

Wahrscheinlichkeit und Statistik

Janis Hutz

<https://janishutz.com>

12. Juni 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 (Ω, \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

T \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
A_1, A_2, A_3 paarw. disj.	kann eintreten

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

1.4 Eigenschaften Wahrscheinlichkeitsmasse

T \mathbb{P} Wahrscheinlichkeitsmass auf (Ω, \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

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

T (*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.

T (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 $\mathbb{P}[B] > 0$:

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

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

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

T (*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:

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

T (*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

T 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) $\mathbb{P}[A|B] = \mathbb{P}[A]$ (*Eintreten von B beeinflusst A nicht*)
- (iii) $\mathbb{P}[B|A] = \mathbb{P}[B]$ (*Eintreten von A beeinflusst B 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

2.2 Verteilungsfunktion

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

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

T \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

2.3.1 Gruppierung

T n ZV \mathcal{X}_i und $1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n$ sind indizes und ϕ_1, \dots, ϕ_k Abbildungen. Dann sind unabhängig:
 $Y_1 = \phi_1(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_{i_1}), \dots, Y_k = \phi_k(\mathcal{X}_{i_{k-1}+1}, \dots, \mathcal{X}_{i_k})$

2.3.2 Unabhängig identisch verteilte ZV

Def Eine Folge von ZV ist **(1)** unabh. falls \mathcal{X}_i unabh. sind und **(2)** uiv, falls unabh. und die ZV dieselbe Verteilungsf. haben, also: $\forall i, j \quad F_{\mathcal{X}_i} = F_{\mathcal{X}_j}$

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

Def (Bernoulli ZV) mit param. $p \in [0, 1]$ falls $\mathbb{P}[\mathcal{X} = 0] = 1 - p$ und $\mathbb{P}[\mathcal{X} = 1] = p$. Not.: $\mathcal{X} \sim \text{Ber}(p)$

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

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

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

T \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 (Pseudoinverse) von F ist $F^{-1} : (0, 1) \rightarrow \mathbb{R}$. Def: $\forall \alpha \in (0, 1) \quad F^{-1}(\alpha) = \inf\{x \in \mathbb{R} \mid F(x) \geq \alpha\}$

T (Inversionsmethode) F erfüllt eig. v. T2.4, $U \sim \mathcal{U}(\dots)$, dann hat ZV $X = F^{-1}(U)$ die Verteilungsf. $F_X = F$

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

T 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

T (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 $\exists A' \subseteq A \mid \mathbb{P}[A'] = 1$

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 der Grundraum Ω endlich oder abzählbar ist, dann ist jede Z.V. \mathcal{X} diskret.

Def (Verteilung) Für Z.V. \mathcal{X} mit W endl. oder abzählb. $(p(x))_{x \in W} \stackrel{\text{def}}{\Leftrightarrow} \forall x \in W \quad p(x) := \mathbb{P}[\mathcal{X} = x]$

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

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

T \mathcal{X} disk. Z.V. wie oben, dann ist Verteilungsfunktion: $\forall x \in \mathbb{R} \quad F_{\mathcal{X}}(x) = \sum_{\substack{y \in W \\ y \leq x}} p(y)$. **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 $\sum_{k=0}^n p(k) = \sum_{k=0}^n \mathbb{P}[\mathcal{X} = k] = (p + 1 - p)^n = 1$

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

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

$$\forall k \in W \quad \mathbb{P}[\mathcal{X} = k] = (1-p)^{k-1} \cdot p$$

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

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

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

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

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

T $T \sim \text{Geom}(p)$, 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

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

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

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

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

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

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

T 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}

T 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

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 $f_{\mathcal{X}}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}$,

mit σ Standardabweichung. Auch: Gauss'sche Verteilung

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

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

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

T $\mathcal{X} \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, 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

T \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 $|\mathcal{X}| = \mathcal{X}_+ + \mathcal{X}_-$. 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

T 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. conv.

4.2.1 Beispiele

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

4.2.2 Transformierte Zufallsvariablen

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

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

4.3.1 Beispiele

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

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

4.4 Eigenschaften des Erwartungswerts

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

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

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

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

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

T \mathcal{X}_k alle unabhängig mit $\mathbb{E}[\mathcal{X}_k]$ endlich. Dann gilt

$$\mathbb{E}[\prod_{k=1}^n \mathcal{X}_k] = \prod_{k=1}^n \mathbb{E}[\mathcal{X}_k]$$

T $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_+$ 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 $\mathbb{E}[\varphi(\mathcal{X})] = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(x) f(x) dx$

