

Wahrscheinlichkeit und Statistik

Janis Hutz

<https://janishutz.com>

9. Juli 2026

1 Basics

1.1 Wahrscheinlichkeitsräume

Begriff Ω **Grundraum**, $\omega \in \Omega$ **Elementarereignis**

Def **Sigma-Algebra** $\mathcal{F} \subseteq \mathcal{P}(\Omega)$ ist σ -Algebra, falls:

- E1.** $\Omega \in \mathcal{F}$
- E2.** $A \in \mathcal{F} \Rightarrow A^C \in \mathcal{F}$ (A Ereignis $\Rightarrow$ nicht A auch)
- E3.** $A_1, A_2, \dots \in \mathcal{F} \Rightarrow \bigcup_{i=1}^{\infty} A_i \in \mathcal{F}$
($A_1, \dots$ Ereignisse $\Rightarrow A_1$ oder A_2 oder $\dots$ ein Ereignis)

Bsp σ -Algebren bei 1x Würfeln ($\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$)

- $\mathcal{F} = \{\emptyset, \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}\}$
- $\mathcal{F} = \mathcal{P}(\Omega)$, dabei $|\mathcal{F}| = 64$
- $\mathcal{F} = \{\emptyset, \{1, 2\}, \{3, 4, 5, 6\}, \Omega\}$

Keine σ -Algebren sind bspw:

- $\mathcal{F} = \{\Omega\}$ (Komplementärereignis $\emptyset$ fehlt, E2 verletzt)
- $\mathcal{F} = \{\emptyset, \{1, 2, 3\}, \{4, 5, 6\}, \{1\}, \{2, 3, 4, 5, 6\}, \Omega\}$
(E3 verletzt, da bspw $\{4, 5, 6\} \cup \{1\} \notin \mathcal{F}$)

1.1.1 Wahrscheinlichkeitsmass

Def **W.M** $\mathbb{P} : \mathcal{F} \rightarrow [0, 1]$ mit $A \mapsto \mathbb{P}[A]$, notiert $(\Omega, \mathcal{F})$, falls folgende Eigenschaften gelten

- E1.** $\mathbb{P}[\Omega] = 1$
- E2.** (**σ -Additivität**) $\mathbb{P}[A] = \sum_{i=1}^{\infty} \mathbb{P}[A_i]$, falls $A = \bigcup_{i=1}^{\infty} A_i$ (**disjunkte Vereinigung**)

Bsp Wieder mit Würfeln und $\mathcal{F} = \mathcal{P}(\Omega)$, sind W.M:

- Abbildung $\forall A \in \mathcal{F} \quad \mathbb{P}[A] = \frac{|A|}{6}$
- Abbildung $\forall A \in \mathcal{F} \quad \mathbb{P}[A] = \sum_{i \in A} p_i$ (p_i dabei prob. Zahl i würfeln; $p_i = \frac{1}{6} \forall i \in \Omega$ ist für fairen Würfel)

1.1.2 Wahrscheinlichkeitsraum

Def **W.R** ein Tripel $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$

Begriff A Ereignis, **tritt (nicht) ein** (für ω), if $\omega \in (\notin) A$

Bem $A = \emptyset$ tritt niemals ein, $A = \Omega$ immer.

1.2 Beispiele von Wahrscheinlichkeitsräumen

Def **Laplace Modell** $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$, sodass $\mathcal{F} = \mathcal{P}(\Omega)$ und $\mathbb{P} : \mathcal{F} \rightarrow [0, 1] \stackrel{\text{def}}{=} \forall A \in \mathcal{F} \quad \mathbb{P}[A] = \frac{|A|}{|\Omega|}$, $\mathbb{P}$ ist W.M.

Bsp Auf Kreis mit $n \geq 3$ Punkten, Modell für Nachbarn ist: $A = \{\{1, 2\}, \dots, \{n-1, n\}, \{n, 1\}\}$ für $\Omega = \{E \subseteq \{1, \dots, n\} \mid |E| = 2\}$, also $\mathbb{P}[A] = \frac{\binom{n}{2}}{\binom{n}{2}} = \frac{2}{n-1}$

Bsp W. 1. mal Kopf ist bei Wurf k : $p_k = p^{k-1}(1-p)$

1.3 Eigenschaften/Interp. von Ereignissen

Thm $\mathcal{F}$ σ -Algebra. Es gilt: **E4.** $\emptyset \in \mathcal{F}$

E5. $A_1, A_2, \dots \in \mathcal{F} \Rightarrow \bigcap_{i=1}^{\infty} A_i \in \mathcal{F}$

E6. $A, B \in \mathcal{F} \Rightarrow A \cup B \in \mathcal{F}$

E7. $A, B \in \mathcal{F} \Rightarrow A \cap B \in \mathcal{F}$

A^C	A tritt nicht ein
$A \cap B$	A und B treten ein
$A \cup B$	A oder B treten ein
$A \Delta B$	entweder A oder B tritt ein
$A \subseteq B$	B tritt ein, falls A eintritt
$A \cap B = \emptyset$	A und B nicht gleichzeitig

$\forall \omega \in \Omega$
 $\Omega = A_1 \cup A_2 \cup A_3$ mit nur eines von A_1, A_2, A_3 kann eintreten
 A_1, A_2, A_3 paarw. disj.

Wir wählen nicht immer $\mathcal{F} = \mathcal{P}(\Omega)$, bspw. für mehrstufige Experimente ist dies nicht ideal (k. Filtern, Überabzählbarkeit)

1.4 Eigenschaften Wahrscheinlichkeitsmasse

Thm $\mathbb{P}$ Wahrscheinlichkeitsmass auf $(\Omega, \mathcal{F})$, A Ereignis:

E1. Es gilt $\mathbb{P}[\emptyset] = 0$

E2. **Additivität** $k \geq 1$, $A_1, \dots, A_k$ paarw. disj. Ereignisse:
 $\mathbb{P}[A_1 \cup \dots \cup A_k] = \mathbb{P}[A_1] + \dots + \mathbb{P}[A_k]$

E3. $\mathbb{P}[A^C] = 1 - \mathbb{P}[A]$

E4. B Ereignis, dann $\mathbb{P}[A \cup B] = \mathbb{P}[A] + \mathbb{P}[B] - \mathbb{P}[A \cap B]$

1.4.1 Nützliche Ungleichungen

Thm **Monot.** $A, B \in \mathcal{F}$, dann $A \subseteq B \Rightarrow \mathbb{P}[A] \leq \mathbb{P}[B]$

Thm **Union Bound** Für $A_1, A_2, \dots$ (mögl. disj.) gilt:
 $\mathbb{P}[\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i] \leq \sum_{i=1}^{\infty} \mathbb{P}[A_i]$. Auch für end. n-leere Ereignisse

1.4.2 Anwendungen der Ungleichungen

Sie sind nützlich für schwer zu berechnende W.

Thm (A_n) mit $A_n \subseteq A_{n+1}$ (mon. wachsend). Dann:
 $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}[A_n] = \mathbb{P}[\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n]$

und für (B_n) mit $B_n \supseteq B_{n+1}$ (mon. fallend) gilt:
 $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}[B_n] = \mathbb{P}[\bigcap_{n=1}^{\infty} B_n]$

Bem Mit Monotonie: $\mathbb{P}[A_n] \leq \mathbb{P}[A_{n+1}]$ und $\mathbb{P}[B_n] \geq \mathbb{P}[B_{n+1}]$. Grenzwerte oben wohldefiniert.

1.5 Bedingte Wahrscheinlichkeit

Def Für $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ mit $A, B \in \mathcal{P}(\Omega)$ mit $\mathbb{P}[B] > 0$:

$$\mathbb{P}[A|B] = \frac{\mathbb{P}[A \cap B]}{\mathbb{P}[B]} \quad (= \mathbb{P}[A] \text{ wenn } B = \Omega \text{ ist})$$

Bem $\mathbb{P}[B|B] = 1$

Thm $B \in \mathcal{P}(\Omega)$, dann ist $\mathbb{P}[\cdot|B]$ ein W-Mass auf Ω

Thm **Totale W.** $\Omega = B_1 \cup \dots \cup B_n$ mit B_i s eine Partition von Ω , mit B_i paarw. disj. und $\mathbb{P}[B_i] > 0 \forall 1 \leq i \leq n$. Dann:

$$\forall A \in \mathcal{F} \quad \mathbb{P}[A] = \sum_{i=1}^n \mathbb{P}[A|B_i] \cdot \mathbb{P}[B_i]$$

Thm **Bayes** B_i wie oben, dann $\forall A$ mit $\mathbb{P}[A] > 0$:

$$\forall i = 1, \dots, n \quad \mathbb{P}[B_i|A] = \frac{\mathbb{P}[A|B_i]\mathbb{P}[B_i]}{\sum_{j=1}^n \mathbb{P}[A|B_j]\mathbb{P}[B_j]}$$

1.6 Unabhängigkeit

Def $A, B \in \mathcal{F}$ **unabh.** falls $\mathbb{P}[A \cap B] = \mathbb{P}[A] \cdot \mathbb{P}[B]$

Bem Falls $\mathbb{P}[A] \in \{0, 1\}$: $\forall B \in \mathcal{F} \quad \mathbb{P}[A \cap B] = \mathbb{P}[A]\mathbb{P}[B]$. Falls A unabh. von sich selbst ($\mathbb{P}[A \cap A] = \mathbb{P}[A]^2$), dann $\mathbb{P}[A] \in \{0, 1\}$. **Implik.:** A unabh. v. $B \Leftrightarrow A$ unabh. v. B^C

Thm Sei $\mathbb{P}[A], \mathbb{P}[B] > 0$. Dann ist equivalent:

- (i) $\mathbb{P}[A \cap B] = \mathbb{P}[A] \cdot \mathbb{P}[B]$ (A und B **unabhängig**)
- (ii) $\mathbb{P}[A|B] = \mathbb{P}[A]$ ($\text{Eintreten von } B \text{ beeinflusst } A \text{ nicht}$)
- (iii) $\mathbb{P}[B|A] = \mathbb{P}[B]$ ($\text{Eintreten von } A \text{ beeinflusst } B \text{ nicht}$)

Def I eine beliebige Menge. $(A_i)_{i \in I}$ **unabhängig** falls:

$$\forall j \subseteq I \text{ endlich} \quad \mathbb{P}\left[\bigcap_{j \in J} A_j\right] = \prod_{j \in J} \mathbb{P}[A_j]$$

2 Zufallsvar., Verteilungsfunktionen

2.1 Abstrakte Definition

Def Zufallsvariable kurz Z.V. ist $\mathcal{X} : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, sodass $\forall a \in \mathbb{R}$ gilt: $f = \{\omega \in \Omega \mid \mathcal{X}(\omega) \leq a\} \in \mathcal{F}$ (notwendige Bedingung für Wohldefiniertheit von $\mathbb{P}[f]$)

Notation Ohne ω : $\{X \leq a\} = \{\omega \in \Omega \mid X(\omega) \leq a\}$, etc

Def Indikatorfunk. $A \in \mathcal{F}$, $1_A(\omega) = \begin{cases} 0 & \text{wenn } \omega \notin A \\ 1 & \text{wenn } \omega \in A \end{cases}$

Das A kann bspw $\mathcal{X} \leq a$ sein.

2.2 Verteilungsfunktion

Die untenstehende Funktion ist die Cumulative Distribution Function (cdf)

Def $F_{\mathcal{X}} : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$, def: $\forall a \in \mathbb{R} \quad F_{\mathcal{X}}(a) = \mathbb{P}[\mathcal{X} \leq a]$

Thm $a < b \in \mathbb{R}$. Dann: $\mathbb{P}[a < X \leq b] = F(b) - F(a)$

Nachfolgendes wird gebraucht, um zu Überprüfen, ob eine Funktion eine cdf ist

Thm $\mathcal{X}$ Z.V. auf $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ und V.F. $F = F_{\mathcal{X}}$. Eig.:

- F ist monoton wachsend
- F ist rechtsseitig ($F(a) = \lim_{h \downarrow 0} F(a+h) \quad \forall a \in \mathbb{R}$)
- $\lim_{a \rightarrow -\infty} F(a) = 0$ und $\lim_{a \rightarrow \infty} F(a) = 1$

2.3 Unabhängigkeit

Def Z.V. $\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n$ sind **unabh.** falls $\forall x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R}$ $\mathbb{P}[\mathcal{X}_1 \leq x_1, \dots, \mathcal{X}_n \leq x_n] = \mathbb{P}[\mathcal{X}_1 \leq x_1] \cdots \mathbb{P}[\mathcal{X}_n \leq x_n]$

Bem Alternativ: ZVs unabhängig, falls $\forall I_1 \subseteq \mathbb{R}, \dots, I_n \subseteq \mathbb{R}$ Intervalle $\{\mathcal{X}_1 \in I_1\}, \dots, \{\mathcal{X}_n \in I_n\}$ unabhängig

Def u.i.v. (i.i.d.) (unabhängig & identisch verteilt) Z.V.

