlich oder abzählbar unendlich viele paarweise disjunkte Ereignisse, d.h. Ereignisse mit  $A_i \cap A_j = \emptyset$  für alle  $i \neq j$

Folgerungen:

- $P(A) \leq 1$
- $P(\emptyset) = 0$
- Aus  $A \subset B$  folgt  $P(A) \leq P(B)$
- $P(\bar{A}) = 1 - P(A)$

Allgemeiner Additionssatz für  $n = 2$ :

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$$

Allgemeiner Additionssatz für  $n = 3$ :

$$P(A \cup B \cup C) = P(A) + P(B) + P(C) - P(A \cap B) - P(A \cap C) - P(B \cap C) + P(A \cap B \cap C)$$

Allgemeiner Additionssatz (Ein- und Ausschlußformel für abhängige Ereignisse):

$$\begin{aligned} P(E_1 \cup E_2 \cup \dots \cup E_n) &= \sum_{i=1}^n P(E_i) - \sum_{i_1 < i_2} P(E_{i_1} \cap E_{i_2}) + \dots \\ &+ (-1)^{r+1} \sum_{i_1 < i_2 < \dots < i_r} P(E_{i_1} \cap E_{i_2} \cap \dots \cap E_{i_r}) + \dots \\ &+ (-1)^{n+1} P(E_1 \cap E_2 \cap \dots \cap E_n) \end{aligned}$$

(Die Summation  $\sum_{i_1 < i_2 < \dots < i_r} P(E_{i_1} \cap E_{i_2} \cap \dots \cap E_{i_r})$  läuft über alle  $\binom{n}{r}$  möglichen Teilmengen von  $\{1, 2, \dots, n\}$ .)

### 4.2 Kombinatorik

Anzahl möglicher Stichproben vom Umfang  $N$  aus Grundgesamtheit vom Umfang  $N$ :

- Permutation ohne Wiederholung:  $P(N) = N!$ .
- Permutation mit Wiederholung:

$$P^W(N|g_1, \dots, g_r) = \frac{N!}{g_1! \dots g_r!}$$

mit  $r$  Gruppen mit jeweils gleichen Elementen. Es muss gelten  $g_1 + \dots + g_r = N$ .

Anzahl möglicher Stichproben vom Umfang  $n$  aus Grundgesamtheit vom Umfang  $N$ :

- Kombination ohne Wiederholung: Modell ohne Zurücklegen ohne Berücksichtigung der Reihenfolge  $K(N, n) = \binom{N}{n}$ .
- Kombination mit Wiederholung: Modell mit Zurücklegen ohne Berücksichtigung der Reihenfolge  $K^W(N, n) = \binom{N+n-1}{n}$ .
- Variation ohne Wiederholung: Modell ohne Zurücklegen mit Berücksichtigung der Reihenfolge  $V(N, n) = \frac{N!}{(N-n)!}$ .
- Variation mit Wiederholung: Modell mit Zurücklegen mit Berücksichtigung der Reihenfolge  $V^W(N, n) = N^n$ .

### 4.3 Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Definition:

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}, \quad \text{falls } P(B) > 0$$

Folgerungen:

- $P(A \cap B) = P(A|B)P(B)$ , falls  $P(B) > 0$
- $P(B \cap A) = P(B|A)P(A)$ , falls  $P(A) > 0$
- $P(A_1 \cap \dots \cap A_m) = P(A_1)P(A_2|A_1) \cdot \dots \cdot P(A_m|A_1 \cap \dots \cap A_{m-1})$ , falls  $P(A_1 \cap \dots \cap A_{m-1}) > 0$ .

### 4.4 Satz von der totalen Wahrscheinlichkeit

Sei  $A_1, \dots, A_k$  eine disjunkte Zerlegung von  $\Omega$ , dann gilt für jedes Ereignis  $B \subset \Omega$

$$P(B) = \sum_{i=1}^k P(B|A_i)P(A_i).$$

### 4.5 Formel von Bayes

Sei  $A_1, \dots, A_k$  eine disjunkte Zerlegung von  $\Omega$ , wobei für mindestens ein  $i$ ,  $i = 1, \dots, k$ ,  $P(A_i) > 0$  und  $P(B|A_i) > 0$  erfüllt ist, dann gilt

$$P(A_j|B) = \frac{P(B|A_j)P(A_j)}{\sum_{i=1}^k P(B|A_i)P(A_i)} = \frac{P(B|A_j)P(A_j)}{P(B)} \quad \text{für jedes } j = 1, \dots, k.$$

### 4.6 Unabhängigkeit zweier Ereignisse

Zwei Ereignisse  $A$  und  $B$  heißen (stochastisch) unabhängig, wenn gilt

$$P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B)$$

bzw.  $P(A|B) = P(A)$ , falls  $P(B) > 0$  bzw.  $P(B|A) = P(B)$ , falls  $P(A) > 0$ .

### 5 Eindimensionale Zufallsvariablen und ihre Verteilungen

#### 5.1 Definition von diskreten und stetigen Zufallsvariablen und Dichten

Diskrete Zufallsvariable:

Eine ZV  $X$  heißt *diskret*, falls der Wertebereich von  $X$  nur endlich oder abzählbar unendlich viele Werte  $x_1, x_2, \dots, x_k, \dots$  annehmen kann.

Wahrscheinlichkeitsfunktion (Dichte):

$$f(x) = \begin{cases} P(X = x_i) = p_i & \text{für } x = x_i \in \{x_1, x_2, \dots, x_k, \dots\} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

Stetige Zufallsvariable:

Eine ZV  $X$  heißt *stetig*, wenn es eine Funktion  $f(x) \geq 0$  gibt, so dass für jedes Intervall  $[a, b]$  gilt:

$$P(a \leq X \leq b) = \int_a^b f(x)dx$$

- Die Funktion  $f(x)$  heißt **Dichte** von  $X$
- Es gilt:  $P(X = x) = 0$  für alle  $x \in \mathbb{R}$ .

#### 5.2 Die Verteilungsfunktion einer Zufallsvariablen

Verteilungsfunktion einer Zufallsvariablen:

$$F(x) = P(X \leq x), \quad x \in \mathbb{R}$$

Rechenregeln:

- $P(X = x) = F(x) - P(X < x)$
- $P(X > x) = 1 - F(x)$
- $P(a < X \leq b) = F(b) - F(a)$ , falls  $a < b$
- $P(a \leq X \leq b) = F(b) - F(a) + P(X = a)$   
speziell:  $P(a \leq X \leq b) = F(b) - F(a)$  für stetige Verteilungen
- $P(a < X < b) = F(b) - F(a) - P(X = b)$
- $P(a \leq X < b) = F(b) - F(a) + P(X = a) - P(X = b)$

### 5.3 Zusammenhänge zwischen Dichten und Verteilungsfunktionen

Im diskreten Fall:

$$\begin{aligned} F(x) &= \sum_{x_i \leq x} f(x_i) = \sum_{x_i \leq x} P(X = x_i) \\ P(a \leq X \leq b) &= \sum_{a \leq x_i \leq b} f(x_i) = \sum_{a \leq x_i \leq b} P(X = x_i) \\ f(x_i) = P(X = x_i) &= F(x_i) - F(x_{i-1}) \end{aligned}$$

Im stetigen Fall:

$$\begin{aligned} F(x) &= \int_{-\infty}^x f(t) dt \\ P(a \leq X \leq b) &= \int_a^b f(t) dt \end{aligned}$$

$$f(x) = F'(x) = \frac{dF(x)}{dx}, \quad \text{falls } F(x) \text{ an der Stelle } x \text{ differenzierbar ist.}$$

### 5.4 Modus, Median und Quantile

Modus:

$x_{\text{mod}}$ : Jeder Wert  $x$ , an dem  $f(x)$  maximal ist.

Quantile:

- Jeder Wert  $x_p$  mit  $0 < p < 1$ , für den

$$P(X \geq x_p) \geq 1 - p \quad \text{und} \quad P(X \leq x_p) \geq p$$

gilt, heißt  $p$ -Quantil einer diskreten Verteilung.

- Jeder Wert  $x_p$  mit  $F(x_p) = p$  heißt  $p$ -Quantil einer stetigen Verteilung.

Median:

Jedes 50%-Quantil heißt Median ( $p = 0.5$ ).

### 5.5 Erwartungswert, Varianz und Standardabweichung

Erwartungswert:

$$\mu = E(X) = \begin{cases} \sum_x xf(x), & \text{falls } X \text{ diskret} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x) dx, & \text{falls } X \text{ stetig} \end{cases}$$

Varianz:

$$\sigma^2 = \text{Var}(X) = \begin{cases} \sum_x (x - E(X))^2 f(x), & \text{falls } X \text{ diskret} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} (x - E(X))^2 f(x) dx, & \text{falls } X \text{ stetig} \end{cases}$$

Standardabweichung:

$$\sigma = +\sqrt{\sigma^2} = +\sqrt{\text{Var}(X)}$$

### 5.6 Rechenregeln und Eigenschaften von Erwartungswerten

Transformation:

- Die Zufallsvariable  $Y = g(X)$  besitzt den Erwartungswert

$$E(Y) = \begin{cases} \sum_x g(x)f(x), & \text{falls } X \text{ diskret} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} g(x)f(x) dx, & \text{falls } X \text{ stetig} \end{cases}$$

- Spezialfall: lineare Transformation

$$\begin{aligned} E(aX + b) &= aE(X) + b \quad \text{für alle } a, b \in \mathbb{R} \\ \text{Var}(aX + b) &= a^2 \text{Var}(X) \end{aligned}$$

Verschiebungssatz:

$$\text{Var}(X) = E(X^2) - [E(X)]^2$$

## 5.7 Spezielle diskrete Verteilungen

Verteilung	Wahrscheinlichkeitsfunktion	$E(X)$	$\text{Var}(X)$
$X \sim Ber(\pi)$ Bernoulliverteilung	$f(x) = \begin{cases} \pi & \text{für } x = 1, \\ 1 - \pi & \text{für } x = 0, \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$	$\pi$	$\pi(1 - \pi)$
$X \sim G(\pi)$ Geometrische Verteilung	$f(x) = (1 - \pi)^{x-1}\pi \quad \text{für } x = 1, 2, \dots$	$\frac{1}{\pi}$	$\frac{1 - \pi}{\pi^2}$
$X \sim B(n, \pi)$ Binomialverteilung	$f(x) = \begin{cases} \binom{n}{x} \pi^x (1 - \pi)^{n-x} & \text{für } x = 0, 1, \dots, n \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$	$n\pi$	$n\pi(1 - \pi)$
$X \sim NB(r, \pi)$ negative Binomialverteilung	$f(x) = \begin{cases} \binom{x-1}{r-1} \pi^r (1 - \pi)^{x-r} & \text{für } x = r, r+1, \dots \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$	$\frac{r}{\pi}$	$\frac{r(1 - \pi)}{\pi^2}$
$X \sim H(n, M, N)$ Hypergeometrische Verteilung	$f(x) = \frac{\binom{M}{x} \binom{N-x}{n-x}}{\binom{N}{n}} \quad \text{für } x \in \tau$	$n\frac{M}{N}$	s.u.
$X \sim Po(\lambda)$ Poissonverteilung	$f(x) = \begin{cases} \frac{\lambda^x}{x!} e^{-\lambda} & \text{für } x = 0, 1, 2, \dots \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad (\lambda > 0)$	$\lambda$	$\lambda$

Varianz der hypergeometrischen Verteilung:  $\text{Var}(X) = n\frac{M}{N} \left(1 - \frac{M}{N}\right) \frac{N-n}{N-1}$

## 5.8 Spezielle stetige Verteilungen

**Stetige Gleichverteilung:**  $X \sim U[a; b]$

Dichte und Verteilungsfunktion:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & \text{für } a \leq x \leq b, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \quad F(x) = \begin{cases} 0, & x < a, \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b, \\ 1, & x > b. \end{cases}$$

Erwartungswert und Varianz:

$$E(X) = \frac{a+b}{2}, \quad \text{Var}(X) = \frac{(b-a)^2}{12}.$$

**Exponentialverteilung:**  $X \sim Exp(\lambda)$

Dichte und Verteilungsfunktion:

$$f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & \text{für } x \geq 0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}. \quad F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\lambda x}, & x \geq 0, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \quad (\lambda > 0)$$

Erwartungswert und Varianz:

$$E(X) = \frac{1}{\lambda}, \quad \text{Var}(X) = \frac{1}{\lambda^2}.$$

**Normalverteilung:**  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$

Dichte:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad \text{für } x \in \mathbb{R}$$

Erwartungswert und Varianz:

$$E(X) = \mu, \quad \text{Var}(X) = \sigma^2.$$

**Weibullverteilung:**  $X \sim W(\lambda, \alpha)$

Dichte und Verteilungsfunktion:

$$f(x) = \begin{cases} \lambda\alpha(\lambda x)^{\alpha-1} \exp(-(\lambda x)^\alpha), & \text{für } x \geq 0, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \quad F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-(\lambda x)^\alpha}, & x \geq 0, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \quad (\lambda, \alpha > 0)$$

Erwartungswert und Varianz:

$$E(X) = \frac{1}{\lambda} \Gamma\left(\frac{\alpha+1}{\alpha}\right), \quad \text{Var}(X) = \frac{1}{\lambda^2} \left( \Gamma\left(\frac{\alpha+2}{\alpha}\right) - \left[ \Gamma\left(\frac{\alpha+1}{\alpha}\right) \right]^2 \right)$$

mit

$$\Gamma(x) = \int_0^\infty e^{-t} t^{x-1} dt \quad (x > 0).$$

## 5.9 Die Chi-Quadrat-, Student- und Fisher-Verteilung

**Chi-Quadrat-( $\chi^2$ -)Verteilung:**

$$Z = \sum_{i=1}^n X_i^2 \sim \chi_n^2 \quad \text{d.h. } \chi^2\text{-verteilt mit } n \text{ Freiheitsgraden}$$

falls  $X_1, \dots, X_n$  unabhängige, standardnormalverteilte Zufallsvariablen sind

**Student-(t-)Verteilung:**

$$T = \frac{X}{\sqrt{Z/n}} \sim t_n \quad \text{d.h. } t\text{-verteilt mit } n \text{ Freiheitsgraden}$$

falls  $X$  standardnormalverteilt,  $Z \sim \chi_n^2$ -verteilt und  $X$  und  $Z$  unabhängig sind

**Fisher-(F-)Verteilung:**

$$Z = \frac{X/m}{Y/n} \sim F_{m,n} \quad \text{d.h. } F\text{-verteilt mit } m \text{ und } n \text{ Freiheitsgraden}$$

falls  $X \sim \chi_m^2$ - und  $Y \sim \chi_n^2$ -verteilt und unabhängig sind.

## 6 Zweidimensionale Zufallsvariablen und ihre Verteilungen

### 6.1 Definition zweidimensionaler Zufallsvariablen

**Zweidimensionale diskrete Zufallsvariable:**

Seien  $X$  und  $Y$  zwei diskrete ZV, wobei  $X$  die Werte  $x_1, x_2, \dots$  und  $Y$  die Werte  $y_1, y_2, \dots$  annehmen kann, so ist  $(X, Y)$  eine *zweidimensionale diskrete Zufallsvariable* mit Werten  $(x_i, y_j)$ ,  $i = 1, 2, \dots$ ,  $j = 1, 2, \dots$

**Gemeinsame Wahrscheinlichkeitsfunktion:**

$$f(x, y) = \begin{cases} P(X = x, Y = y) & \text{für } (x, y) \in \{(x_1, y_1), (x_1, y_2), \dots\} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

**Randverteilungen:**

$$f_X(x) = P(X = x) = \sum_j f(x, y_j) \quad \text{und} \quad f_Y(y) = P(Y = y) = \sum_i f(x_i, y)$$

**Zweidimensionale stetige Zufallsvariable:**

Die Zufallsvariablen  $X$  und  $Y$  sind *gemeinsam stetig verteilt*, wenn es eine **zweidimensionale Dichtefunktion**  $f(x, y) \geq 0$  gibt, so daß gilt

$$P(a \leq X \leq b, c \leq Y \leq d) = \int_a^b \int_c^d f(x, y) dy dx.$$

**Randdichten:**

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy \quad \text{und} \quad f_Y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx$$

**Bedingte Wahrscheinlichkeitsfunktionen/Dichten:**

$$f_X(x|y) = \frac{f(x, y)}{f_Y(y)} \quad \text{und} \quad f_Y(y|x) = \frac{f(x, y)}{f_X(x)}$$

**Gemeinsame Verteilungsfunktion:**

$$F(x, y) = P(X \leq x, Y \leq y) = \begin{cases} \sum_{x_i \leq x} \sum_{y_j \leq y} f(x_i, y_j) & \text{(diskret)} \\ \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y f(u, v) dv du & \text{(stetig)} \end{cases}$$

### 6.2 Unabhängigkeit, Kovarianz und Korrelation

**Unabhängigkeit von zwei Zufallsvariablen:**

Zwei Zufallsvariablen  $X$  und  $Y$  heißen unabhängig, wenn für alle  $x$  und  $y$  gilt

$$f(x, y) = f_X(x)f_Y(y)$$

**Kovarianz:**

$$\begin{aligned}\text{Cov}(X, Y) &= E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\} \\ &= \begin{cases} \sum_i \sum_j f(x_i, y_j)(x_i - E(X))(y_j - E(Y)) & (\text{diskret}) \\ \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y)(x - E(X))(y - E(Y)) dx dy & (\text{stetig}) \end{cases}\end{aligned}$$

**Verschiebungssatz:**

$$\begin{aligned}\text{Cov}(X, Y) &= E(X \cdot Y) - E(X) \cdot E(Y) \\ \text{mit } E(X \cdot Y) &= \begin{cases} \sum_i \sum_j f(x_i, y_j)x_i y_j & (\text{diskret}) \\ \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} xyf(x, y) dy dx & (\text{stetig}) \end{cases}\end{aligned}$$