2.3.1 Gruppierung

Thm n ZV $\mathcal{X}_i$ und $1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n$ sind indizes und $\phi_1, \dots, \phi_k$ Abbildungen. Dann sind unabhängig: $Y_1 = \phi_1(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_{i_1}), \dots, Y_k = \phi_k(\mathcal{X}_{i_k+1}, \dots, \mathcal{X}_n)$

2.4 Transformation von Zufallsvariablen

Da ZV Funk. $\Omega \rightarrow \mathbb{R}$ sind, mit komposition neue ZV aus and. ZV, bspw: $Z_1 = \exp(\mathcal{X}_1)$ oder $Z_2 = \mathcal{X}_1 + \mathcal{X}_2$

2.5 Konstruktion von Zufallsvariablen

Thm $\exists$ -T v. Kolmogorov $\exists$ W-Raum und endl. uiv Folge von $\mathcal{X}_i \sim \text{Ber}(\frac{1}{2})$ mit param 0.5

Def ZV U heisst **gleichverteilt auf** $[0, 1]$, falls

$$F_U(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ x & 0 \leq x \leq 1. \text{ Wir schreiben } U \sim \mathcal{U}([0, 1]) \\ 1 & x > 1 \end{cases}$$

Thm $\mathcal{X}_i$ wie oben, da $\mathcal{X}_i(\omega) \in \{0, 1\}$ konvergiert $\mathcal{Y}(\omega) = \sum_{n=1}^{\infty} 2^{-n} \mathcal{X}_n(\omega)$ absolut, mit $\mathcal{Y}(\omega) \in [0, 1]$. $\mathcal{Y} \sim \mathcal{U}([0, 1])$

Def Inverse Vert. von F ist $F^{-1} : (0, 1) \rightarrow \mathbb{R}$. Def:

$$\forall \alpha \in (0, 1) \quad F^{-1}(\alpha) = \inf\{x \in \mathbb{R} \mid F(x) \geq \alpha\}$$

Thm Inversionsmethode F erfüllt T2.4, u. $U \sim \mathcal{U}(\dots)$, dann hat ZV $X = F^{-1}(U)$ die Verteilfunkt. $F_X = F$

Bem X wohldefiniert mit $X(\omega) = F^{-1}(U(\omega))$ falls $U(\omega) \in (0, 1)$ und $X(\omega) = 0$ sonst.

Thm $F_1, \dots$ Folge von Funk. mit eig. v. T2.4. Dann $\exists$ W-Raum und Folge von unabhängigen ZV X_i , sodass:

- $\forall i \quad X_i$ has F_i (also $\forall x \quad \mathbb{P}[X_i \leq x] = F_i(x)$)
- $X_1, X_2, \dots$ sind unabhängig.

3 Diskrete und stetige ZV

3.1 Stetigkeit der Verteilungsfunktion

Thm W. Punkt Für Z.V $\mathcal{X}$ und V.F $F_{\mathcal{X}}$ gilt $\forall a \in \mathbb{R}$ $\mathbb{P}[\mathcal{X} = a] = F(a) - F(a-)$ mit $F(a-) := \lim_{h \downarrow 0} F(a-h)$.

- $\rightarrow F$ in a n. stetig, dann "Sprunghöhe" $F(a) - F(a-) = \mathbb{P}[\mathcal{X} = a]$
- $\rightarrow F$ stetig in a , dann $\mathbb{P}[\mathcal{X} = a] = 0$

3.2 Fast sichere Ereignisse

Def $A \in \mathcal{F}$ tritt **fast sicher** (f.s.) ein, falls $\mathbb{P}[A] = 1$.

Bem Für allg. Mengen: A f.s., falls $\exists A' \subseteq A : \mathbb{P}[A'] = 1$

3.3 Diskrete Zufallsvariablen

Def Z.V. $\mathcal{X}$ ist **diskret**, falls endl. oder abzählb. Menge $W \subseteq \mathbb{R}$ existiert, s.d. $\mathbb{P}[\mathcal{X} \in W] = 1$ (Werte v. $\mathcal{X}$ f.s. in W)

Bem Falls Ω endl. / abzählb., dann ist jede Z.V. $\mathcal{X}$ diskret.

Def Gewichts f. $\mathcal{X}$ mit W endl.: $p_{\mathcal{X}}(x) = \mathbb{P}[\mathcal{X} = x]$

Def Verteilung $(p(x))_{x \in W} \stackrel{\text{def}}{\iff} \forall x \in W \quad p(x)$

Thm $(p(x))_{x \in W} = \sum_{x \in W} p(x) = 1$

Bem $\forall (p(x))_{x \in W} \exists$ Z.V. mit dieser Verteilung. Können desh. schreiben: "Sei $\mathcal{X}$ disk. Z.V. mit Verteilung $(p(x))_{x \in W}$ "

3.3.1 Zusammenhang Verteilung, Verteilungsfunktion

Thm $\mathcal{X}$ disk. Z.V. wie oben, dann ist Verteilungsfunktion: $\forall x \in \mathbb{R} \quad F_{\mathcal{X}}(x) = \sum_{y \in W, y \leq x} p(y)$. **Umgekehrt:** $p(x)$ ist die "Sprunghöhe" im Punkt $x \in W$, W pos. Sprünge in $F_{\mathcal{X}}$

3.4 Verteilungen

3.4.1 Bernoulli-Verteilung

Def $\mathcal{X} \sim \text{Ber}(p)$: $\mathbb{P}[\mathcal{X} = 0] = 1 - p$ und $\mathbb{P}[\mathcal{X} = 1] = p$

3.4.2 Binomialverteilung

Def $\mathcal{X} \sim \text{Bin}(n, p)$, falls

$$\forall k \in \{0, \dots, n\} \quad \mathbb{P}[\mathcal{X} = k] = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$$

Bem $\sum_{k=0}^n p(k) = \sum_{k=0}^n \mathbb{P}[\mathcal{X} = k] = (p + 1 - p)^n = 1$

Thm $X_i \sim \text{Ber}(p_i)$ unab: $(S_n := \sum_{i=0}^n X_i) \sim \text{Ber}(n, p)$

Bem $\text{Bin}(1, p)$ ist $\text{Ber}(p)$ verteilt. Für $X, Y \sim \text{Bin}(n_i, p)$ mit X, Y unabhängig dann ist $X + Y \sim \text{Bin}(n_1 + n_2, p)$

3.4.3 Geometrische Verteilung

Warten auf den ersten Erfolg (in ∞ Folge von Bernoulli-Experimenten)

Def $\mathcal{X} \sim \text{Geom}(p)$ mit $W = \mathbb{N} \setminus \{0\}$ falls $\forall k \in W$ $\mathbb{P}[\mathcal{X} = k] = \mathbb{P}[\mathcal{X} > (k-1)] \cdot p$ mit $\mathbb{P}[\mathcal{X} > k] = (1-p)^k$

Bem $\mathbb{P}[\mathcal{X} = 1] = p$, da wir Konvention $a^0 = 1$ verwenden.

Bem $\sum_{k=0}^{\infty} p(k) = p \cdot \sum_{k=0}^{\infty} (1-p)^{k-1} = p \cdot \frac{1}{p} = 1$

Thm $X_i \sim \text{Ber}(p)$ für $i \in \mathbb{N}$.

Dann $(T := \min\{n \geq 1 \mid X_n = 1\}) \sim \text{Geom}(p)$

Bem $T = \infty$ ist möglich, $\mathbb{P}[T = \infty] = 0$

Thm Gedächtnislosigkeit $T \sim \text{Geom}(p)$, dann $\forall n \geq 0 \quad \forall k \geq 1 \quad \mathbb{P}[T \geq n+k \mid T > n] = \mathbb{P}[T \geq k]$

3.4.4 Negativbinomiale Verteilung

Warten auf den r -ten Erfolg (in ∞ Folge von Bernoulli-Experimenten)

Def $\mathcal{X} \sim \text{NBin}(r, p)$, falls

$$\forall k \in \{r, r+1, \dots\} \quad \mathbb{P}[\mathcal{X} = k] = \binom{k-1}{r-1} p^r (1-p)^{k-r}$$

Thm $\mathcal{X}_i \sim \text{Ber}(p)$, dann

$$T_r := \inf\{n \geq 1 \mid \sum_{l=1}^n \mathcal{X}_l = r\} \sim \text{NBin}(r, p)$$

Bem $\mathcal{X} := \sum_{i=1}^r \mathcal{X}_i \sim \text{NBin}(r, p)$ für $\mathcal{X}_i \sim \text{Geom}(p)$

3.4.5 Hypergeometrische Verteilung

r Elemente vom Typ I, $n-r$ El. vom Typ II, m davon gezogen, ohne Zurücklegen

Def $\mathcal{X} \sim \text{H}(n, r, m)$, falls

$$\forall k \in \{0, \dots, \min(m, r)\} \quad \mathbb{P}[\mathcal{X} = k] = \frac{\binom{r}{k} \binom{n-r}{m-k}}{\binom{n}{m}}$$

3.4.6 Poisson-Verteilung

Approximation von Binomialverteilung

Def $\mathcal{X} \sim \text{Poisson}(\lambda)$ mit $\lambda > 0 \in \mathbb{R}$, falls

$$\forall k \in \mathbb{N} \quad \mathbb{P}[\mathcal{X} = k] = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$$

Thm Für $n \in \mathbb{N}$ Z.V. $\mathcal{X}_i \sim \text{Bin}(n, \frac{\lambda}{n})$ und $\mathcal{N} \sim \text{Poisson}(\lambda)$: $\forall k \in \mathbb{N} \quad \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}[\mathcal{X}_i = k] = \mathbb{P}[\mathcal{N} = k]$

3.5 Stetige Zufallsvariablen

Def Stetig verteilte Z.V $\mathcal{X}$ stetig, falls $\exists f_{\mathcal{X}} : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_+$, s.d. V.F. $F_{\mathcal{X}}(x) = \int_{-\infty}^x f_{\mathcal{X}}(t) dt$. $f_{\mathcal{X}}$ ist Dichte (pdf) von $\mathcal{X}$

Thm Sei $F_{\mathcal{X}}$ st. stückw. diff. auf Partition $-\infty = x_0 < x_1 < \dots < x_n = \infty$. Dann $\mathcal{X}$ stetig, mit a_k beliebig und

$$f_{\mathcal{X}} = \begin{cases} F'_{\mathcal{X}}(x) & \exists k \in \{0, 1, \dots, n-1\} : x \in (x_k, x_{k+1}) \\ a_k & x \in \{x_1, \dots, x_{n-1}\} \end{cases}$$

Bem $f_{\mathcal{X}}$ fast analog zu Gew.F $p_{\mathcal{X}}$. Also: $(\Sigma, p_{\mathcal{X}}) \mapsto (\int, f_{\mathcal{X}})$ vom diskreten zu stetigen Fall

3.6 Stetige Verteilungen

3.6.1 Gleichverteilung (Uniformmodell)

Def $\mathcal{X} \sim \mathcal{U}([a, b])$, falls $f_{\mathcal{X}} = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & x \in [a, b] \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$

Bem $\mathbb{P}[\mathcal{X} \in [c, c+l]] = \frac{l}{b-a}$, $F_{\mathcal{X}}(x) = \begin{cases} 0 & x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ 1 & x > b \end{cases}$

3.6.2 Exponentialverteilung

Wie Geometrische Verteilung warten auf Erfolg

Def $\mathcal{X} \sim \text{Exp}(\lambda)$, falls $\forall x \in \mathbb{R} f_{\mathcal{X}}(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$

Bem Gedächtnisl. $\mathbb{P}[\mathcal{X} > t+s \mid \mathcal{X} > s] = \mathbb{P}[\mathcal{X} > t]$

Bem Verteilungsfunktion $F_{\mathcal{X}}(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\lambda x} & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$

3.6.3 Cauchy-Verteilung

Def $\mathcal{X} \sim \text{Cauchy}(x_0, \gamma)$, falls $f_{\mathcal{X}}(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\gamma}{\gamma^2 + (x - x_0)^2}$

Bem Verteilungsfunk. $F_{\mathcal{X}}(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \arctan\left(\frac{x - x_0}{\gamma}\right)$

Def Langschwänzige Verteilung für $|x| \rightarrow \infty$ nur sehr langsam gegen 0 (quadratisch vs. exponentiell bei Norm. V)