**Lineare Transformation:**

Für die Zufallsvariablen  $\tilde{X} = a_X X + b_X$  und  $\tilde{Y} = a_Y Y + b_Y$  gilt

$$\text{Cov}(\tilde{X}, \tilde{Y}) = a_X a_Y \text{Cov}(X, Y)$$

**Korrelationskoeffizient:**

$$\rho = \rho(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{Var}(X)} \sqrt{\text{Var}(Y)}} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$$

**Unkorreliertheit:**

Die Zufallsvariablen  $X$  und  $Y$  heißen unkorreliert, wenn gilt

$$\rho(X, Y) = 0 \quad \text{bzw.} \quad \text{Cov}(X, Y) = 0$$

**Varianz der Summe zweier Zufallsvariablen:**

$$\text{Var}(X + Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) + 2\text{Cov}(X, Y)$$

**Erwartungswert und Varianz von Linearkombinationen:**

Die gewichtete Summe

$$X = a_1 X_1 + \dots + a_n X_n$$

der Zufallsvariablen  $X_1, \dots, X_n$  besitzt den Erwartungswert

$$E(X) = a_1 E(X_1) + \dots + a_n E(X_n)$$

und die Varianz

$$\text{Var}(X) = \sum_{i=1}^n a_i^2 \text{Var}(X_i) + 2 \sum_{i < j} a_i a_j \text{Cov}(X_i, X_j)$$

## 7 Ergänzungen zu Zufallsvariablen

### 7.1 Grenzwertsätze

**Das Gesetz der großen Zahlen**

Sei  $X_1, \dots, X_n, \dots$  eine Folge von Zufallsvariablen mit Erwartungswert  $\mu$  und Varianz  $\sigma^2$ . Dann gilt für alle  $c > 0$ :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\bar{X}_n - \mu| \leq c) = 1.$$

Man sagt:  $\bar{X}_n$  konvergiert nach Wahrscheinlichkeit gegen  $\mu$ .

**Satz von Glivenko–Cantelli**

Sei  $X$  eine Zufallsvariable mit Verteilungsfunktion  $F(x)$  und  $F_n(x)$  die empirische Verteilungsfunktion bei einer Stichprobe vom Umfang  $n$ . Dann gilt für jedes  $c > 0$ :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(\sup_x |F_n(x) - F(x)| \leq c) = 1, \quad x \in \text{IR}.$$

**Zentraler Grenzwertsatz**

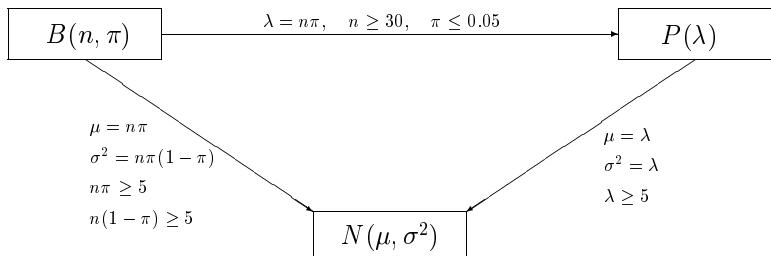
Seien  $X_1, \dots, X_n$  unabhängige, identisch verteilte Zufallsvariablen mit Erwartungswert  $\mu$  und Varianz  $\sigma^2 > 0$ . Dann konvergiert die Verteilungsfunktion  $F_n(z)$  der standardisierten Summe

$$Z_n = \frac{X_1 + \dots + X_n - n\mu}{\sigma \sqrt{n}} = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n \frac{X_i - \mu}{\sigma}$$

für  $n \rightarrow \infty$  an jeder Stelle  $z \in \text{IR}$  gegen die Verteilungsfunktion  $\Phi(z)$  der Standardnormalverteilung, d.h.

$$Z_n \xrightarrow{a} N(0, 1).$$

## 7.2 Approximation von Verteilungen



## 7.3 Ungleichung von Tschebyschew

Für eine Zufallsvariable  $X$  mit Erwartungswert  $\mu$  und Varianz  $\sigma^2$  gelten für jedes  $c > 0$  die folgenden Ungleichungen:

$$P(|X - \mu| \geq c) \leq \frac{\sigma^2}{c^2} \quad \text{und} \quad P(|X - \mu| < c) \geq 1 - \frac{\sigma^2}{c^2}.$$

## 8 Testen und Schätzen

### Bezeichnungen:

- Merkmal  $X$ : metrisch oder dichotom (Bernoulliverteilt)
- Unbekannter Parameter der Verteilung von  $X$ :  $\theta$
- Stichprobenvariablen:  $X_1, X_2, \dots, X_n$
- Annahme:  $X_1, \dots, X_n$  unabhängig und identisch verteilt wie  $X$
- Stichprobenmittelwert:  $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$  (entspricht der relativen Häufigkeit, falls  $X$  dichotom)
- Stichprobenvarianz:  $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$
- Realisationen:  $x_1, x_2, \dots, x_n$
- Schätzfunktion/Schätzstatistik/Teststatistik:  $T = g(X_1, \dots, X_n)$
- Schätzwert:  $\hat{\theta} = g(x_1, \dots, x_n)$

### Abkürzungen der Quantile:

- $z_p$  ...  $p$ -Quantil der Standardnormalverteilung (siehe S. 48)  
 $t_{p,k}$  ...  $p$ -Quantil der  $t$ -Verteilung mit  $k$  Freiheitsgraden (siehe S. 49)  
 $\chi^2_{p,k}$  ...  $p$ -Quantil der  $\chi^2$ -Verteilung mit  $k$  Freiheitsgraden (siehe S. 50)

## 8.1 Punktschätzung

### Erwartungstreue:

Eine Schätzstatistik  $T$  heißt erwartungstreu für  $\theta$ , wenn gilt

$$E_\theta(T) = \theta$$

### Asymptotische Erwartungstreue:

Eine Schätzstatistik  $T$  heißt asymptotisch erwartungstreu für  $\theta$ , wenn gilt

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E_\theta(T) = \theta$$

### Bias:

Eine nicht erwartungstreue Schätzstatistik heißt verzerrt. Die Stärke der Verzerrung wird durch den Bias angegeben

$$\text{Bias}_\theta(T) = E_\theta(T) - \theta$$

### Erwartete mittlere quadratische Abweichung (MSE):

Die erwartete mittlere quadratische Abweichung (mean squared error) ist bestimmt durch

$$\text{MSE} = E_\theta([T - \theta]^2) = \text{Var}_\theta(T) + \text{Bias}_\theta(T)^2$$

### MSE-Konsistenz (Konsistenz im quadratischen Mittel):

Eine Schätzstatistik heißt MSE-konsistent, wenn gilt

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \text{MSE} = 0.$$

Eine Schätzstatistik  $T$  heißt schwach konsistent, wenn zu beliebigem  $\epsilon > 0$  gilt

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|T - \theta| < \epsilon) = 1 \quad \text{bzw.} \quad \lim_{n \rightarrow \infty} P(|T - \theta| \geq \epsilon) = 0.$$

### MSE-Wirksamkeit (MSE-Effizienz):

Von zwei Schätzstatistiken  $T_1$  und  $T_2$  heißt  $T_1$  MSE-wirksamer (MSE-effizient), wenn gilt

$$\text{MSE}(T_1) \leq \text{MSE}(T_2)$$

**Momenten-Schätzung:**

Die Parameter  $\theta_1, \dots, \theta_k$  der theoretischen Verteilung von  $X$  werden als Funktionen der Momente

$$\theta_i = h_i(\mu_1, \dots, \mu_\ell), \quad \mu_j = E(X^j), \quad j = 1, \dots, \ell, \quad i = 1, \dots, k \quad (1)$$

angegeben. Die Momentenschätzer  $\hat{\theta}_i, i = 1, \dots, k$  werden berechnet, indem in (1) die empirischen Momente  $\hat{\mu}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^j$  für die Momente  $\mu_j$  eingesetzt werden.

**Maximum-Likelihood-Schätzung:**

Der Maximum-Likelihood-Schätzwert  $\hat{\theta}$  ist die Lösung der Gleichung

$$L(\hat{\theta}) = \max_{\theta} L(\theta)$$

bzw.

$$f(x_1, \dots, x_n | \hat{\theta}) = \max_{\theta} f(x_1, \dots, x_n | \theta)$$

Zur praktischen Berechnung von  $\hat{\theta}$  wird üblicherweise die *Log-Likelihood*  $\ln L(\theta)$  gebildet und diese bezüglich  $\theta$  maximiert.

**Bayes-Schätzung:**

- Bayes-Inferenz

Sei

–  $f(x|\theta)$  die Wahrscheinlichkeitsfunktion bzw. Dichte von  $X$ , gegeben  $\theta$

–  $L(\theta) = f(x_1, \dots, x_n | \theta)$  die gemeinsame Dichte bzw. Likelihoodfunktion für  $n$  unabhängige Wiederholungen

–  $f(\theta)$  eine *a priori Dichte* für den unbekannten Parameter

Dann ist die *a posteriori Dichte* als Basis zur Bestimmung eines Bayes-Schätzers für  $\theta$  gegeben durch

$$f(\theta | x_1, \dots, x_n) = \frac{f(x_1 | \theta) \cdots f(x_n | \theta) f(\theta)}{\int f(x_1 | \theta) \cdots f(x_n | \theta) f(\theta) d\theta} = \frac{L(\theta) f(\theta)}{\int L(\theta) f(\theta) d\theta}$$

- Bayes-Schätzer

Mögliche Bayes-Schätzer für  $\theta$  basierend auf der a posteriori Dichte sind

– a posteriori Erwartungswert:

$$\hat{\theta} = E(\theta | x_1, \dots, x_n) = \int \theta f(\theta | x_1, \dots, x_n) d\theta$$

– a posteriori Modus, maximum a posteriori Schätzer:

Wähle für  $\hat{\theta}$  denjenigen Parameterwert, für den die a posteriori Dichte maximal wird, d.h.

$$L(\hat{\theta}) f(\hat{\theta}) = \max_{\theta} L(\theta) f(\theta)$$

bzw.

$$\ln L(\hat{\theta}) + \ln f(\hat{\theta}) = \max_{\theta} \{\ln L(\theta) + \ln f(\theta)\}$$

## 8.2 Intervallschätzung

 **$(1 - \alpha)$ -Konfidenzintervall:**

Die beiden Schätzstatistiken

$$G_u = g_u(X_1, \dots, X_n) \quad \text{und} \quad G_o = g_o(X_1, \dots, X_n)$$

bilden ein  $(1 - \alpha)$ -Konfidenzintervall für  $\theta$ , falls gilt

$$P(G_u \leq G_o) = 1 \quad \text{und} \quad P(G_u \leq \theta \leq G_o) = 1 - \alpha$$

Das Konfidenzintervall besitzt dann die Gestalt

$$\text{KI} = [g_u(x_1, \dots, x_n), g_o(x_1, \dots, x_n)]$$

**Einseitige  $(1 - \alpha)$ -Konfidenzintervalle:**

Für  $G_u = -\infty$  bzw.  $G_o = \infty$  ergibt sich

$$P(\theta \leq G_o) = 1 - \alpha \quad \text{bzw.} \quad P(G_u \leq \theta) = 1 - \alpha$$

und man erhält die Konfidenzintervalle

$$\text{KI} = (-\infty, g_o(x_1, \dots, x_n)] \quad \text{bzw.} \quad \text{KI} = [g_u(x_1, \dots, x_n), \infty)$$

**8.3 Spezielle Schätzprobleme**

Verteilung	$\theta$	$\hat{\theta}$	$(1 - \alpha)$ -Konfidenzintervall
$X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , $\sigma^2$ bekannt	$\mu$	$\bar{X}$	$\left[ \bar{X} - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{X} + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right]$
$X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , $\sigma^2$ unbekannt	$\mu$	$\bar{X}$	$\left[ \bar{X} - t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-1} \frac{S}{\sqrt{n}}, \bar{X} + t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-1} \frac{S}{\sqrt{n}} \right]$
$X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , $\mu$ beliebig	$\sigma^2$	$S^2$	$\left[ (n-1)S^2 \frac{1}{\chi^2_{1-\frac{\alpha}{2}, n-1}}, (n-1)S^2 \frac{1}{\chi^2_{\frac{\alpha}{2}, n-1}} \right]$

Verteilung	$\theta$	$\hat{\theta}$	approximativer $(1 - \alpha)$ -Konfidenzintervall
$X$ beliebig verteilt, $n \geq 30$ , $E(X) = \mu$ , $\text{Var}(X) = \sigma^2$ bekannt	$\mu$	$\bar{X}$	$\left[ \bar{X} - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{X} + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right]$
$X$ beliebig verteilt, $n \geq 30$ , $E(X) = \mu$ , $\text{Var}(X) = \sigma^2$ unbekannt	$\mu$	$\bar{X}$	$\left[ \bar{X} - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{S}{\sqrt{n}}, \bar{X} + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{S}{\sqrt{n}} \right]$
$X$ dichotom, $n \geq 30$ $\Leftrightarrow \sum_{i=1}^n X_i \sim B(n, \pi)$ , $n \geq 30$	$\pi$	$\bar{X}$	$\left[ \hat{\pi} - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\hat{\pi}(1-\hat{\pi})}{n}}, \hat{\pi} + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\hat{\pi}(1-\hat{\pi})}{n}} \right]$

**8.4 Testen von Hypothesen****Statistisches Testproblem:**

Nullhypothese  $H_0$  und Alternative  $H_1$  treffen Aussagen über  $\theta$

$$H_0 : \theta \in \Theta_0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \theta \in \Theta_1$$

Die Entscheidung für oder gegen  $H_0$  wird anhand einer Prüfgröße (Teststatistik) getroffen.

**Fehlentscheidung:**

- Fehler 1.Art:  $H_0$  wird verworfen, obwohl  $H_0$  zutrifft
- Fehler 2.Art:  $H_0$  wird beibehalten, obwohl  $H_1$  zutrifft

**Signifikanztest:**

Falls gilt

$$P(H_0 \text{ verworfen} | H_0 \text{ trifft zu}) \leq \alpha \quad (\text{d.h. } P(\text{Fehler 1.Art}) \leq \alpha),$$

dann heißt der Test Signifikanztest, oder Test zum *Signifikanzniveau*  $\alpha$

**p-Wert:**

Der *p*-Wert ist definiert als die Wahrscheinlichkeit, unter  $H_0$  den beobachteten Prüfgrößenwert oder einen in Richtung der Alternative extremeren Wert zu erhalten.

**Gütfunktion:**

Für vorgegebenes Signifikanzniveau  $\alpha$  und festen Stichprobenumfang  $n$  gibt die Gütfunktion  $g$  die Wahrscheinlichkeit für einen statistischen Test an, die Nullhypothese über  $\theta$  zu verwirfen, d.h.

$$g(\theta) = P(H_0 \text{ verworfen} | \theta).$$

Gilt  $\theta \in H_0$ , so ist  $g(\theta) \leq \alpha$ . Falls  $\theta \in H_1$ , so ist  $1 - g(\theta)$  die Wahrscheinlichkeit  $\beta$  für den Fehler 2.Art.

**8.5 Spezielle Testprobleme****8.5.1 Einstichproben-Testprobleme****Formulierung der Hypothesen:**

- Zweiseitiges Testproblem:

$$(a) \quad H_0 : \theta = \theta_0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \theta \neq \theta_0$$

- Einseitige Testprobleme:

$$(b) \quad H_0 : \theta \geq \theta_0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \theta < \theta_0$$

$$(c) \quad H_0 : \theta \leq \theta_0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \theta > \theta_0$$

Verteilung	$\theta$	Teststatistik	Ablehnbereiche
$X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , $\sigma^2$ bekannt	$\mu$	$Z = \frac{\bar{X} - \mu_0}{\sigma} \sqrt{n}$	(a) $ Z  > z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ (b) $Z < -z_{1-\alpha}$ (c) $Z > z_{1-\alpha}$
$X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , $\sigma^2$ unbekannt	$\mu$	$T = \frac{\bar{X} - \mu_0}{S} \sqrt{n}$	(a) $ T  > t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-1}$ (b) $T < -t_{1-\alpha, n-1}$ (c) $T > t_{1-\alpha, n-1}$
$X$ beliebig verteilt, $n \geq 30$ , $E(X) = \mu$ , $\text{Var}(X) = \sigma^2$ bekannt	$\mu$	$Z = \frac{\bar{X} - \mu_0}{\sigma} \sqrt{n}$	(a) $ Z  > z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ (b) $Z < -z_{1-\alpha}$ (c) $Z > z_{1-\alpha}$
$X$ beliebig verteilt, $n \geq 30$ , $E(X) = \mu$ , $\text{Var}(X) = \sigma^2$ unbekannt	$\mu$	$T = \frac{\bar{X} - \mu_0}{S} \sqrt{n}$	(a) $ T  > z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ (b) $T < -z_{1-\alpha}$ (c) $T > z_{1-\alpha}$
$X$ dichotom $\Leftrightarrow \sum_{i=1}^n X_i \sim B(n, \pi)$	$\pi$	$Z = \frac{\hat{\pi} - \pi_0}{\sqrt{\pi_0(1 - \pi_0)}} \sqrt{n}$	(a) $ Z  > z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ (b) $Z < -z_{1-\alpha}$ (c) $Z > z_{1-\alpha}$

### Gütfunktion für Spezialfall Einstichproben-Gauß-Test

Gegeben seien iid Zufallsvariablen  $X_1, \dots, X_n$  mit  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ ,  $\sigma^2$  bekannt, bzw. mit beliebiger stetiger Verteilung und  $E(X_i) = \mu$ ,  $\text{Var}(X_i) = \sigma^2$ ,  $n \geq 30$ .