3.6.4 Normalverteilung

Def $\mathcal{X} \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ falls $f_{\mathcal{X}}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{1}{2}(\frac{x-\mu}{\sigma})^2}$,

mit σ Standardabweichung. Auch: Gauss'sche Verteilung

Def Standardnormalverteilung $\mathcal{X} \sim \mathcal{N}(0, 1)$:

$$\Phi = \int_{-\infty}^x \varphi(t) dt = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt \text{ mit } \varphi = f_{\mathcal{X}}.$$

Es gilt: $\Phi(-t) = 1 - \Phi(t)$

Thm $\mathcal{X} \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, dann $\frac{\mathcal{X}-\mu}{\sigma} \sim \mathcal{N}(0, 1)$, also:

$$F_{\mathcal{X}}(x) = \mathbb{P}[\mathcal{X} \leq x] = \mathbb{P}\left[\frac{\mathcal{X}-\mu}{\sigma} \leq \frac{x-\mu}{\sigma}\right] = \Phi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)$$

Bsp für Phänomene modellierbar mit Normalverteilung:

- Streuung von Messwerten um Mittelwert
- Grösse und Gewicht der Bevölkerung
- Renditen von Aktien

Bem Für $\mathcal{X}_i \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2)$ unabhängig gilt:

$$\mathcal{Y} := \mu_0 + \sum_{k=1}^n a_k \mathcal{X}_k \sim \mathcal{N}\left(\mu_0 + \sum_{k=1}^n a_k \mu_k, \sum_{k=1}^n a_k^2 \sigma_k^2\right)$$

Bem Für $\mu \in \mathbb{R}, \sigma^2 > 0$ und $\mathcal{Z} \sim \mathcal{N}(0, 1)$ gilt $\mu + \sigma \mathcal{Z} \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ (nützlich für Simulation)

Bem $\mathbb{P}[|\mathcal{X} - \mu| \geq 3\sigma] \leq 0.0027$

4 Erwartungswert

4.1 Allgemeiner Erwartungswert

Def Für $\mathcal{X} : \Omega \rightarrow \mathbb{R}_+$, $\mathbb{E}[\mathcal{X}] = \int_0^{\infty} (1 - F_{\mathcal{X}}(x)) dx$

Bem $\mathbb{E}[\mathcal{X}]$ immer definiert und endlich oder unendlich

Thm $\mathcal{X}$ n.neg. Dann: $\mathbb{E}[\mathcal{X}] \geq 0$. =, wenn $\mathcal{X} = 0$ fast sicher

Def $\mathbb{E}[\mathcal{X}] = \mathbb{E}[\mathcal{X}_+] - \mathbb{E}[\mathcal{X}_-]$ mit $\mathcal{X}_-$ auch n.-neg.

Bem $|\mathcal{X}| = \mathcal{X}_+ + \mathcal{X}_-$; $\mathcal{X} = \mathcal{X}_+ - \mathcal{X}_-$. Für $\mathcal{X} \geq 0$ ist $\mathbb{E}[\mathcal{X}]$ immer definiert. Falls $\mathcal{X}$ kein konst. Vorzeichen, $\mathbb{E}[\mathcal{X}]$ undef.

Bem $\mathbb{E}[\mathcal{X}] = \int_0^{\infty} (1 - F_{\mathcal{X}}(x)) dx - \int_{-\infty}^0 F_{\mathcal{X}}(x) dx$

4.2 Diskrete Zufallsvariablen

Thm Für $\mathcal{X}$ mit Werten fast sicher in W :

$$\mathbb{E}[\mathcal{X}] = \sum_{x \in W} x \cdot \mathbb{P}[\mathcal{X} = x] = \sum_{x \in W} x \cdot p_{\mathcal{X}}(x)$$

Bem $\mathbb{E}[\mathcal{X}]$ wohldefiniert falls $(x \cdot p_{\mathcal{X}}(x))_{x \in W}$ abs. konv.

4.2.1 Beispiele

- $\mathcal{X} \sim \text{Ber}(p)$: $\mathbb{E}[\mathcal{X}] = p$ ($\mathbb{E}[1_A] = \mathbb{P}[A]$)
- $\mathcal{X} \sim \text{Bin}(n, p)$: $\mathbb{E}[\mathcal{X}] = np$
- $\mathcal{X} \sim \text{Poisson}(\lambda)$: $\mathbb{E}[\mathcal{X}] = \lambda$

4.2.2 Transformierte Zufallsvariablen

Thm Für $\varphi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, $\mathbb{E}[\varphi(\mathcal{X})] = \sum_{x \in W} \varphi(x) \cdot \mathbb{P}[\mathcal{X} = x]$

4.3 Stetige Zufallsvariablen

Def $\mathcal{X}$ stetig $\mathbb{E}[\mathcal{X}] = \int_{-\infty}^{\infty} x f_{\mathcal{X}}(x) dx$

Thm $\mathbb{E}[\varphi(\mathcal{X})] = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(x) f_{\mathcal{X}}(x) dx$, falls int. wohldef.

Lem Int über gauss. Glockenk. $\int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} dx = \sqrt{2\pi\sigma^2}$

4.3.1 Beispiele

- $\mathcal{X} \sim \mathcal{U}([a, b])$, $a < b$: $\mathbb{E}[\mathcal{X}] = \frac{a+b}{2}$
- $\mathcal{X} \sim \text{Exp}(\lambda)$, $\lambda > 0$: $\mathbb{E}[\mathcal{X}] = \frac{1}{\lambda}$
- $\mathcal{X} \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$: $\mathbb{E}[\mathcal{X}] = \mu$
- $\mathcal{X} \sim \text{Cauchy}(x_0, \gamma)$: Existiert nicht (Int. ∞)
 $\mathbb{E}[\mathcal{X}_+] = \mathbb{E}[\mathcal{X}_-] = \infty$, Median: 0

4.4 Eigenschaften des Erwartungswerts

Thm Linearität Falls $\mathbb{E}[\mathcal{X}]$ und $\mathbb{E}[\mathcal{Y}]$ wohldefiniert:

$$\mathbb{E}[\lambda \mathcal{X}] = \lambda \mathbb{E}[\mathcal{X}] \text{ und } \mathbb{E}[\mathcal{X} + \mathcal{Y}] = \mathbb{E}[\mathcal{X}] + \mathbb{E}[\mathcal{Y}]$$

Bem Z.V $\mathcal{X}_k$ und λ_k : $\mathbb{E}[\sum_{k=1}^n \lambda_k \mathcal{X}_k] = \sum_{k=1}^n \lambda_k \mathbb{E}[\mathcal{X}_k]$

Thm Monotonie Sei $\mathcal{X} \leq \mathcal{Y}$ mit $\mathbb{E}$ wohldef.: $\mathbb{E}[\mathcal{X}] \leq \mathbb{E}[\mathcal{Y}]$

Thm $\mathcal{X}, \mathcal{Y}$ unabh., dann $\mathbb{E}[\mathcal{X}\mathcal{Y}] = \mathbb{E}[\mathcal{X}]\mathbb{E}[\mathcal{Y}]$

Thm $\mathcal{X}_k$ alle unabhängig mit $\mathbb{E}[\mathcal{X}_k]$ endlich. Dann gilt $\mathbb{E}[\prod_{k=1}^n \mathcal{X}_k] = \prod_{k=1}^n \mathbb{E}[\mathcal{X}_k]$

Thm $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_+$ mit $\int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = 1$. Dann ist äquivalent: **(1)** $\mathcal{X}$ stetig mit Dichte f und **(2)** für jede stückweise stetige Abb. $\varphi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ gilt $\mathbb{E}[\varphi(\mathcal{X})] = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(x) f(x) dx$

Thm äquivalent: **(1)** $\mathcal{X}_i$ unabhängig,

(2) $\forall \varphi_i$: $\mathbb{E}[\varphi_1(\mathcal{X}_1) \cdots \varphi_n(\mathcal{X}_n)] = \mathbb{E}[\varphi_1(\mathcal{X}_1)] \cdots \mathbb{E}[\varphi_n(\mathcal{X}_n)]$

4.5 Ungleichungen

Thm Markow $\mathcal{X}$ n.-neg., $g : \mathcal{X}(\Omega) \rightarrow [0, \infty)$. $\forall c \in \mathbb{R}$ mit $g(c) > 0$ gilt $\mathbb{P}[\mathcal{X} \geq c] \leq \frac{\mathbb{E}[g(\mathcal{X})]}{g(c)}$

Thm Jensensche $\varphi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ konvex, und falls $\mathbb{E}[\varphi(\mathcal{X})]$ und $\mathbb{E}[\mathcal{X}]$ wohldefiniert: $\varphi(\mathbb{E}[\mathcal{X}]) \leq \mathbb{E}[\varphi(\mathcal{X})]$

Thm Dreieck $\varphi(x) = |x|$, dann $|\mathbb{E}[\mathcal{X}]| \leq \mathbb{E}[|\mathcal{X}|]$. $\varphi(x) = x^2$, dann $\mathbb{E}[|\mathcal{X}|] \leq \sqrt{\mathbb{E}[\mathcal{X}^2]}$

Kor Cheb. $\mathbb{V}[\mathcal{Y}]$ end. $\forall c > 0$ gilt: $\mathbb{P}[|\mathcal{Y} - \mathbb{E}[\mathcal{Y}]| \geq c] \leq \frac{\mathbb{V}[\mathcal{Y}]}{c^2}$

4.6 Varianz

$$\mathbb{E}[\mathcal{X}^2] = \sum_{x \in W} x^2 \cdot p_{\mathcal{X}}(x) \text{ (}\mathcal{X} \text{ diskret)}$$

Def $\mathcal{X}$ mit $\mathbb{E}[\mathcal{X}^2] < \infty$, $\mathbb{V}[\mathcal{X}] = \mathbb{E}[(\mathcal{X} - \mathbb{E}[\mathcal{X}])^2]$

Def Standardabweichung $\sigma(\mathcal{X}) = \sqrt{\mathbb{V}[\mathcal{X}]}$

Bem $\mathbb{V}[\mathcal{X}] = \mathbb{E}[\mathcal{X}^2] - \mathbb{E}[\mathcal{X}]^2$

Bsp $\mathcal{X}$ determ. Z.V (= konst) mit Wert a , also $\mathcal{X} = a1_{\Omega}$.

Dann: $\mathbb{E}[\mathcal{X}] = a\mathbb{E}[1_{\Omega}] = a\mathbb{P}[\Omega] = a$ und $\mathbb{V}[\mathcal{X}] = \mathbb{E}[\mathcal{X}^2] - \mathbb{E}[\mathcal{X}]^2 = a^2\mathbb{E}[1_{\Omega}] - a^2 = 0$

Bem $\mathbb{E}[\mathcal{X}] < \infty$, dann $\mathbb{V}[\mathcal{X}] \geq 0$ mit = g.d.w. $\mathcal{X}$ konst; **zudem** $\mathbb{V}[a\mathcal{X}] = a^2\mathbb{V}[\mathcal{X}]$ und $\mathbb{V}[\mathcal{X} + a] = \mathbb{V}[\mathcal{X}]$

Prop $\mathcal{X}_k$ paarw. unabh. $\mathbb{V}[\sum_{k=1}^n \mathcal{X}_k] = \sum_{k=1}^n \mathbb{V}[\mathcal{X}_k]$. Falls $\mathcal{X}_k$ abhängig, dann gilt $\neq$

Bsp Varianz von bekannten Verteilungen

- $\mathcal{X} \sim \text{Ber}(p)$, $\mathbb{V}[\mathcal{X}] = p(1-p)$
- $\mathcal{X} \sim \text{Bin}(n, p)$, $\mathbb{V}[\mathcal{X}] = np(1-p)$
- $\mathcal{X} \sim \text{Poisson}(\lambda)$, $\mathbb{V}[\mathcal{X}] = \lambda = \mathbb{E}[\mathcal{X}]$
- $\mathcal{X} \sim \mathcal{U}([a, b])$, $\mathbb{V}[\mathcal{X}] = \frac{(b-a)^2}{12}$
- $\mathcal{X} \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, $\mathbb{V}[\mathcal{X}] = \sigma^2$

4.7 Kovarianz

Def $\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Y}) = \mathbb{E}[(\mathcal{X} - \mathbb{E}[\mathcal{X}])(\mathcal{Y} - \mathbb{E}[\mathcal{Y}])]$

Bem $\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Y}) = \mathbb{E}[\mathcal{X}\mathcal{Y}] - \mathbb{E}[\mathcal{X}]\mathbb{E}[\mathcal{Y}]$

Bem $\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{X}) = \mathbb{V}[\mathcal{X}]$

Bem $\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Y}) = 0 \implies \mathcal{X}, \mathcal{Y}$ unabh. ($\Leftarrow$ impl. falsch!)