Für die Gütfunktion  $g(\mu)$  ergibt sich dann im Fall des Testproblems

$$(a) H_0 : \mu = \mu_0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \mu \neq \mu_0$$

$$g(\mu) = \Phi\left(-z_{1-\alpha/2} + \frac{\mu - \mu_0}{\sigma} \sqrt{n}\right) + \Phi\left(-z_{1-\alpha/2} - \frac{\mu - \mu_0}{\sigma} \sqrt{n}\right)$$

$$(b) H_0 : \mu \geq \mu_0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \mu < \mu_0$$

$$g(\mu) = \Phi\left(z_\alpha - \frac{\mu - \mu_0}{\sigma} \sqrt{n}\right)$$

$$(c) H_0 : \mu \leq \mu_0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \mu > \mu_0$$

$$g(\mu) = 1 - \Phi\left(z_{1-\alpha} - \frac{\mu - \mu_0}{\sigma} \sqrt{n}\right)$$

wobei  $\Phi$  die Verteilungsfunktion der  $N(0,1)$ -Verteilung ist.

### 8.5.2 Zweistichproben-Mittelwertsvergleiche

#### Bezeichnungen:

- Metrische Merkmale  $X$  und  $Y$
- Unbekannte Parameter:  $E(X) = \mu_X$  und  $E(Y) = \mu_Y$
- Stichprobenvariablen:  $X_1, X_2, \dots, X_n$  und  $Y_1, Y_2, \dots, Y_m$
- Annahmen:  $X_1, \dots, X_n$  unabhängig und identisch verteilt wie  $X$   
 $Y_1, \dots, Y_m$  unabhängig und identisch verteilt wie  $Y$   
 $X_1, \dots, X_n, Y_1, \dots, Y_m$  unabhängig

#### Formulierung der Hypothesen:

- Zweiseitiges Testproblem:

$$(a) \quad H_0 : \mu_X - \mu_Y = \delta_0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \mu_X - \mu_Y \neq \delta_0$$

- Einseitige Testprobleme:

$$(b) \quad H_0 : \mu_X - \mu_Y \geq \delta_0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \mu_X - \mu_Y < \delta_0$$

$$(c) \quad H_0 : \mu_X - \mu_Y \leq \delta_0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \mu_X - \mu_Y > \delta_0$$

Verteilung	Teststatistik	Ablehnbereiche
$X \sim N(\mu_X, \sigma_X^2)$ , $Y \sim N(\mu_Y, \sigma_Y^2)$ , $\sigma_X^2, \sigma_Y^2$ bekannt	$Z = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - \delta_0}{\sqrt{\frac{\sigma_X^2}{n} + \frac{\sigma_Y^2}{m}}} \sqrt{n+m}$	(a) $ Z  > z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ (b) $Z < -z_{1-\alpha}$ (c) $Z > z_{1-\alpha}$
$X \sim N(\mu_X, \sigma_X^2)$ , $Y \sim N(\mu_Y, \sigma_Y^2)$ , $\sigma_X^2 = \sigma_Y^2$ unbekannt	$T = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - \delta_0}{\sqrt{\left(\frac{1}{n} + \frac{1}{m}\right) \frac{(n-1)\sigma_X^2 + (m-1)\sigma_Y^2}{n+m-2}}} \sqrt{n+m-2}$	(a) $ T  > t_{1-\frac{\alpha}{2}, n+m-2}$ (b) $T < -t_{1-\alpha, n+m-2}$ (c) $T > t_{1-\alpha, n+m-2}$
$X, Y$ beliebig verteilt $\sigma_X^2, \sigma_Y^2$ unbekannt, $n, m > 30$	$T = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - \delta_0}{\sqrt{\frac{\sigma_X^2}{n} + \frac{\sigma_Y^2}{m}}} \sqrt{n+m}$	(a) $ T  > z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ (b) $T < -z_{1-\alpha}$ (c) $T > z_{1-\alpha}$

### 8.5.3 Weitere Testprobleme

#### Vorzeichen–Test:

- Annahmen:  $X_1, \dots, X_n$  unabhängige Wiederholungen,  $X$  besitzt stetige Verteilungsfunktion

- Hypothesen:

- $H_0 : x_{med} = \delta_0$  vs.  $H_1 : x_{med} \neq \delta_0$
- $H_0 : x_{med} \geq \delta_0$  vs.  $H_1 : x_{med} < \delta_0$
- $H_0 : x_{med} \leq \delta_0$  vs.  $H_1 : x_{med} > \delta_0$

- Teststatistik:

$A =$  Anzahl der Stichprobenvariablen mit einem Wert kleiner als  $\delta_0$

- Ablehnungsbereiche:

- $A \leq b_{\alpha/2}$  oder  $n - A \leq b_{\alpha/2}$
- $A > o_{1-\alpha}$
- $A \leq b_\alpha$

Die kritischen Schranken  $b_{\alpha/2}$ ,  $o_{1-\alpha}$  und  $b_\alpha$  sind bestimmt durch

- $B(b_{\alpha/2}) \leq \alpha/2 < B(b_{\alpha/2} + 1)$
- $B(o_{1-\alpha}) < 1 - \alpha \leq B(o_{1-\alpha} + 1)$
- $B(b_\alpha) \leq \alpha < B(b_\alpha + 1)$

wobei  $B$  die Verteilungsfunktion der  $B(n, 0.5)$ –Verteilung bezeichnet.

- Bemerkung: Für  $n \geq 25$  ist die Teststatistik unter  $H_0$  approximativ  $N(0.5n, 0.25n)$ –verteilt.

#### Wilcoxon–Vorzeichen–Rang–Test:

- Annahmen:  $X_1, \dots, X_n$  unabhängig und identisch verteilt wie  $X$   
 $X$  metrisch skaliert mit stetiger und symmetrischer Verteilungsfunktion.

- Hypothesen:

- $H_0 : x_{med} = \delta_0$  vs.  $H_1 : x_{med} \neq \delta_0$
- $H_0 : x_{med} \geq \delta_0$  vs.  $H_1 : x_{med} < \delta_0$
- $H_0 : x_{med} \leq \delta_0$  vs.  $H_1 : x_{med} > \delta_0$

- Teststatistik:

$$W^+ = \sum_{i=1}^n rg(|D_i|)Z_i \text{ mit } D_i = X_i - \delta_0, \quad Z_i = \begin{cases} 1, & D_i > 0 \\ 0, & D_i \leq 0 \end{cases}$$

- Ablehnungsbereiche:

- $W^+ < w_{\alpha/2,n}^+$  oder  $W^+ > w_{1-\alpha/2,n}^+$
- $W^+ < w_{\alpha,n}^+$
- $W^+ > w_{1-\alpha,n}^+$

wobei  $w_{\alpha,n}^+$  das tabellierte  $\alpha$ -Quantil der Verteilung von  $W^+$  ist.

- Bemerkung: Für  $n > 20$  ist die Teststatistik unter  $H_0$  approximativ  $N(\frac{n(n+1)}{4}, \frac{n(n+1)(2n+1)}{24})$ –verteilt.

### Wilcoxon-Rangsummen-Test:

- Annahmen:  $X_1, \dots, X_n$  unabhängig und identisch verteilt wie  $X$   
 $Y_1, \dots, Y_m$  unabhängig und identisch verteilt wie  $Y$   
 $X_1, \dots, X_n$  und  $Y_1, \dots, Y_m$  unabhängig  
 $X$  und  $Y$  besitzen stetige Verteilungsfunktionen  $F$  bzw.  $G$

- Hypothesen:

- $H_0 : x_{med} = y_{med}$  vs.  $H_1 : x_{med} \neq y_{med}$
- $H_0 : x_{med} \geq y_{med}$  vs.  $H_1 : x_{med} < y_{med}$
- $H_0 : x_{med} \leq y_{med}$  vs.  $H_1 : x_{med} > y_{med}$

- Teststatistik:

$$T_W = \sum_{i=1}^n rg(X_i) = \sum_{i=1}^{n+m} iV_i$$

mit

$$V_i = \begin{cases} 1, & i\text{-te Beobachtung der gepoolten Stichprobe ist } X\text{-Variable} \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

- Ablehnungsbereiche:

- $T_W < w_{\alpha/2;n,m}$  oder  $T_W > w_{1-\alpha/2;n,m}$
- $T_W < w_{\alpha;n,m}$
- $T_W > w_{1-\alpha;n,m}$

wobei  $w_{\tilde{\alpha}}$  das tabellierte  $\tilde{\alpha}$ -Quantil der Verteilung von  $T_W$  ist.

- Bemerkung:

Für  $m$  oder  $n > 25$  ist die Teststatistik unter  $H_0$  approximativ  $N(\frac{n(n+m+1)}{2}, \frac{nm(n+m+1)}{12})$ -verteilt.

### $\chi^2$ -Anpassungstest:

- Annahmen:  $X_1, \dots, X_n$  unabhängig und identisch verteilt wie  $X$   
Einteilung der Daten in  $k$  disjunkte Klassen

- Hypothesen:

$$\begin{aligned} H_0 : P(X = i) &= \pi_i & \text{für } i = 1, \dots, k \\ H_1 : P(X = i) &\neq \pi_i & \text{für mindestens ein } i \end{aligned}$$

- Teststatistik:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(h_i - n\pi_i)^2}{n\pi_i}$$

- Ablehnungsbereich:

$$\chi^2 > \chi^2_{1-\alpha,k-1} \text{ - Anzahl der unter } H_0 \text{ zu schätzenden Parameter}$$

- Faustregel:

Approximative Verteilung der Teststatistik gilt, wenn  $n\pi_i \geq 1$  für alle Klassen und  $n\pi_i \geq 5$  für mindestens 80% der Klassen erfüllt ist.

### $\chi^2$ -Homogenitätstest:

- Annahmen: Unabhängige Stichproben aus  $k$  Populationen mit den Stichprobenumfängen  $n_1, \dots, n_k$

- Hypothesen:

$$\begin{aligned} H_0 : P(X_1 = j) &= \dots = P(X_k = j) & \text{für } j = 1, \dots, m \\ H_1 : P(X_{i_1} = j) &\neq P(X_{i_2} = j) & \text{für mindestens ein Tupel } (i_1, i_2, j) \end{aligned}$$

$X$			$X$		
1	...	$m$	1	...	$m$
$h_{11}$	$\dots$	$h_{1m}$	$\frac{n_1 h_{\bullet 1}}{n}$	$\dots$	$\frac{n_1 h_{\bullet m}}{n}$
$\vdots$		$\vdots$	$\vdots$		$\vdots$
$h_{k1}$	$\dots$	$h_{km}$	$\frac{n_k h_{\bullet 1}}{n}$	$\dots$	$\frac{n_k h_{\bullet m}}{n}$
$h_{\bullet 1}$	$\dots$	$h_{\bullet m}$	$h_{\bullet 1}$	$\dots$	$h_{\bullet m}$
		$n$			$n$

- Teststatistik:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^m \frac{(h_{ij} - \hat{h}_{ij})^2}{\hat{h}_{ij}} \quad \text{mit} \quad \hat{h}_{ij} = \frac{n_i h_{\bullet j}}{n}$$

- Ablehnungsbereich:

$$\chi^2 > \chi^2_{1-\alpha,(k-1)\cdot(m-1)}$$

$\chi^2$ -Unabhängigkeitstest:

- Annahmen: Unabhängige Stichprobenvariablen  $(X_i, Y_i)$ ,  $i = 1, \dots, n$

- Hypothesen:

$$H_0: P(X = i, Y = j) = P(X = i) \cdot P(Y = j) \quad \text{für alle } i, j$$

$$H_1: P(X = i, Y = j) \neq P(X = i) \cdot P(Y = j) \quad \text{für mindestens ein Paar } (i, j)$$

$$\begin{array}{c} Y \\ \begin{matrix} 1 & \dots & m \end{matrix} \\ \begin{matrix} h_{11} & \dots & h_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ h_{k1} & \dots & h_{km} \end{matrix} \\ X \quad \vdots \quad h_{1\bullet} & \dots & h_{m\bullet} \\ \begin{matrix} h_{\bullet 1} & \dots & h_{\bullet m} \end{matrix} \quad n \end{array} \xrightarrow{\text{unter } H_0} \begin{array}{c} Y \\ \begin{matrix} 1 & \dots & m \end{matrix} \\ \begin{matrix} \frac{h_{1\bullet}h_{\bullet 1}}{n} & \dots & \frac{h_{1\bullet}h_{\bullet m}}{n} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{h_{k\bullet}h_{\bullet 1}}{n} & \dots & \frac{h_{k\bullet}h_{\bullet m}}{n} \end{matrix} \\ X \quad \vdots \quad h_{1\bullet} & \dots & h_{m\bullet} \\ \begin{matrix} h_{\bullet 1} & \dots & h_{\bullet m} \end{matrix} \quad n \end{array}$$

- Teststatistik:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^m \frac{(h_{ij} - \tilde{h}_{ij})^2}{\tilde{h}_{ij}} \quad \text{mit} \quad \tilde{h}_{ij} = \frac{h_{i\bullet}h_{\bullet j}}{n}$$

- Ablehnungsbereich:

$$\chi^2 > \chi^2_{1-\alpha, (k-1) \cdot (m-1)}$$

## Korrelationstest:

- Annahmen: Unabhängige gemeinsam normalverteilte Stichprobenvariablen  $(X_i, Y_i)$ ,  $i = 1, \dots, n$

- Hypothesen:

$$(a) H_0: \rho_{XY} = \rho_0 \quad \text{gegen} \quad H_1: \rho_{XY} \neq \rho_0$$

$$(b) H_0: \rho_{XY} \geq \rho_0 \quad \text{gegen} \quad H_1: \rho_{XY} < \rho_0$$

$$(c) H_0: \rho_{XY} \leq \rho_0 \quad \text{gegen} \quad H_1: \rho_{XY} > \rho_0$$

- Teststatistik für  $\rho_0 = 0$

$$T = \frac{r_{XY}}{\sqrt{1 - r_{XY}^2}} \sqrt{n - 2} \xrightarrow{H_0} t_{n-2},$$

bzw. für  $\rho_0 = \rho_{XY}$

$$Z = \frac{1}{2} \left( \ln \frac{1 + r_{XY}}{1 - r_{XY}} - \ln \frac{1 + \rho_0}{1 - \rho_0} \right) \sqrt{n - 3} \xrightarrow{H_0, n > 25} N(0, 1).$$

- Ablehnungsbereiche:

$$(a) |T| > t_{1-\alpha/2, n-2} \quad \text{bzw.} \quad |Z| > z_{1-\alpha/2}$$

$$(b) T < -t_{1-\alpha, n-2} \quad \text{bzw.} \quad Z < -z_{1-\alpha}$$

$$(c) T > -t_{1-\alpha, n-2} \quad \text{bzw.} \quad Z > z_{1-\alpha}.$$

## 9 Regressionsanalyse

### 9.1 Lineare Einfachregression

**Lineare Einfachregression:**

- $Y$  abhängige (zu erklärende) Variable, Zielgröße, Regressand
- $X$  unabhängige (erklärende) Variable, Einflussgröße, Regressor

**Regressionsansatz:**

$$Y = f(X) + \epsilon = \alpha + \beta X + \epsilon$$

**Bezeichnungen:**

- geschätzte Regressionsgerade:  $\hat{Y} = \hat{\alpha} + \hat{\beta}x$
- Regressionskoeffizienten:  $\hat{\alpha}$  und  $\hat{\beta}$
- Residuen:  $\hat{\epsilon}_i = Y_i - \hat{Y}_i = Y_i - (\hat{\alpha} + \hat{\beta}x_i)$

**Normalverteilungsannahme:**

$$\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2) \Leftrightarrow Y_i \sim N(\alpha + \beta x_i, \sigma^2), \quad i = 1, \dots, n.$$

**Kleinste-Quadrat-Schätzer:**

$$\hat{\alpha} = \bar{Y} - \hat{\beta}\bar{x}, \quad \hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i - n\bar{x}\bar{Y}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}^2}$$

**Schätzer für die Varianz  $\sigma^2$ :**

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n \hat{\epsilon}_i^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n (Y_i - (\hat{\alpha} + \hat{\beta}x_i))^2$$

**Verteilung der geschätzten Regressionskoeffizienten:**

$$\hat{\alpha} \sim N(\alpha, \sigma_{\hat{\alpha}}^2) \quad \text{mit} \quad \text{Var}(\hat{\alpha}) = \sigma_{\hat{\alpha}}^2 = \sigma^2 \frac{\sum x_i^2}{n \sum (x_i - \bar{x})^2} = \sigma^2 \frac{\sum x_i^2}{n(\sum x_i^2 - n\bar{x}^2)}$$

$$\hat{\beta} \sim N(\beta, \sigma_{\hat{\beta}}^2) \quad \text{mit} \quad \text{Var}(\hat{\beta}) = \sigma_{\hat{\beta}}^2 = \frac{\sigma^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2} = \frac{\sigma^2}{\sum x_i^2 - n\bar{x}^2}$$

**Verteilung der standardisierten Schätzfunktionen:**

$$\frac{\hat{\alpha} - \alpha}{\hat{\sigma}_{\hat{\alpha}}} \sim t_{n-2} \quad \text{mit} \quad \hat{\sigma}_{\hat{\alpha}} = \hat{\sigma} \frac{\sqrt{\sum x_i^2}}{\sqrt{n \sum (x_i - \bar{x})^2}} = \hat{\sigma} \frac{\sqrt{\sum x_i^2}}{\sqrt{n(\sum x_i^2 - n\bar{x}^2)}}$$

$$\frac{\hat{\beta} - \beta}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}}} \sim t_{n-2} \quad \text{mit} \quad \hat{\sigma}_{\hat{\beta}} = \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2}} = \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{\sum x_i^2 - n\bar{x}^2}}$$

**(1 -  $\alpha$ )-Konfidenzintervalle für  $\alpha$  und  $\beta$ :**

$$\text{für } \alpha: \quad [\hat{\alpha} - \hat{\sigma}_{\hat{\alpha}} t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-2}, \hat{\alpha} + \hat{\sigma}_{\hat{\alpha}} t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-2}]$$

$$\text{für } \beta: \quad [\hat{\beta} - \hat{\sigma}_{\hat{\beta}} t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-2}, \hat{\beta} + \hat{\sigma}_{\hat{\beta}} t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-2}]$$