Bem $\mathcal{X}, \mathcal{Y}$ unabh. $\iff \forall \varphi, \psi$ stückweise stetig, beschränkt gilt $\text{cov}(\varphi(\mathcal{X}), \psi(\mathcal{Y})) = 0$

Bem Folgende Terminologie (neg. korr. = antikorreliert):

- Wenn $\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Y}) > 0$, dann: $\mathcal{X}, \mathcal{Y}$ **positiv korreliert**
- Wenn $\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Y}) = 0$, dann: $\mathcal{X}, \mathcal{Y}$ **unkorreliert**
- Wenn $\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Y}) < 0$, dann: $\mathcal{X}, \mathcal{Y}$ **negativ korreliert**

Bsp $\mathcal{X}, \mathcal{Y}$ unkorreliert $\not\Rightarrow \mathcal{X}, \mathcal{Y}$ unabhängig

Bem Eigenschaften der Kovarianz (alle $a, \dots \in \mathbb{R}$):

- Positive Semidefinitheit:** $\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{X}) \geq 0$
- Symmetrie:** $\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Y}) = \text{cov}(\mathcal{Y}, \mathcal{X})$
- Bilin.:** $\text{cov}(a\mathcal{X} + b, c\mathcal{Y} + d) = a\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Y}) + c\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Z})$
 $\text{cov}(\mathcal{X}, (e\mathcal{Y} + f) + (g\mathcal{Z} + h)) = e\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Y}) + g\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Z})$

Bem $\mathbb{V}\left[\sum_{k=1}^n \mathcal{X}_k\right] = \sum_{k=1}^n \mathbb{V}[\mathcal{X}_k] + 2 \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{l=k+1}^n \text{cov}(\mathcal{X}_k, \mathcal{X}_l)$

Bem In Matrix-Notation für $\mathcal{X} = (\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n)^\top$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \mathbb{V}[\mathcal{X}_1] & \text{cov}(\mathcal{X}_1, \mathcal{X}_2) & \dots & \text{cov}(\mathcal{X}_1, \mathcal{X}_n) \\ \text{cov}(\mathcal{X}_2, \mathcal{X}_1) & \mathbb{V}[\mathcal{X}_2] & \dots & \text{cov}(\mathcal{X}_2, \mathcal{X}_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(\mathcal{X}_n, \mathcal{X}_1) & \text{cov}(\mathcal{X}_n, \mathcal{X}_2) & \dots & \mathbb{V}[\mathcal{X}_n] \end{pmatrix}$$

5 Gemeinsame Verteilungen

5.1 Gemeinsame Diskrete Verteilung

Def $\mathcal{X}_k$ mit Mengen $W_k \subseteq \mathbb{R}$ endlich oder abzählbar mit $\mathcal{X}_k \in W_k$ fast sicher. Die gemeinsame Verteilung (*Joint probability distribution*) von $(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n)$ ist Familie von W.:

$$\{p(x_1, \dots, x_n)\}_{x_1 \in W_1, \dots, x_n \in W_n}$$

mit $p: \mathbb{R}^n \rightarrow [0, 1]$ die gemeinsame Gewichtsfunktion (joint probability mass function) mit

$$p(x_1, \dots, x_n) = \mathbb{P}[\mathcal{X}_1 = x_1, \dots, \mathcal{X}_n = x_n]$$

Thm Gemeinsame Verteilung von $\mathcal{X}_i$ erfüllt stets

$$\sum_{x_1 \in W_1, \dots, x_n \in W_n} p(x_1, \dots, x_n) = 1$$

Bem Umgekehrt: Für endliche oder abzählbare W_i und Funktion $p: W_1 \times \dots \times W_n \rightarrow [0, 1]$, die obiges erfüllen, gibt es W-Raum mit Verteilung p

Prop Aus p Verteilungsfunktion (analog zu ZH $F_{\mathcal{X}}$ & $p_{\mathcal{X}}$):

$$\begin{aligned} F(x_1, \dots, x_n) &= \mathbb{P}[\mathcal{X}_1 \leq x_1, \dots, \mathcal{X}_n \leq x_n] \\ &= \sum_{y_1 \leq x_1, \dots, y_n \leq x_n} p(y_1, \dots, y_n) \end{aligned}$$

Thm Verteilung Bild Sei $\varphi: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, $\mathcal{X}_i$ disk. Z.V. mit Werten jeweils f.s. in $W_1, \dots, W_n$. Dann $\mathcal{Z} = \varphi(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n)$ disk. Z.V. mit Werten f.s. in $W = \varphi(W_1 \times \dots \times W_n)$. Verteilung von $\mathcal{Z}$ dann gegeben durch ($\forall z \in W$):

$$\mathbb{P}[\mathcal{Z} = z] = \sum_{\substack{x_1 \in W_1, \dots, x_n \in W_n \\ \varphi(x_1, \dots, x_n) = z}} \mathbb{P}[\mathcal{X}_1 = x_1, \dots, \mathcal{X}_n = x_n]$$

Thm Randverteilung $\mathcal{X}_i$ disk. Z.V. mit gem. p .

$\forall k \in \{1, \dots, n\}$ und $\forall x \in W_k$ gilt:

$$\mathbb{P}[\mathcal{X}_k = x] = \sum_{\substack{x_l \in W_l \\ l \in \{1, \dots, n\} \setminus \{k\}}} p(x_1, \dots, x_{k-1}, x, x_{k+1}, \dots, x_n)$$

Also: Elimination der anderen Variable(n) in p

Bem Verteilungsf. d. k -ten Randv. $F_{\mathcal{X}_k}(x) = \mathbb{P}[\mathcal{X}_k \leq x]$

$$F_{\mathcal{X}_k}(x) = \lim_{x_l \rightarrow \infty} F(x_1, \dots, x_{k-1}, x, x_{k+1}, \dots, x_n) \\ l \in \{1, \dots, n\} \setminus \{k\}$$

Thm Erwartungswert Bild (Solange Summe wohldefiniert ist, summieren über $x_1 \in W_1, \dots, x_n \in W_n$)

$$\mathbb{E}[\varphi(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n)] = \sum_{x_1, \dots, x_n} \varphi(x_1, \dots, x_n) p(x_1, \dots, x_n)$$

Thm Folgende Aussagen sind äquivalent (für $\mathcal{X}_i$ mit Verteilung $\{p(x_1, \dots, x_n)\}_{x_1 \in W_1, \dots, x_n \in W_n}$):

- $\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n$ sind unabhängig
- $\forall x_1 \in W_1, \dots, x_n \in W_n$ gilt (prod. Randv. von $\mathcal{X}_i$)
 $p(x_1, \dots, x_n) = \mathbb{P}[\mathcal{X}_1 = x_1] \cdot \dots \cdot \mathbb{P}[\mathcal{X}_n = x_n]$

5.2 Gemeinsame Stetige Verteilung

Def $\mathcal{X}_i$ haben gemeinsame stetige Dichte wenn Abbildung $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}_+$ existiert, so dass $\forall a_i \in \mathbb{R}$ gilt:

$$\mathbb{P}[\mathcal{X}_1 \leq a_1, \dots, \mathcal{X}_n \leq a_n] = \int_{-\infty}^{a_1} \dots \int_{-\infty}^{a_n} f(x_1, \dots) dx_n \dots dx_1$$

Thm f gem. Dichte

$$\int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} f(x_1, \dots) dx_n \dots dx_1 = 1$$

Jeder Funk. f die obiges erfüllt ein W-Raum $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ und n -Z.V. $\mathcal{X}_i$ zugeo. werden, s.d. f die gem. Dichte von $\mathcal{X}_i$ ist.

Intuition: $f(x_1, \dots) dx_1, \dots$ beschreibt die W., dass ein zufälliger Punkt $(\mathcal{X}_1, \dots)$ in $[x_1, x_1 + dx_1] \times \dots$ liegt

Bsp Gleichverteilungen:

- Einheitsquadrat** $f(x, y) = \begin{cases} 1 & (x, y) \in [0, 1]^2 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$
- Einheitskreisscheibe** $D = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid x^2 + y^2 \leq 1\}$
 $f(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{\pi} & (x, y) \in D \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$

Thm Erwartungswert Bild

$$\mathbb{E}[\varphi(\mathcal{X}_1, \dots)] = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(x_1, \dots) f(x_1, \dots) dx_n \dots$$

Def Randverteilung Falls $\mathcal{X}, \mathcal{Y}$ gemeinsame Verteilung F haben, so ist die Verteilungsfunktion der **Randverteilung** von $\mathcal{X}$, $F_{\mathcal{X}}: \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$ gegeben durch:

$$x \mapsto F_{\mathcal{X}}(x) = \mathbb{P}[\mathcal{X} \leq x] = \mathbb{P}[\mathcal{X} \leq x, \mathcal{Y} < \infty] = \lim_{y \rightarrow \infty} F(x, y)$$

Analog für $\mathcal{Y}$ ist sie $F_{\mathcal{Y}}: \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$:

$$y \mapsto F_{\mathcal{Y}}(y) = \mathbb{P}[\mathcal{Y} \leq y] = \mathbb{P}[\mathcal{Y} < \infty, \mathcal{X} \leq \infty] = \lim_{x \rightarrow \infty} F(x, y)$$

Die Dichten der Randverteilungen sind:

$$f_{\mathcal{X}}(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy \quad f_{\mathcal{Y}}(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx$$

Herleitung der Randdichte ("wegintegrieren"):

$$\begin{aligned} f_{\mathcal{X}}(x) &= \frac{d}{dx} F_{\mathcal{X}}(x) = \frac{d}{dx} \left(\int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^{\infty} f(s, t) dt ds \right) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} f(x, t) dt \end{aligned}$$

(Hier wieder Umwandlung von Summe zu Integral von Diskret zu Stetig)

Bsp Randdichten mit Gleichverteilung

Einheitsquadrat $f(x, y) = 1_{(x, y) \in [0, 1]^2} = 1_{x \in [0, 1]} 1_{y \in [0, 1]}$

$$f_{\mathcal{X}}(x) = \int_0^1 1_{x \in [0, 1]} 1_{y \in [0, 1]} dy = 1_{x \in [0, 1]}$$

$$f_{\mathcal{Y}}(y) = \int_0^1 1_{x \in [0, 1]} 1_{y \in [0, 1]} dx = 1_{y \in [0, 1]}$$

Einheitskreisscheibe ($f(x, y) = \frac{1}{\pi} \cdot 1_{x^2+y^2 \leq 1}$)

$$f_{\mathcal{X}}(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\pi} 1_{y^2 \leq 1-x^2} dy = \int_{-\sqrt{1-x^2}}^{\sqrt{1-x^2}} \frac{1}{\pi} dy = \frac{2}{\pi} \sqrt{1-x^2}$$

$$f_{\mathcal{Y}}(y) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\pi} 1_{x^2 \leq 1-y^2} dx = \int_{-\sqrt{1-y^2}}^{\sqrt{1-y^2}} \frac{1}{\pi} dx = \frac{2}{\pi} \sqrt{1-y^2}$$

Thm Unabhängigkeit $\mathcal{X}_i$ mit Dichten $f_{\mathcal{X}_i}$, dann ist äquiv.:

- $\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n$ sind unabhängig
- $\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n$ sind gem. stetig mit gem. Dichte (Prod. Randdichten): $f(x_1, \dots, x_n) = f_{\mathcal{X}_1}(x_1) \cdot \dots \cdot f_{\mathcal{X}_n}(x_n)$

Bsp Unabhängigkeit bei Gleichverteilungen

Einheitsquadrat Wieder $f(x, y) = 1_{(x,y) \in [0,1]^2}$, dann:

$$f(x, y) = 1_{(x,y) \in [0,1]^2} = 1_{x \in [0,1]} 1_{y \in [0,1]} = f_{\mathcal{X}}(x) f_{\mathcal{Y}}(y)$$

Folglich sind die beiden Koordinaten unabhängig.

Einheitskreisscheibe $f(x, y) \neq f_{\mathcal{X}}(x) f_{\mathcal{Y}}(y)$, mit Dichten von oben. Also sind die beiden Koordinaten nicht unabh.

5.3 Tips & Tricks

Zur Bestimmung von W. wie (mit $\mathcal{X}, \mathcal{Y} \sim \mathcal{U}(0, 1)$)

$$W(t) = \mathbb{P}[\mathcal{X} + \mathcal{Y} \leq t] \quad \forall t \in \mathbb{R}$$

können wir dies via gemeinsamer Dichte ($f_{\mathcal{X}, \mathcal{Y}}(x, y) = 1$ muss gegeben sein) und Menge

$$A_t = \{(x, y) \in [0, 1]^2 : x + y \leq t\}$$

bestimmen. Dann ist für $t < 0$, $W(t) = 0$.

Für $0 \leq t \leq 1$ ist A_t ein rechtwinkliges Dreieck mit Katheten der Länge t , also $W(t) = t^2 \div 2$.