**Teststatistiken:**

$$T_{\alpha_0} = \frac{\hat{\alpha} - \alpha_0}{\hat{\sigma}_{\hat{\alpha}}} \quad \text{und} \quad T_{\beta_0} = \frac{\hat{\beta} - \beta_0}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}}}$$

**Hypothesen und Ablehnbereiche:**

Hypothesen	Ablehnbereich
$H_0: \alpha = \alpha_0$ vs. $H_1: \alpha \neq \alpha_0$	$ T_{\alpha_0}  > t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-2}$
$H_0: \beta = \beta_0$ vs. $H_1: \beta \neq \beta_0$	$ T_{\beta_0}  > t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-2}$
$H_0: \alpha \geq \alpha_0$ vs. $H_1: \alpha < \alpha_0$	$T_{\alpha_0} < -t_{1-\alpha, n-2}$
$H_0: \beta \geq \beta_0$ vs. $H_1: \beta < \beta_0$	$T_{\beta_0} < -t_{1-\alpha, n-2}$
$H_0: \alpha \leq \alpha_0$ vs. $H_1: \alpha > \alpha_0$	$T_{\alpha_0} > t_{1-\alpha, n-2}$
$H_0: \beta \leq \beta_0$ vs. $H_1: \beta > \beta_0$	$T_{\beta_0} > t_{1-\alpha, n-2}$

**Prognose:**

$$\hat{Y}_0 = \hat{\alpha} + \hat{\beta}x_0$$

**Konfidenzintervall für  $Y_0$ :**

$$\left[ \hat{Y}_0 - t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-2} \hat{\sigma} \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{\sum x_i^2 - n\bar{x}^2}}, \hat{Y}_0 + t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-2} \hat{\sigma} \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{\sum x_i^2 - n\bar{x}^2}} \right]$$

Quadratsummenzerlegung:

$$\underbrace{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}_{SQT} = \underbrace{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}_{SQE} + \underbrace{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}_{SQR}$$

$SQT$ : Gesamtabweichungsquadratsumme in  $Y$ -Richtung

$SQE$ : Durch die Regression erklärter Teil von  $SQT$

$SQR$ : Trotz der Regression unerklärt bleibender Teil von  $SQT$

Bestimmtheitsmaß:

$$R^2 = \frac{SQE}{SQT} = 1 - \frac{SQR}{SQT}, \quad \text{Berechnung: } R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} = \frac{\sum_{i=1}^n \hat{Y}_i^2 - n\bar{Y}^2}{\sum_{i=1}^n Y_i^2 - n\bar{Y}^2}$$

## 9.2 Multiple lineare Regression in Summennotation

Regressionsansatz:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip} + \epsilon_i, \quad i = 1, \dots, n.$$

Normalverteilungsannahme:

$$\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2), \quad \Leftrightarrow \quad Y_i \sim N(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip}, \sigma^2), \quad i = 1, \dots, n.$$

Gefittete Werte:

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{i1} + \hat{\beta}_2 x_{i2} + \dots + \hat{\beta}_p x_{ip}$$

Residuen:

$$\hat{\epsilon}_i = Y_i - \hat{Y}_i, \quad i = 1, \dots, n.$$

Schätzer für die Varianz  $\sigma^2$ :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-p-1} \sum_{i=1}^n \hat{\epsilon}_i^2 = \frac{1}{n-p-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

Verteilung der standardisierten Schätzfunktionen:

$$\frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{\hat{\sigma}_j} \sim t_{n-p-1}, \quad j = 0, \dots, p$$

(1 -  $\alpha$ )-Konfidenzintervalle für  $\beta_j$ :

$$\left[ \hat{\beta}_j - \hat{\sigma}_j t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-p-1}, \hat{\beta}_j + \hat{\sigma}_j t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-p-1} \right]$$

Teststatistiken:

$$T_j = \frac{\hat{\beta}_j - \beta_{0j}}{\hat{\sigma}_j}, \quad j = 0, \dots, p$$

Hypothesen und Ablehnbbereiche:

Hypothesen	Ablehnbbereich
$H_0 : \beta_j = \beta_{0j}$ vs. $H_1 : \beta_j \neq \beta_{0j}$	$ T_j  > t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-p-1}$
$H_0 : \beta_j \geq \beta_{0j}$ vs. $H_1 : \beta_j < \beta_{0j}$	$T_j < -t_{1-\alpha, n-p-1}$
$H_0 : \beta_j \leq \beta_{0j}$ vs. $H_1 : \beta_j > \beta_{0j}$	$T_j > t_{1-\alpha, n-p-1}$

Overall-F-Test:

- Hypothesen:

$$H_0 : \beta_1 = \dots = \beta_p = 0 \\ H_1 : \beta_j \neq 0 \quad \text{für mindestens ein } j$$

- Teststatistik:

$$F = \frac{R^2}{1-R^2} \frac{n-p-1}{p} = \frac{SQE}{SQR} \frac{n-p-1}{p}$$

- Ablehnungsbereich:

$$F > F_{1-\alpha; p, n-p-1}$$

## 9.3 Multiple lineare Regression in Matrixnotation

- Modell in Matrixnotation:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}, \quad E(\boldsymbol{\epsilon}) = \mathbf{0}, \quad \text{Var}(\boldsymbol{\epsilon}) = \mathbf{E}(\boldsymbol{\epsilon}\boldsymbol{\epsilon}') = \sigma^2 \mathbf{I}_n$$

mit

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{np} \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\epsilon} = \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{pmatrix}$$

und  $I_n$  der  $n$ -dimensionalen Einheitsmatrix.

**KQ-Schätzer für  $\beta$ :**

- Aus dem KQ-Ansatz

$$(\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta)'(\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta) \rightarrow \min_{\beta}$$

ergibt sich durch Nullsetzen der ersten Ableitung nach  $\beta$  und, falls  $\mathbf{X}'\mathbf{X}$  invertierbar ist, anschließendem Lösen des resultierenden Gleichungssystems der KQ-Schätzer

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y}$$

- Varianz der Schätzer  $\hat{\beta}_j$ :

Mit den Diagonalelementen  $v_j$  aus  $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$  erhält man für bekanntes  $\sigma^2$  als Varianz von  $\hat{\beta}_j$

$$\sigma_j^2 = \text{Var}(\hat{\beta}_j) = \sigma^2 v_j$$

bzw. für unbekanntes  $\sigma^2$  die geschätzte Varianz von  $\hat{\beta}_j$  gemäß

$$\hat{\sigma}_j^2 = \hat{\sigma}^2 v_j.$$

Zusammenfassende Darstellung in Vektornotation

$$\text{Var}(\hat{\beta}) = \sigma^2(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \quad \text{bzw.} \quad \widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}) = \hat{\sigma}^2(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$$

**KQ-Schätzer für  $\sigma^2$ :**

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\hat{\epsilon}'\hat{\epsilon}}{n-p-1} = \frac{\mathbf{y}'\mathbf{y} - \hat{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{y}}{n-p-1}$$

**Prognose:**

$$\hat{y}_0 = \mathbf{x}'_0 \hat{\beta}$$

**Konfidenzintervall für  $\hat{y}_0$ :**

$$\left[ \hat{y}_0 - t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-p-1} \hat{\sigma} \sqrt{\mathbf{x}'_0 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{x}_0 + 1}, \hat{y}_0 + t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-p-1} \hat{\sigma} \sqrt{\mathbf{x}'_0 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{x}_0 + 1} \right]$$

**Bestimmtheitsmaß und korrigiertes Bestimmtheitsmaß:**

Bestimmtheitsmaß:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} = \frac{\hat{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{y} - n\bar{y}^2}{\mathbf{y}'\mathbf{y} - n\bar{y}^2}$$

korrigiertes Bestimmtheitsmaß:

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-p-1} (1 - R^2)$$

**Hypothesentests:**

Sei  $R_1 := (r_0, \dots, r_p)$ . Man betrachte folgende Testprobleme

- (a)  $H_0 : R_1\beta = r$  gegen  $H_1 : R_1\beta \neq r$
- (b)  $H_0 : R_1\beta \geq r$  gegen  $H_1 : R_1\beta < r$
- (c)  $H_0 : R_1\beta \leq r$  gegen  $H_1 : R_1\beta > r$ .

Teststatistik:

$$T = \frac{R_1\hat{\beta} - r}{\hat{\sigma} \sqrt{R_1(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}R_1'}} \stackrel{H_0}{\sim} t_{n-p-1}$$

Ablehnungsbereiche:

- (a),  $|T| > t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-p-1}$
- (b),  $T < -t_{1-\alpha, n-p-1}$
- (c),  $T > t_{1-\alpha, n-p-1}$

**Kodierung kategorialer Einflussgrößen:**

Sei  $M \in \{1, \dots, m\}$  eine mehrkategoriale erklärende Variable mit  $m$  Kategorien.

Dummy-Kodierung:

$$x_i^M := \begin{cases} 1, & M = i, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \quad i = 1, \dots, m-1$$

Effekt-Kodierung:

$$x_i^M := \begin{cases} 1, & M = i, \\ -1, & M = m, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \quad i = 1, \dots, m-1$$

mit  $m$  als Referenzkategorie.