Für $1 < t \leq 2$ ist A_t Einheitsquadrat ohne rechth. Dreieck mit Katheten der Länge $(2-t)$, also $W(t) = 1 - \frac{(2-t)^2}{2}$.

Für $t > 2$ ist $W(t) = 1$.

6 Das Gesetz der grossen Zahlen

Def $\bar{\mathcal{X}}_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathcal{X}_k$ ist das **arithmetische Mittel** der $\mathcal{X}_k$.

Begriff In Zusammenhang mit Zufallsvariablen auch **Sichprobenmittel** genannt. Realisierung wird **empirischer Mittelwert** genannt

6.1 Schwaches Gesetz der grossen Zahlen

Thm Schwaches GGZ Sei $K = \{1, 2, \dots\}$ und $\forall k \in K$: $\mathcal{X}_k$ unabh. Z.V. mit $\mathbb{E}[\mathcal{X}_k] = \mu$; $\mathbb{V}[\mathcal{X}_k] = \sigma^2$:

$$\bar{\mathcal{X}}_n = \frac{1}{n} S_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathcal{X}_k$$

Dann konvergiert $\bar{\mathcal{X}}_n$ für $n \rightarrow \infty$ in Wahrscheinlichkeit gegen $\mu = \mathbb{E}[\mathcal{X}_k]$, also $\forall \varepsilon > 0$ gilt $\mathbb{P}[|\bar{\mathcal{X}}_n - \mu| > \varepsilon] \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$

6.2 Starkes Gesetz der grossen Zahlen

Thm Starkes GGZ Für $\mathcal{X}_1, \dots$ mit $\mathcal{X}_k$ unabhängig mit $\mathbb{E}[\mathcal{X}_k]$ endlich. Für

$$\bar{\mathcal{X}}_n = \frac{1}{n} S_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathcal{X}_k$$

gilt $\bar{\mathcal{X}}_n \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mu$ $\mathbb{P}$ -fast sicher, also

$$\mathbb{P}\left[\{\omega \in \Omega \mid \bar{\mathcal{X}}_n(\omega) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mu\}\right] = 1$$

6.3 Zentraler Grenzwertsatz

Def Konvergenz in Verteilung $(\mathcal{X}_n)_{n \in \mathbb{N}}$, $\mathcal{X}$ mit V.F.

$(F_n)_{n \in \mathbb{N}}$, F . $(\mathcal{X}_n)_{n \in \mathbb{N}}$ **konvergiert in V.** gegen $\mathcal{X}$ ($\mathcal{X}_n \xrightarrow{d} \mathcal{X}$ für $n \rightarrow \infty$), falls $\forall$ Stetigkeitsp. $x \in \mathbb{R}$ von F gilt:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}[\mathcal{X}_n \leq x] = \mathbb{P}[\mathcal{X} \leq x] = F(x)$$

Thm Zentraler Grenzwertsatz (ZGS)

i.i.d = independent and identically distributed (u.i.v in DE, see 2.3)

$\mathcal{X}_k$ i.i.d mit $\mathbb{E}[\mathcal{X}_k] = \mu$, $\mathbb{V}[\mathcal{X}_k] = \sigma^2$. Für Partialsummen $S_n = \sum_{k=1}^n \mathcal{X}_k$ gilt $\forall x \in \mathbb{R}$ (mit Φ V.F. von Std.-Norm.-V):

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}\left[\frac{S_n - n\mu}{\sigma\sqrt{n}} \leq x\right] = \Phi(x)$$

Bem $\mathbb{E}[S_n] = n\mu$, $\mathbb{V}[S_n] = n\sigma^2$; $S_n^* = \frac{S_n - n\mu}{\sigma\sqrt{n}} \stackrel{\text{approx}}{\sim} \mathcal{N}(0, 1)$

für grosse n , mit $\stackrel{\text{approx}}{\sim}$ gespr. "approximativ verteilt gemäss". Also ist für $\mathbb{E}[S_n^*] = 0$ und $\mathbb{V}[S_n^*] = 1$.

Also: $S_n \stackrel{\text{approx}}{\sim} \mathcal{N}(n\mu, n\sigma^2)$, bzw. $\bar{\mathcal{X}}_n \stackrel{\text{approx}}{\sim} \mathcal{N}\left(\mu, \frac{1}{n}\sigma^2\right)$

Bem Für $S_n \sim \text{Bin}(n, p)$ ist $S_n^* \stackrel{\text{approx}}{\sim} \mathcal{N}(np, np(1-p))$

$$\text{und } \mathbb{P}[a < S_n \leq b] \approx \Phi\left(\frac{b + \frac{1}{2} - np}{\sqrt{np(1-p)}}\right) - \Phi\left(\frac{a + \frac{1}{2} - np}{\sqrt{np(1-p)}}\right)$$

Bem Für $\mathbb{P}[S_n \leq y]$: ZGS verwenden mit $x = \frac{y - n\mu}{\sigma\sqrt{n}}$,

$$\text{oder } x = \frac{x - n\mu}{\sigma}$$

6.4 Chernoff-Schranken

Def Momenterzeugende Funktion von $\mathcal{X}$ ist für $t \in \mathbb{R}$ $M_{\mathcal{X}}(t) = \mathbb{E}[e^{t\mathcal{X}}]$

Bsp $\mathcal{X} \sim \text{Ber}(p)$, dann $M_{\mathcal{X}}(t) = 1 - p + pe^t$;

$\mathcal{X} \sim \text{Bin}(n, p)$, dann $M_{\mathcal{X}}(t) = (1 - p + pe^t)^n$

Thm Chernoff-Ungleichung $\mathcal{X}_k$ i.i.d. Z.V. mit jeweils $\forall t \in \mathbb{R}$ $M_{\mathcal{X}}(t)$ endl.; $\forall b \in \mathbb{R}$

$$\mathbb{P}[S_n \geq b] \leq \exp\left(\inf_{t \in \mathbb{R}} (n \log(M_{\mathcal{X}}(t) - tb))\right)$$

Thm Chernoff-Schranke $\mathcal{X}_k \sim \text{Ber}(p_k)$ unabhängig; $S_n = \sum_{k=1}^n \mathcal{X}_k$; $\mu_n = \mathbb{E}[S_n] = \sum_{k=1}^n p_k$ und $\delta > 0$. Dann:

$$\mathbb{P}[S_n \geq (1 + \delta)\mu_n] \leq \left(\frac{e^\delta}{(1 + \delta)^{1+\delta}}\right)$$

Dabei ist δ der Faktor der Abweichung

7 Schätzer

7.1 Statistische Grundlagen

Begriff Stichprobe Die Gesamtheit der Beobachtungen $x_1, \dots, x_n$ oder Z.V. $\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n$. n ist **Stichprobenumfang**

Def Parameterraum Ein Datensatz $x_1, \dots, x_n$ aus einer Stichprobe $\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n$ kann durch (evtl. hochdimensionalem) **Param.** ϑ aus **Param.-Raum** Θ dargestellt werden. Wir betrachten jeweils **Familie von W-Räumen**, $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}_\vartheta)_{\vartheta \in \Theta}$.

Wir haben normalen Grundraum plus W-Mass $\mathbb{P}_\vartheta$

7.2 Schätzer

Def Schätzer ist eine Z.V. der Form $T_l = t_l(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n)$, mit zu findender **Schätzfunktion** $t_l: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. Einsetzen von Daten liefert dann **Schätzwerte**. Oft schreiben wir $T = (T_1, \dots, T_m)$ und $\vartheta = (\vartheta_1, \dots, \vartheta_m)$

Bem Schätzwert ist Zahl $(T_l(\omega))$, **Schätzer** ist Z.V. (T_l)

Bsp Simple Schätzer (beide Erwartungstreu)

Letztes Ergebnis: $T = X_n$ mit X_n letztes Ergebnis

Durchschnitt: $T = \bar{X}_n = \frac{1}{n} S_n$ ($\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k$ für Daten x_i)

Def Erwartungstreue Schätzer T unbiased für ϑ , falls $\forall \vartheta \in \Theta$ gilt $\mathbb{E}_\vartheta[T] = \vartheta$. (T schätzt im Mittel richtig)

Def Bias Erwarteter Schätzf. von T ($\mathbb{P}_\vartheta$) ist $\mathbb{E}_\vartheta[T] - \vartheta$

Def MSE Mittlerer quadratischer Schätzfehler (mean squared err.) von T mit $\mathbb{P}_\vartheta$ ist $\text{MSE}_\vartheta[T] = \mathbb{E}_\vartheta[(T - \vartheta)^2]$

Bem $\text{MSE}_\vartheta[T] = \mathbb{V}_\vartheta[T] + (\mathbb{E}_\vartheta[T] - \vartheta)^2$

Def Folge von Schätzern $T^{(n)}$, $n \in \mathbb{N}$ ist **konsistent** für ϑ , falls $T^{(n)}$ für $n \rightarrow \infty$ in $\mathbb{P}_\vartheta$ -W. gegen ϑ konvergiert, also $\forall \vartheta \in \Theta, \varepsilon > 0: \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}_\vartheta[|T^{(n)} - \vartheta| > \varepsilon] = 0$

7.3 Maximum-Likelihood-Method

Funktion $p_{\mathcal{X}}(x_1, \dots, x_n; \vartheta) = \mathbb{P}_\vartheta[\mathcal{X}_1 = x_1, \dots]$ (gleich wie normale Gew.-F.)

In Modell $\mathbb{P}_\vartheta$ sind $\vec{\mathcal{X}} = (\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n)$ entweder

- **diskret** (gem. Gew. $p_{\vec{\mathcal{X}}}(x_1, \dots, x_n; \vartheta)$)
- **stetig** (gem. Dichte $f_{\vec{\mathcal{X}}}(x_1, \dots, x_n; \vartheta)$)

Da oft X_k i.i.d mit individueller Gew. $p_{\mathcal{X}}(x; \vartheta)$ bzw. Dichte $f_{\mathcal{X}}(x; \vartheta)$ sind, also (mit g ersetzt durch p oder f)

$$g_{\vec{\mathcal{X}}}(x_1, \dots, x_n; \vartheta) = \prod_{k=1}^n g_{\mathcal{X}}(x_k; \vartheta)$$

Def Likelihood-Funktion

$$L(x_1, \dots, x_n; \vartheta) = \begin{cases} p_{\vec{\mathcal{X}}}(x_1, \dots, x_n; \vartheta) & \text{im diskreten Fall} \\ f_{\vec{\mathcal{X}}}(x_1, \dots, x_n; \vartheta) & \text{im stetigen Fall} \end{cases}$$

log-Likelihood-Funktion $l(\vartheta) = \log(L(x_1, \dots, x_n; \vartheta))$. Ist im i.i.d-Fall eine Summe. **Immer in p k durch x_k ersetzen!!**

Intuition: Likelihood-F. gibt W., dass in $\mathbb{P}_\vartheta$ die Stichprobe $\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n$ genau Werte $x_1, \dots, x_n$ liefert.

Def ML-Schätzer T_{ML} für ϑ maximiert die Funktion $\vartheta \mapsto L(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n; \vartheta)$ für alle ϑ , also

$$T_{ML} = t_{TM}(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n) \in \operatorname{argmax}_{\vartheta \in \Theta} L(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n; \vartheta)$$

Wir suchen besten t_{TM} , durch geschickte Wahl von ϑ

Meistens sind $\mathcal{X}_k$ i.i.d. unter $\mathbb{P}_\vartheta$, dann L produkt, also besser $\log(L)$ maximieren (da Summe).

Bem Einfacher: Statt max., Nullstellen von Abl. (einfachheitshalber von $l(\vartheta)$) nach ϑ .

Bem Suchen oft optimales $L(x_1, \dots, x_n; \vartheta)$, da es einfacher ist, ersetzen dann $x_1, \dots$ durch $\mathcal{X}_1, \dots$

Bsp Von Serie Kalibrierung von Gerät bis erfolgreich. $\mathcal{X} \sim \text{Geo}(\theta)$ Anzahl Versuche, mit $\mathbb{P}_\theta[\mathcal{X} = k] = \theta(1 - \theta)^{k-1}$, gesucht θ , $\mathcal{X}_i$ unter $\mathbb{P}_\theta$ u.i.v. **Aufgaben**

LH-Func und log-LH: Mit Beobachtungen x_i berechnen.

$$L(x_1, \dots; \theta) = \dots = \prod_{k=1}^n \theta(1 - \theta)^{x_k - 1} \quad (\text{s. 11.2.3}),$$

$$l(\theta) = n \ln(\theta) + (S - n) \ln(1 - \theta), \quad \text{mit } S = \sum_{k=1}^n x_k.$$

$\log(0)$ möglich (wenn $\theta = 1$ und $S \neq n$, ohne expanding)

ML-Sch: $S > n: l'(\theta) = \frac{n}{\theta} + \frac{S-n}{1-\theta}$, Nullstelle von $l'(\theta)$ ist $\hat{\theta} = \frac{n}{S}$, check mit $l''(\frac{n}{S}) < 0$, ist max. Also ist $T_{ML} = \frac{\sum_{k=1}^n \mathcal{X}_k}{n}$

Mit Werten Einfach einsetzen und auflösen.

Bsp Verteilungen (Dimension ϑ gleich dim. param der V.)

Bernoulli $\mathcal{X}_i \sim \text{Ber}(p)$ i.i.d, hier $\vartheta = p$. Dabei: $p_{\mathcal{X}}(x; \vartheta) = \mathbb{P}_\vartheta[\mathcal{X} = x] = \vartheta^x (1 - \vartheta)^{1-x}$ mit $x \in \{0, 1\}$, $S = \sum_{k=1}^n x_k$

$$L(x_1, \dots, x_n; \vartheta) = \vartheta^S (1 - \vartheta)^{n-S}$$

Log LH-Func: $\log(\vartheta) \cdot S + \log(1 - \vartheta) \cdot (n - S)$

ML-Schätzer: $T = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathcal{X}_k = \bar{\mathcal{X}}_n$

Normalverteilung $\mathcal{X}_i \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ i.i.d. ($\sigma^2 = v$):

$$f_{\mathcal{X}}(x; \vartheta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi v}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2v}}$$

Weil i.i.d (und $\vartheta = (\mu, \sigma^2) = (\mu, v)$):

$$L(x_1, \dots, x_n; \vartheta) = \prod_{k=1}^n f_{\mathcal{X}}(x_k; \vartheta)$$

und somit ($l(\vartheta) = \log(L(x_1, \dots, x_n; \vartheta))$):

$$l(\vartheta) = -\frac{1}{2} n (\log(2\pi) + \log(v)) - \sum_{k=1}^n \frac{(x_k - \mu)^2}{2v}$$

Ableitungen nach μ und v (beide 0 für Max, l kurz für $l(\vartheta)$):

$$\partial_\mu l = 2 \sum_{k=1}^n \frac{x_k - \mu}{2v} \quad \partial_v l = -\frac{n}{2v} + \frac{1}{2v^2} \sum_{k=1}^n (x_k - \mu)^2$$

Der **Schätzer** ist $T = (T_1, T_2)$ (**Momentschätzer**):

$$T_1 = \bar{\mathcal{X}}_n \quad T_2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathcal{X}_k^2 - (\bar{\mathcal{X}}_n)^2$$

Für T gilt: $(\mathbb{E}_\vartheta[\mathcal{X}], \mathbb{V}_\vartheta[\mathcal{X}])$. Ist nicht Erwartungstreu. Es gilt $\mathbb{E}_\vartheta[\mathcal{X}_k \mathcal{X}_l] = \mathbb{E}_\vartheta[\mathcal{X}_k] \mathbb{E}_\vartheta[\mathcal{X}_l] = \mathbb{E}_\vartheta[\mathcal{X}]^2$ und folglich:

$$\mathbb{E}_\vartheta[(\bar{\mathcal{X}}_n)^2] = \frac{1}{n} \mathbb{E}_\vartheta[\mathcal{X}^2] + \frac{n^2 - n}{n^2} (\mathbb{E}_\vartheta[\mathcal{X}])^2$$

Erwartungstreuer Schätzer für $(\mathbb{E}_\vartheta[\mathcal{X}], \mathbb{V}_\vartheta[\mathcal{X}])$ (s. 7.2):

$$T'_1 = T_1 \quad T'_2 = \frac{n}{n-1} T_2$$

T'_2 ist (korrigierte) empirische (Stichproben)varianz ((un)biased sample variance).

Bei höherdimensionalen Parametern suchen wir den zugehörigen Nullvektor.

7.4 Verteilungsaussagen

Approx. V. von Schätzer unter $\mathbb{P}_\vartheta$ (wenn $T = \sum_{k=1}^n \mathcal{Y}_k$, mit $\mathcal{Y}_k$ i.i.d in $\mathbb{P}_\vartheta$). Dabei $T \sim \mathcal{N}(n \mathbb{E}_\vartheta[\mathcal{Y}_k], n \mathbb{V}_\vartheta[\mathcal{Y}_k])$ unter $\mathbb{P}_\vartheta$

Def χ^2 -Verteilung $\mathcal{X}$ ist χ^2 -verteilt mit m Freiheitsgraden, falls Dichte für $x \geq 0$ (wir schreiben $\mathcal{X} \sim \chi_m^2$):

$$f_{\mathcal{X}}(x) = \frac{1}{2^{\frac{m}{2}} \Gamma(\frac{m}{2})} x^{\frac{m}{2}-1} e^{-\frac{x}{2}}$$

Bem (Eulersche) Gammafunktion $\forall x \geq 0$:

$$\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} e^{-t} dt \quad \Gamma(n+1) = n! \quad \text{mit } n \in \mathbb{N}_0$$

Bem $\mathcal{X}_k \sim \mathcal{N}(0, 1)$ i.i.d: $\left(\sum_{k=1}^m \mathcal{X}_k^2\right) \sim \chi_m^2$. $\chi_2^2 = \text{Exp}(\frac{1}{2})$

Def Studentsche t -Verteilung $\mathcal{X} \sim t_m$ falls Dichte

$$f_{\mathcal{X}}(x) = \frac{\Gamma(\frac{m+1}{2})}{\sqrt{m\pi} \Gamma(\frac{m}{2})} \left(1 + \frac{x^2}{m}\right)^{-\frac{m+1}{2}}$$

Bem $\mathcal{X} \sim \mathcal{N}(0, 1)$, $\mathcal{Y} \sim \chi_m^2$ unabh., dann: $\frac{\mathcal{X}}{\sqrt{\frac{1}{m}\mathcal{Y}}} \sim t_m$

Mit $m = 1$ Cauchy-V. mit $m \rightarrow \infty$ asympt. $\mathcal{N}(0, 1)$. t_m symm. um 0 wie $\mathcal{N}(0, 1)$, aber **langschwänziger** (see 3.6.3)

Untenstehendes sehr nützlich zur Bestimmung von V.

Thm Für $\mathcal{X}_k \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ i.i.d. und

$$\bar{\mathcal{X}}_n = \sum_{k=1}^n \mathcal{X}_k, \quad S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (\mathcal{X}_k - \bar{\mathcal{X}}_n)^2$$

1. $\bar{\mathcal{X}}_n \sim \mathcal{N}(\mu, \frac{1}{n}\sigma^2)$, also: $\frac{\bar{\mathcal{X}}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim \mathcal{N}(0, 1)$ mit $q = \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$
2. $\frac{n-1}{\sigma^2} S^2 = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{k=1}^n (\mathcal{X}_k - \bar{\mathcal{X}}_n)^2 \sim \chi_{n-1}^2$
3. $\bar{\mathcal{X}}_n$ und S^2 sind unabhängig
4. $\frac{\bar{\mathcal{X}}_n - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t_{n-1} \quad \left(= \frac{\frac{\bar{\mathcal{X}}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}}{\sqrt{\frac{1}{n-1} \frac{n-1}{\sigma^2} S^2}} \right)$

8 Tests

8.1 Grundbegriffe

Wiederum Stichprobe $\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n$, mögliche Modelle durch Familie $(\mathbb{P}_\vartheta)_{\vartheta \in \Theta}$ beschrieben und ϑ ein-/mehrdimensional. Wir haben **Vermutung** wo in Θ richtiges ϑ liegt.

Wir entscheiden zwischen folgenden, mit $\Theta_0 \cap \Theta_A = \emptyset$:

- **Hypothese** $\Theta_0 \subseteq \Theta$ (oft: $H_0 : \vartheta \in \Theta_0$)
- **Alternative** $\Theta_A \subseteq \Theta$ (oft: $H_A : \vartheta \in \Theta_A$)

Falls keine Alternative spezifiziert, so gilt $\Theta_A = \Theta_0^C = \Theta \setminus \Theta_0$. Sie heissen **Einfach**, falls $\Theta_0 = \{\vartheta_0\}$, resp. $\Theta_A = \{\vartheta_A\}$, sonst **Zusammengesetzt** (e.g. $\Theta_A = (0.5, 1]$)

Def **Test** ist ein Paar (T, K) mit

- **Teststatistik** $T = t(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n)$ eine Zufallsvariable mit messbarer Funktion $t : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$
- **Verwerfungsbereich** $K \subseteq \mathbb{R}$ (auch *kritischer Bereich*)

Entscheidungsregel H_0 wird *verworfen*, falls $T(\omega) \in K$, sonst *angenommen*, bzw. nicht verworfen

Def **Fehler 1. Art** (Hypothese abgelehnt, ist aber richtig), falls $\vartheta \in \Theta_0$, aber $T \in K$, also $\mathbb{P}_\vartheta[T \in K]$ für $\vartheta \in \Theta_0$ ist W. für F. 1. Art

Def **Fehler 2. Art** (Hypothese angenommen, aber falsch), falls $\vartheta \in \Theta_A$, aber $T \notin K$, also $\mathbb{P}_\vartheta[T \notin K] = 1 - \mathbb{P}_\vartheta[T \in K]$ für $\vartheta \in \Theta_A$ ist W. für F. 2. Art

Bem Entscheidung hängt dabei von **Realisierung** ω ab. Da T eine Z.V. ist, können $\mathbb{P}_\vartheta[T \in K]$ in jedem $\mathbb{P}_\vartheta$ betrachten

Def **Signifikanzniveau** $\alpha \in (0, 1)$. Ziel: $\sup_{\vartheta \in \Theta_0} \mathbb{P}_\vartheta[T \in K] \leq \alpha$ (Fehler 1. Art so klein wie möglich). Typisch: $\alpha = 0.05$

Def **Macht** $\beta : \Theta_A \rightarrow [0, 1]$, mit $\beta(\vartheta) = \mathbb{P}_\vartheta[T \in K]$ soll möglichst gross werden (Fehler 2. Art so klein wie möglich)

Bem Seriöser Test nutzt immer **negation der Aussage** als Hypothese (da Hypothese eher angenommen als abgelehnt wird). Entscheidung ist nicht *Beweis*, sondern *Interpr.*

Bsp **Tea Tasting Lady** Lady behauptet, sie kann schmecken, ob zuerst Tee oder Milch eingegossen wurde. Hypothese: ist Raten ($H_0 : \vartheta = 0.5$, $H_A : \vartheta > 0.5$). Unter $\mathbb{P}_\vartheta$, $\mathcal{X}_i \sim \text{Ber}(\vartheta)$ i.i.d und $S_n = \sum_{k=1}^n \mathcal{X}_k \sim \text{Bin}(n, \vartheta)$. Grosser Wert von S_n eher H_A als H_0 .

Test: $T = S_n$, $K = (c, \infty)$. Für Bestimmung von α brauchen wir $\mathbb{P}_\vartheta[S_n > c]$ für $\vartheta = 0.5$. Berechnen Verteilung von T (nicht immer möglich, wenn nicht, nutzen Approximation). Für α muss $\mathbb{P}_\vartheta[S_n > c] \leq \alpha$ sein. Wählen c so, dass α ungefähr 5% ist.

Macht ersichtlich durch Berechnung von $\beta(0.6)$ hier. Fehler 2. Art ist gross ($1 - \beta(\vartheta)$ gross)

8.2 Konstruktion von Tests

$\mathcal{X}_i$ diskret oder gemeinsam stetig unter $\mathbb{P}_{\vartheta_0}$ und $\mathbb{P}_{\vartheta_A}$. Sei $L(x_1, \dots, x_n; \vartheta)$ die Likelihood-Funktion

Def **Likelihood-Quotient** Für $\vartheta_0 \in \Theta_0$, $\vartheta_A \in \Theta_A$ und $x_i \in \mathbb{R}$: $R(x_1, \dots, x_n; \vartheta_0, \vartheta_A) = \frac{L(x_1, \dots, x_n; \vartheta_A)}{L(x_1, \dots, x_n; \vartheta_0)}$. $R(x_1, \dots; \vartheta_0, \vartheta_A) = +\infty$ wenn $L(x_1, \dots; \vartheta_0) = 0$. Wenn R gross ist, sind Beobachtungen in $\mathbb{P}_{\vartheta_A}$ deutlich wahrscheinlicher als in $\mathbb{P}_{\vartheta_0}$. **Oft verwendeter Test**

Def **Likelihood-Quotienten-Test** Sei $c \geq 0$. Der **LQT** mit param c ist Test (T, K) mit $T = R(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n; \vartheta_0, \vartheta_A)$ und $K = (c, \infty)$. H_0 wird verworfen wenn R gross wird.