SPSS-Output einer multiplen Regression:

Model	Coefficients <sup>a</sup>			
	Unstandardized Coefficients		t	Sig.
	B	Std. Error		
1 (Constant)	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\sigma}_0$	$T_0$	$P(T \geq T_0)$
$X_1$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\sigma}_1$	$T_1$	$P(T \geq T_1)$
$X_2$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\sigma}_2$	$T_2$	$P(T \geq T_2)$
:	:	:	:	:
$X_p$	$\hat{\beta}_p$	$\hat{\sigma}_p$	$T_p$	$P(T \geq T_p)$

a Dependent Variable:  $Y$

Testprobleme:

- t ist der Wert der t-Statistik für

$$H_0 : \beta_j = 0 \quad \text{vs.} \quad H_1 : \beta_j \neq 0 ,$$

$$\text{d.h. } T_j = \frac{\hat{\beta}_j}{\hat{\sigma}_j}, \quad j = 0, \dots, p$$

- Sig. ist der zugehörige p-Wert

## 10 Varianzanalyse

### 10.1 Einfaktorielle Varianzanalyse

Modell 1:

$$Y_{ij} = \mu_i + \epsilon_{ij}, \quad \epsilon_{ij} \sim N(0, \sigma^2), \text{ unabhängig, } i = 1, \dots, I, j = 1, \dots, n_i.$$

Modell 2:

$$Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \epsilon_{ij}, \quad \sum_{i=1}^I n_i \alpha_i = 0, \quad \epsilon_{ij} \sim N(0, \sigma^2), \text{ unabhängig, } i = 1, \dots, I, j = 1, \dots, n_i.$$

Schätzer für Modell 2:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{n_i} Y_{ij} = \bar{Y}_{\bullet\bullet} \quad \text{und} \quad \hat{\alpha}_i = \bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{\bullet\bullet}, \quad \text{mit} \quad \bar{Y}_{i\bullet} = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} Y_{ij}$$

Die Prüfgröße für das Testproblem

$$H_0 : \alpha_1 = \dots = \alpha_I = 0 \quad \text{gegen} \quad H_1 : \text{mind. zwei } \alpha_i \neq 0$$

ist gegeben als

$$F = \frac{MQE}{MQR} = \frac{\sum_{i=1}^I n_i (\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{\bullet\bullet})^2 / (I-1)}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_{i\bullet})^2 / (n-I)},$$

Ablehnungsbereich:

$$C = \{F : F > F_{1-\alpha; I-1, n-I}\}.$$

### 10.2 Zweifaktorielle Varianzanalyse

Modelle:

Modell 1:

$$Y_{ijk} = \mu_{ij} + \epsilon_{ijk}, \quad \epsilon_{ijk} \sim N(0, \sigma^2), \text{ unabhängig, } i = 1, \dots, I, j = 1, \dots, J, k = 1, \dots, K.$$

Modell 2:

$$\begin{aligned} Y_{ijk} &= \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \epsilon_{ijk}, \quad \sum_{i=1}^I \alpha_i = 0, \sum_{j=1}^J \beta_j = 0, \sum_{i=1}^I (\alpha\beta)_{ij} = 0, \sum_{j=1}^J (\alpha\beta)_{ij} = 0, \\ \epsilon_{ijk} &\sim N(0, \sigma^2), \text{ unabhängig, } i = 1, \dots, I, j = 1, \dots, J, k = 1, \dots, K. \end{aligned}$$

**Schätzer:**

Die Schätzer der Parameter in Modell 2 sind gegeben als

$$\begin{aligned}\hat{\mu} &= \frac{1}{IJK} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K Y_{ijk} = \bar{Y}_{\bullet\bullet\bullet}, \\ \hat{\alpha}_i &= \bar{Y}_{i\bullet\bullet} - \bar{Y}_{\bullet\bullet\bullet} \quad \text{mit} \quad \bar{Y}_{i\bullet\bullet} = \frac{1}{JK} \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K Y_{ijk} \\ \hat{\beta}_j &= \bar{Y}_{\bullet j\bullet} - \bar{Y}_{\bullet\bullet\bullet} \quad \text{mit} \quad \bar{Y}_{\bullet j\bullet} = \frac{1}{IK} \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K Y_{ijk} \\ (\widehat{\alpha\beta})_{ij} &= \bar{Y}_{ij\bullet} - \bar{Y}_{i\bullet\bullet} - \bar{Y}_{\bullet j\bullet} + \bar{Y}_{\bullet\bullet\bullet} \quad \text{mit} \quad \bar{Y}_{ij\bullet} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K Y_{ijk}.\end{aligned}$$

**Prüfgrößen:**

Vorliegen von Wechselwirkungen:

$$F_{A \times B} = \frac{MQ(A \times B)}{MQR} = \frac{K \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (\bar{Y}_{ij\bullet} - \bar{Y}_{i\bullet\bullet} - \bar{Y}_{\bullet j\bullet} + \bar{Y}_{\bullet\bullet\bullet})^2 / ((I-1)(J-1))}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K (Y_{ijk} - \bar{Y}_{ij\bullet})^2 / (IJ(K-1))}$$

mit Ablehnungsbereich

$$F_{A \times B} > F_{1-\alpha; (I-1)(J-1), IJ(K-1)}.$$

Vorliegen von Haupteffekten bedingt durch Faktor A

$$F_A = \frac{MQA}{MQR} = \frac{KJ \sum_{i=1}^I (\bar{Y}_{i\bullet\bullet} - \bar{Y}_{\bullet\bullet\bullet})^2 / (I-1)}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K (Y_{ijk} - \bar{Y}_{ij\bullet})^2 / (IJ(K-1))}$$

mit Ablehnungsbereich

$$F_A > F_{1-\alpha; I-1, IJ(K-1)}.$$

Vorliegen von Haupteffekten bedingt durch Faktor B

$$F_B = \frac{MQB}{MQR} = \frac{KI \sum_{j=1}^J (\bar{Y}_{\bullet j\bullet} - \bar{Y}_{\bullet\bullet\bullet})^2 / (J-1)}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K (Y_{ijk} - \bar{Y}_{ij\bullet})^2 / (IJ(K-1))}$$

mit Ablehnungsbereich

$$F_B > F_{1-\alpha; J-1, IJ(K-1)}.$$

**11 Zeitreihenanalyse****Einfacher gleitender Durchschnitt:**

Gleitender Durchschnitt ungerader Ordnung  $p = 2q + 1$ :

$$\hat{g}_t = \frac{1}{2q+1} \sum_{i=t-q}^{t+q} y_i, \quad t = q+1, \dots, n-q$$

Gleitender Durchschnitt gerader Ordnung  $p = 2q$ :

$$\hat{g}_t = \frac{1}{2q} \left[ \frac{1}{2} y_{t-q} + \frac{1}{2} y_{t+q} + \sum_{i=t-(q-1)}^{t+(q-1)} y_i \right], \quad t = q+1, \dots, n-q$$

**Globale Trendmodelle:**

$g_t = \beta_0 + \beta_1 t$	linearer Trend
$g_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2$	quadratischer Trend
$g_t = \beta_0 + \beta_1 t + \dots + \beta_q t^q$	polynomiauer Trend
$g_t = \beta_0 \beta_1^t$	Exponentieltrend
$g_t = \beta_0 \exp\{\beta_1 t\}$	exponentielles Wachstum
$g_t = \frac{\beta_0}{\beta_1 + \exp\{-\beta_2 t\}}$	logistische Sättigungskurve

**Schätzung von Trendfunktionen:**

lineare Trendfunktion  $\hat{g}_t = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 t$  mit

$$\hat{\beta}_0 = \frac{\sum_{t=1}^n g_t \sum_{t=1}^n t^2 - \sum_{t=1}^n t \sum_{t=1}^n g_t \cdot t}{n \sum_{t=1}^n t^2 - (\sum_{t=1}^n t)^2} \quad \hat{\beta}_1 = \frac{n \sum_{t=1}^n g_t \cdot t - \sum_{t=1}^n g_t \sum_{t=1}^n t}{n \sum_{t=1}^n t^2 - (\sum_{t=1}^n t)^2}$$

Exponentieltrend  $\hat{g}_t = \hat{\beta}_0 \hat{\beta}_1^t \iff \ln \hat{g}_t = \ln \hat{\beta}_0 + t \cdot \ln \hat{\beta}_1$  mit

$$\ln \hat{\beta}_0 = \frac{\sum_{t=1}^n \ln g_t \sum_{t=1}^n t^2 - \sum_{t=1}^n t \sum_{t=1}^n \ln g_t \cdot t}{n \sum_{t=1}^n t^2 - (\sum_{t=1}^n t)^2} \quad \ln \hat{\beta}_1 = \frac{n \sum_{t=1}^n \ln g_t \cdot t - \sum_{t=1}^n \ln g_t \sum_{t=1}^n t}{n \sum_{t=1}^n t^2 - (\sum_{t=1}^n t)^2}$$