Thm **Neyman-Pearson** Seien Θ_0, Θ_A einfach und (T, K) ein LQT mit c und sig.-niv. $\alpha^* := \mathbb{P}_{\vartheta_0}[T \in K]$. Anderer Test (T', K') mit $\mathbb{P}_{\vartheta_0}[T' \in K'] =: \alpha \leq \alpha^*$, so gilt auch $\mathbb{P}_{\vartheta_A}[T' \in K'] \leq \mathbb{P}_{\vartheta_A}[T \in K]$.

Intuition: Jeder Test mit kleinerem Signifikanzniveau hat auch kleinere Macht

Def **Verallgemeinerte LQ** ist gegeben durch

$$R(x_1, \dots, x_n) = \frac{\sup_{\vartheta \in \Theta_A} L(x_1, \dots, x_n; \vartheta)}{\sup_{\vartheta \in \Theta_0} L(x_1, \dots, x_n; \vartheta)}$$
$$\tilde{R}(x_1, \dots, x_n) = \frac{\sup_{\vartheta \in \Theta_A \cup \Theta_0} L(x_1, \dots, x_n; \vartheta)}{\sup_{\vartheta \in \Theta_0} L(x_1, \dots, x_n; \vartheta)}$$

8.3 Beispiele

Bsp **Gauss-Test** $\mathcal{X}_i$ i.i.d. $\sim \mathcal{N}(\vartheta, \sigma^2)$ unter $\mathbb{P}_\vartheta$ mit bekanntem σ^2 . Die zu testende Hypothese ist $H_0 : \vartheta = \vartheta_0$, mögliche alternative Hypothesen H_A sind $\vartheta > \vartheta_0$, $\vartheta < \vartheta_0$ (einseitig) oder $\vartheta \neq \vartheta_0$ (zweiseitig). Teststatistik ist immer:

$$T = \frac{\bar{\mathcal{X}}_n - \vartheta_0}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim \mathcal{N}(0, 1) \quad \text{unter } \mathbb{P}_{\vartheta_0}$$

$K : (c_>, \infty)$, bzw. $(-\infty, c_<)$ für einseitig, $(-\infty, -c_\neq) \cup (c_\neq, \infty)$ für zweiseitig (verwerfen H_0 falls $|T| > c_\neq$).

Bestimmung c_s : Mit Verteilung von T . Bsp: $\alpha = \mathbb{P}_{\vartheta_0}[T > c_>] = 1 - \Phi(c_>)$, folglich $c_> = \Phi^{-1}(1 - \alpha) =: z_{1-\alpha}$

Bsp **t-Test** $\mathcal{X}_i$ i.i.d. $\sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ unter $\mathbb{P}_\vartheta$ mit $\vec{\vartheta} := (\mu, \sigma^2)$ (und insbesondere σ^2) unbekannt. Testen wieder $H_0 : \mu = \mu_0$. Teststatistik ist hier (see 7.4, t_m -V.):

$$T = \frac{\bar{\mathcal{X}}_n - \mu_0}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \quad S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (\mathcal{X}_k - \bar{\mathcal{X}}_n)^2$$

$K : c_> = t_{n-1, 1-\alpha}$; $c_< = t_{n-1, \alpha} = -c_>$; $c_\neq = t_{n-1, 1-0.5\alpha}$, mit $t_{m, \gamma}$ das γ -Quantil, mit $\mathbb{P}[\mathcal{X} \leq t_{m, \gamma}] = \gamma$ für $\mathcal{X} \sim t_m$

Bem **Zweistichproben-Tests** $\mathcal{X}_k$ (i.i.d.) und jeweils unabhängig von allen $\mathcal{Y}_l$

Bsp **Gepaarter Zweist. m. N.V.** $\mathcal{X}_i$ i.i.d. $\sim \mathcal{N}(\mu_X, \sigma^2)$ und $\mathcal{Y}_j$ i.i.d. $\sim \mathcal{N}(\mu_Y, \sigma^2)$.

Differenzen $\mathcal{Z}_k = \mathcal{X}_k - \mathcal{Y}_k$ unter $\mathbb{P}_\vartheta$ i.i.d. $\sim \mathcal{N}(\mu_X - \mu_Y, 2\sigma^2)$. Wenn nicht unabhängig: $\sim \mathcal{N}(\mu_X - \mu_Y, 2(1 - \rho)\sigma^2)$ mit $\rho \in (-1, 1)$ Korrelation und $\rho = 0$ Unabhängigkeit.

Bsp **Ungepaart** $\mathcal{X}_i, \mathcal{Y}_j$ wie zuvor (n und m je).

z-Test (falls σ^2 bekannt):

$$T = \frac{(\bar{\mathcal{X}}_n - \bar{\mathcal{Y}}_m) - (\mu_X - \mu_Y)}{\sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}} \sim \mathcal{N}(0, 1)$$

$\mu_X - \mu_Y$ muss aus H_0 bekannt sein. Der kritische Bereich ist wieder Quantile der $\mathcal{N}(0, 1)$ -Verteilung.

t-Test (falls σ^2 unbekannt):

$$T = \frac{(\bar{\mathcal{X}}_n - \bar{\mathcal{Y}}_m) - (\mu_X - \mu_Y)}{S \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}} \sim t_{n+m-2}$$

mit S_Y^2 analog zu S_X^2 (n durch m ersetzt)

$$S_X^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (\mathcal{X}_k - \bar{\mathcal{X}}_n)^2$$

Dann:

$$S^2 = \frac{1}{m+n-2} ((n-1)S_X^2 + (m-1)S_Y^2)$$

8.4 p-Wert

Für Stichprobe $\mathcal{X}_i$ (n el.) testen $H_0 : \vartheta = \vartheta_0$ gegen eine $H_A : \vartheta \in \Theta_A$.

p -Wert ist W. unter H_0 einen mind. so extremen Wert für T zu bekommen wie $T(\omega) = t(x_1, \dots, x_n)$ (extrem bezieht sich auf H_A). Für bspw. $H_A : \vartheta > \vartheta_0$, dann ist $p\text{-Wert}(\omega) = \mathbb{P}_{\vartheta_0}[T > t_0] \Big|_{t_0=t(\mathcal{X}_1(\omega), \dots)}$

Def **Geordnete Testsammlung** T Teststatistik, Familie von Tests $(T, K_t)_{t \geq 0}$ **geordnet bezgl.** T , falls $\forall t$ gilt $K_t \subseteq \mathbb{R}$ und $\forall s \leq t$ gilt $K_s \supset K_t$. Typische Beispiele:

- $K_t = (t, \infty)$ (rechtsseitiger Test)
- $K_t = (-\infty, t)$ (linksseitiger Test)
- $K_t = (-\infty, t) \cup (t, \infty)$ (beidseitiger Test)

Def **p-Wert** $p\text{-Wert} = G(T) : \Omega \rightarrow [0, 1]$, mit $G(t) = \mathbb{P}_{\vartheta_0}[T \in K_t]$. Er ist eine Zufallsvariable, hängt direkt von x_i ab. Wiederholen des Tests generiert neuen p -Wert.

Wenn T stetig und $K_t = (t, \infty)$, dann gleichverteilt auf $[0, 1]$.

Intuition: Besagt, welche Tests H_0 ablehnen würden (alle Tests mit $\alpha > p$ lehnen H_0 ab). H_A spielt *keine* Rolle. Es heisst **NICHT**, dass der p -Wert die W. *IST*, dass die Hypothese richtig ist.

9 Konfidenzbereiche

Def Konfidenzbereich $C(x_1, \dots, x_n) \subseteq \Theta$. Mit genrieren- den Z.V. ist $\tilde{C} := C(\mathcal{X}_1, \dots \mathcal{X}_n)$ eine **zufällige Teilmenge von** Θ , (*Realisierung*) $\tilde{C}(\omega) = C(\mathcal{X}_1(\omega), \dots, \mathcal{X}_n(\omega))$ Für $\alpha \in [0, 1]$ ist C **Konfidenzbereich zum Niveau** $1 - \alpha$, falls $\mathbb{P}_{\vartheta}[C(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n) \ni \vartheta] \geq 1 - \alpha \quad \forall \vartheta \in \Theta$

Man erwischt also mit grosser W. den Param in jedem Modell **Bsp** $C(\mathcal{X}_1, \dots) = [\bar{X}_n - c, \bar{X}_n + c]$, mit c zu bestimmen.

Def Konfidenzintervall (**K.I.**) mit Niveau $1 - \alpha$ ist Zu- fallsintervall $I = [A, B]$ s.d. $\forall \vartheta \in \Theta$ gilt: $\mathbb{P}_{\vartheta}[[A, B] \ni \vartheta] = \mathbb{P}_{\vartheta}[A \leq \vartheta \leq B] \geq 1 - \alpha$ mit A, B Z.V. wie $A = a(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n)$, mit $a, b : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. Dabei ist ϑ deterministisch. (**Berechnung**: s. 2.2)

Bem **Approx. K.I.** Nur wenn genaue Verteilungsaussagen zur Verfügung stehen, sind exakte K.I. möglich, sonst mittels zentralem Grenzwertsatz approx. berechnen ($z = z_{1-\frac{\alpha}{2}}$)

$$P_{\vartheta}[|S_n^*| \leq z] \approx 1 - \alpha$$

Auflösen von untenstehendem nach ϑ (S_n wie in 6.1) $|S_n - n\vartheta| \leq z\sqrt{n\vartheta(1 - \vartheta)}$ bzw. $(S_n - n\vartheta)^2 \leq z^2 n\vartheta(1 - \vartheta)$ Ist kompliziert, ersetzen der Ugl. durch Gl. (quad. Gl.)

$$\hat{\vartheta}_{\pm} = \frac{2S_n + z^2 \pm \sqrt{(2S_n + z^2)^2 - 4S_n^2(1 + \frac{z^2}{n})}}{2n(1 + \frac{z^2}{n})}$$

Konfidenzintervall ist $[\hat{\vartheta}_-, \hat{\vartheta}_+]$.

Alternative Methoden (Annahme $\vartheta(1 - \vartheta) \approx \frac{1}{4}$):

$$\left[\bar{S}_n - \frac{z}{2\sqrt{n}}, \bar{S}_n + \frac{z}{2\sqrt{n}}\right]$$

(Ersetzen von ϑ durch $\bar{S}_n$):

$$\left[\bar{S}_n - \frac{z}{2\sqrt{n}}\sqrt{\bar{S}_n(1 - \bar{S}_n)}, \bar{S}_n + \frac{z}{2\sqrt{n}}\sqrt{\bar{S}_n(1 - \bar{S}_n)}\right]$$

Alle Methoden liefern unterschiedliche Resultate

Normalverteilung: $\hat{\vartheta} = \bar{\mathcal{X}}_n \pm z\frac{\sigma}{\sqrt{n}}, I = [\hat{\vartheta}_-, \hat{\vartheta}_+]$

10 Kombinatorik

10.1 Permutationen

Auf wieviele Arten kann man n Objekte anordnen

ohne Wiederholung $n!$

10.2 Kombinationen

Auf wieviele Arten kann man $k \leq n$ von n Objekten auswählen?

Ohne Zurücklegen $\binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n-k)!}$; **Mit** $\binom{n+k-1}{k}$

10.3 Variationen

Wie viele Sequenzen der Länge m kann man mit m Elementen bilden?

Ohne Zurücklegen $\frac{n!}{(n-m)!}$; **Mit** n^m

11 Tabellen

11.1 Standard-Normalverteilung

Tabelle mit Werten der Φ -Funktion der Verteilung

z	.00	.01	.02	.03	.04	.05	.06	.07	.08	.09
0.0	0.5000	0.5040	0.5080	0.5120	0.5160	0.5199	0.5239	0.5279	0.5319	0.5359
0.1	0.5398	0.5438	0.5478	0.5517	0.5557	0.5596	0.5636	0.5675	0.5714	0.5753
0.2	0.5793	0.5832	0.5871	0.5910	0.5948	0.5987	0.6026	0.6064	0.6103	0.6141
0.3	0.6179	0.6217	0.6255	0.6293	0.6331	0.6368	0.6406	0.6443	0.6480	0.6517
0.4	0.6554	0.6591	0.6628	0.6664	0.6700	0.6736	0.6772	0.6808	0.6844	0.6879
0.5	0.6915	0.6950	0.6985	0.7019	0.7054	0.7088	0.7123	0.7157	0.7190	0.7224
0.6	0.7257	0.7291	0.7324	0.7357	0.7389	0.7422	0.7454	0.7486	0.7517	0.7549
0.7	0.7580	0.7611	0.7642	0.7673	0.7704	0.7734	0.7764	0.7794	0.7823	0.7852
0.8	0.7881	0.7910	0.7939	0.7967	0.7995	0.8023	0.8051	0.8078	0.8106	0.8133
0.9	0.8159	0.8186	0.8212	0.8238	0.8264	0.8289	0.8315	0.8340	0.8365	0.8389
1.0	0.8413	0.8438	0.8461	0.8485	0.8508	0.8531	0.8554	0.8577	0.8599	0.8621
1.1	0.8643	0.8665	0.8686	0.8708	0.8729	0.8749	0.8770	0.8790	0.8810	0.8830
1.2	0.8849	0.8869	0.8888	0.8907	0.8925	0.8944	0.8962	0.8980	0.8997	0.9015
1.3	0.9032	0.9049	0.9066	0.9082	0.9099	0.9115	0.9131	0.9147	0.9162	0.9177
1.4	0.9192	0.9207	0.9222	0.9236	0.9251	0.9265	0.9279	0.9292	0.9306	0.9319
1.5	0.9332	0.9345	0.9357	0.9370	0.9382	0.9394	0.9406	0.9418	0.9429	0.9441
1.6	0.9452	0.9463	0.9474	0.9484	0.9495	0.9505	0.9515	0.9525	0.9535	0.9545
1.7	0.9554	0.9564	0.9573	0.9582	0.9591	0.9599	0.9608	0.9616	0.9625	0.9633
1.8	0.9641	0.9649	0.9656	0.9664	0.9671	0.9678	0.9686	0.9693	0.9699	0.9706
1.9	0.9713	0.9719	0.9726	0.9732	0.9738	0.9744	0.9750	0.9756	0.9761	0.9767

11.2 Verschiedene Funktionen

Bem **Ungleichungen** Zur Erinnerung: Richtung wechselt bei Multiplikation mit (Division durch) negative Zahl.

11.2.1 Logarithmen

Hier ist wieder $\log = \ln$ (wenn keine Basis gegeben)

- (*Basiswechsel*) $\log_a(x) = \frac{\ln(x)}{\ln(a)}$
- (*Potenzen*) $\log_a(x^y) = y \log_a(x)$
- (*Div, Mul*) $\log_a(x \cdot (\div)y) = \log_a(x) + (-) \log_a(y)$
- $\log_a(1) = 0 \quad \forall a \in \mathbb{N}$

11.2.2 Trigonometrie

$$\cot(\xi) = \frac{\cos(\xi)}{\sin(\xi)}, \tan(\xi) = \frac{\sin(\xi)}{\cos(\xi)}$$

$$\sinh(x) := \frac{e^x - e^{-x}}{2} : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}, \cosh(x) := \frac{e^x + e^{-x}}{2} : \mathbb{R} \rightarrow$$

$$[1, \infty], \cosh(x) := \frac{\sinh(x)}{\cosh(x)} = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} : \mathbb{R} \rightarrow [-1, 1]$$

1. $\cos(x) = \cos(-x)$ und $\sin(-x) = -\sin(x)$
2. $\cos(\pi - x) = -\cos(x)$ und $\sin(\pi - x) = \sin(x)$
3. $\sin(x + w) = \sin(x) \cos(w) + \cos(x) \sin(w)$

4. $\cos(x + w) = \cos(x) \cos(w) - \sin(x) \sin(w)$
5. $\cos(x)^2 + \sin(x)^2 = 1$
6. $\sin(2x) = 2 \sin(x) \cos(x)$
7. $\cos(2x) = \cos(x)^2 - \sin(x)^2$

Werte der trigonometrischen Funktionen

°	rad	sin(ξ)	cos(ξ)	tan(ξ)
0°	0	0	1	1
30°	$\frac{\pi}{6}$	$\frac{1}{2}$	$\frac{\sqrt{3}}{2}$	$\frac{\sqrt{3}}{2}$
45°	$\frac{\pi}{4}$	$\frac{\sqrt{2}}{2}$	$\frac{\sqrt{2}}{2}$	1
60°	$\frac{\pi}{3}$	$\frac{\sqrt{3}}{2}$	$\frac{1}{2}$	$\sqrt{3}$
90°	$\frac{\pi}{2}$	1	0	∅
120°	$\frac{2\pi}{3}$	$\frac{\sqrt{3}}{2}$	$-\frac{1}{2}$	$-\sqrt{3}$
135°	$\frac{3\pi}{4}$	$\frac{\sqrt{2}}{2}$	$-\frac{\sqrt{2}}{2}$	-1
150°	$\frac{5\pi}{6}$	$\frac{1}{2}$	$-\frac{\sqrt{3}}{2}$	$-\frac{\sqrt{3}}{2}$
180°	π	0	-1	0

11.2.3 Reihen

$$\prod_{k=1}^n \vartheta(1 - \vartheta)^{x_k - 1} = \vartheta^n(1 - \vartheta)^{S - n} \text{ mit } S = \sum_{k=1}^n x_k$$

11.3 Tabelle von Auf- und Ableitungen

Stammfunktion	Funktion	Ableitung
$\frac{x^{n+1}}{n+1}$	x^n	$n \cdot x^{n-1}$
$\ln x $	$\frac{1}{x} = x^{-1}$	$-x^{-2} = -\frac{1}{x^2}$
$\frac{2}{3}x^{\frac{3}{2}}$	$\sqrt{x} = x^{\frac{1}{2}}$	$\frac{1}{2 \cdot \sqrt{x}}$
$\frac{n}{n+1}x^{\frac{1}{n}+1}$	$\sqrt[n]{x} = x^{\frac{1}{n}}$	$\frac{1}{n}x^{\frac{1}{n}-1}$
e^x	e^x	e^x
$\frac{\exp(x)}{a \cdot (n+1)}(ax+b)^{n+1}$	$\exp(x)$	$\exp(x)$
$x \cdot (\ln x - 1)$	$(ax+b)^n$	$n \cdot (ax+b)^{n-1} \cdot a$
$\frac{1}{\ln(a)} \cdot a^x$	$\ln(x)$	$\frac{1}{x} = x^{-1}$
$\frac{x}{\ln(a)} \cdot (\ln x - 1)$	a^x	$a^x \cdot \ln(a)$
	$\log_a x $	$\frac{1}{x \cdot \ln(a)}$
$-\cos(x)$	$\sin(x)$	$\cos(x)$
$\sin(x)$	$\cos(x)$	$-\sin(x)$
$-\ln \cos(x) $	$\tan(x)$	$\frac{1}{\cos^2(x)}$
$x \cdot \arcsin(x) + \sqrt{1-x^2}$	$\arcsin(x)$	$\frac{1}{\sqrt{1-x^2}}$
$x \cdot \arccos(x) - \sqrt{1-x^2}$	$\arccos(x)$	$-\frac{1}{\sqrt{1-x^2}}$
$x \cdot \arctan(x) - \frac{\ln(x^2+1)}{2}$	$\arctan(x)$	$\frac{1}{x^2+1}$
$\ln \sin(x) $	$\cot(x)$	$-\frac{1}{\sin^2(x)}$
$\cosh(x)$	$\sinh(x)$	$\cosh(x)$
$\sinh(x)$	$\cosh(x)$	$\sinh(x)$
$\ln \cosh(x) $	$\tanh(x)$	$\frac{1}{\cosh^2(x)}$
	$\operatorname{arcsinh}(x)$	$\frac{1}{\sqrt{1+x^2}}$
	$\operatorname{arccosh}(x)$	$\frac{1}{\sqrt{x^2-1}}$
	$\operatorname{arctanh}(x)$	$\frac{1}{1-x^2}$

Weitere Ableitungen

$F(x)$	$f(x)$
$\frac{1}{a} \ln ax+b $	$\frac{1}{ax+b}$
$\frac{ax}{c} - \frac{ad-bc}{c^2} \ln cx+d $	$\frac{a(cx+d)-c(ax+b)}{(cx+d)^2}$
$\frac{x}{2}f(x) + \frac{a^2}{2} \ln x+f(x) $	$\sqrt{a^2+x^2}$
$\frac{x}{2}f(x) - \frac{a^2}{2} \arcsin\left(\frac{x}{ a }\right)$	$\sqrt{a^2-x^2}$
$\frac{x}{2}f(x) - \frac{a^2}{2} \ln x+f(x) $	$\sqrt{x^2-a^2}$
$\ln(x+\sqrt{x^2\pm a^2})$	$\frac{1}{\sqrt{x^2\pm a^2}}$
$\arcsin\left(\frac{x}{ a }\right)$	$\frac{1}{\sqrt{x^2-a^2}}$
$\frac{1}{a} \arctan\left(\frac{x}{ a }\right)$	$\frac{1}{a^2-x^2}$

$F(x)$	$f(x)$
$-\frac{1}{a} \cos(ax+b)$	$\sin(ax+b)$
$\frac{1}{a} \sin(ax+b)$	$\cos(ax+b)$
x^x	$x^x \cdot (1 + \ln x)$
$(x^x)^x$	$(x^x)^x \cdot (x + 2x \ln x)$
$x^{(x^x)}$	$x^{(x^x)} \cdot (x^{x-1} + \ln x \cdot x^x (1 + \ln x))$
$\frac{1}{2}(x - \frac{1}{2} \sin(2x))$	$\sin(x)^2$
$\frac{1}{2}(x + \frac{1}{2} \sin(2x))$	$\cos(x)^2$

11.4 Limits

$\lim_{x \rightarrow \infty} \frac{1}{x} = 0$	$\lim_{x \rightarrow \infty} 1 + \frac{1}{x} = 1$
$\lim_{x \rightarrow \infty} e^x = \infty$	$\lim_{x \rightarrow -\infty} e^x = 0$
$\lim_{x \rightarrow \infty} e^{-x} = 0$	$\lim_{x \rightarrow -\infty} e^{-x} = \infty$
$\lim_{x \rightarrow \infty} \frac{e^x}{x^m} = \infty$	$\lim_{x \rightarrow -\infty} xe^x = 0$
$\lim_{x \rightarrow \infty} \ln(x) = \infty$	$\lim_{x \rightarrow 0} \ln(x) = -\infty$
$\lim_{x \rightarrow \infty} (1+x)^{\frac{1}{x}} = 1$	$\lim_{x \rightarrow 0} (1+x)^{\frac{1}{x}} = e$
$\lim_{x \rightarrow \infty} (1+\frac{1}{x})^b = 1$	$\lim_{x \rightarrow \infty} (1+\frac{1}{x})^b = 1$
$\lim_{x \rightarrow \infty} x^a q^x = 0, \forall 0 \leq q < 1$	$\lim_{x \rightarrow \infty} n^{\frac{1}{n}} = 1$
$\lim_{x \rightarrow \pm \infty} (1+\frac{1}{x})^x = e$	$\lim_{x \rightarrow \infty} (1-\frac{1}{x})^x = \frac{1}{e}$
$\lim_{x \rightarrow \pm \infty} (1+\frac{k}{x})^{mx} = e^{km}$	$\lim_{x \rightarrow 0} \frac{\sin x}{x} = 1$
$\lim_{x \rightarrow 0} \frac{1}{\cos(x)} = 1$	$\lim_{x \rightarrow 0} \frac{\cos x - 1}{x} = 0$
$\lim_{x \rightarrow 0} \frac{\log 1-x}{x} = -1$	$\lim_{x \rightarrow 0} x \log x = 0$
$\lim_{x \rightarrow 0} \frac{1-\cos x}{x^2} = \frac{1}{2}$	$\lim_{x \rightarrow 0} \frac{e^x-1}{x} = 1$
$\lim_{x \rightarrow 0} \frac{x}{\arctan x} = 1$	$\lim_{x \rightarrow \infty} \arctan x = \frac{\pi}{2}$
$\lim_{x \rightarrow \infty} \left(\frac{x}{x+k}\right)^x = e^{-k}$	$\lim_{x \rightarrow 0} \frac{e^x-1}{x} = 1$
$\lim_{x \rightarrow 0} \frac{a^x-1}{x} = \ln(a) \forall a > 0$	$\lim_{x \rightarrow 0} \frac{e^{ax}-1}{x} = a$
$\lim_{x \rightarrow 0} \frac{\ln(x+1)}{x} = 1$	$\lim_{x \rightarrow 1} \frac{\ln(x)}{x-1} = 1$
$\lim_{x \rightarrow \infty} \frac{\ln(x)}{x} = 0$	$\lim_{x \rightarrow \infty} \frac{\log(x)}{x^a} = 0$
$\lim_{x \rightarrow \infty} \sqrt[x]{x} = 1$	$\lim_{x \rightarrow \infty} \frac{2x}{2^x} = 0$
$\lim_{x \rightarrow \frac{\pi}{2}^-} \tan x = +\infty$	$\lim_{x \rightarrow \frac{\pi}{2}^+} \tan x = -\infty$
$\lim_{x \rightarrow \infty} \frac{\sin x}{x} = 0$	$\lim_{x \rightarrow 0^+} x \ln x = 0$