T äquivalent: 1 \mathcal{X}, \mathcal{Y} unabhängig, für alle $\varphi, \psi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$:

$$\mathbb{E}[\varphi(\mathcal{X})\psi(\mathcal{Y})] = \mathbb{E}[\varphi(\mathcal{X})]\mathbb{E}[\psi(\mathcal{Y})]$$

T 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

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

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

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

4.6 Varianz

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. $\mathbb{V}[\sum_{k=1}^n \mathcal{X}_k] = \sum_{k=1}^n \mathbb{V}[\mathcal{X}_k]$

Bsp Varianz von bekannten Verteilungen

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

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

4.7 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.:** $\text{cov}(a\mathcal{X} + b, c\mathcal{Y} + d) = a\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Y}) + c\text{cov}(\mathcal{X}, d)$ und $\text{cov}(\mathcal{X}, (e\mathcal{Y} + f) + (g\mathcal{Z} + h)) = e\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Y}) + g\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Z})$

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}_i 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

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

T 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 $F_{\mathcal{X}}$ & $p_{\mathcal{X}}$):

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

T (*Verteilung Bild*) Sei $\phi: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, \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 ($\forall z \in W$):

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

T (*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. $F_{\mathcal{X}_k}(x) = \mathbb{P}[\mathcal{X}_k \leq x]$

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

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

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

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

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:

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

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

T (*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 $F_{\mathcal{Y}}: \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$:

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

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 Beispiele von gemeinsamen stetigen Verteilungen

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

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

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

T (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 (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

T (Schwach. Ges. der grossen Zahlen) 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

T (Starkes Ges. der grossen Zahlen) 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

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

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:

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

T (Zentraler Grenzwertsatz (ZGS))

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

\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. "approx. gleichverteilt gemäss". Also ist für $\mathbb{E}[S_n^*] = 0$ und $\mathbb{V}[S_n^*] = 1$.

Für S_n 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 $M_{\mathcal{X}}(t) = (1 - p + pe^t)^n$

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

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

T (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:

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

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}_ϑ

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}_ϑ) ist $\mathbb{E}_\vartheta[T] - \vartheta$

Def (MSE) Mittlerer quadratischer Schätzfehler (mean squared err.) von T mit \mathbb{P}_ϑ 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}_ϑ -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

In Modell \mathbb{P}_ϑ 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 ind. Gew. $p_{\mathcal{X}}(x; \vartheta)$ bzw. Dichte $f_{\mathcal{X}}(x; \vartheta)$, 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 $\log(L(x_1, \dots, x_n; \vartheta))$. Ist im i.i.d-Fall eine Summe.

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

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

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

Bem Einfacher: Statt maximieren, Nullstellen von Ableitung nach ϑ .

Bsp Verteilungen

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 $x \in \{0, 1\}$. LH-Func:

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

Log LH-Func: $\log(\vartheta) \sum_{k=1}^n x_k + \log(1 - \vartheta) (n - \sum_{k=1}^n x_k)$

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

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

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

Weil i.i.d:

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

und somit:

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

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

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

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:

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

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

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

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

7.4 Verteilungsaussagen

Approx. von Verteilung von Schätzer unter \mathbb{P}_ϑ (wenn T Summe mit \mathcal{Y}_k im \mathbb{P}_ϑ). Solche sind approx. Normalverteilt unter \mathbb{P}_ϑ , mit Parametern $\mu = n \mathbb{E}_\vartheta[\mathcal{Y}_k]$ und $\sigma^2 = n \mathbb{V}_\vartheta[\mathcal{Y}_k]$.

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) $\forall x \geq 0$:

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

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 **langschänziger**

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

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

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

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**

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** $K \subseteq \mathbb{R}$

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

Fehlerarten 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

Fehler 2. Art (Hypothese angenommen, ist aber falsch), falls $\vartheta \in \Theta_A$, aber $T \notin K$, also $\mathbb{P}_\vartheta[T \notin K]$ 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}_ϑ betrachten

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: $\alpha = 0.05$

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)

8.2 Konstruktion von Tests

\mathcal{X}_i diskret oder gemeinsam stetig unter \mathbb{P}_{ϑ_0} und \mathbb{P}_{ϑ_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}_{ϑ_A} deutlich wahrscheinlicher als in \mathbb{P}_{ϑ_0} .

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.

T (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

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

8.3 Beispiele

Bsp (Gauss-Test) \mathcal{X}_i i.i.d. $\sim \mathcal{N}(\vartheta, \sigma^2)$ unter \mathbb{P}_ϑ 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:

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

Kritischer Bereich K : $(c_>, \infty)$, bzw. $(-\infty, c_<)$ für einseitig, $(-\infty, -c_\neq) \cup (c_\neq, \infty)$ für zweiseitig (verw. 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}_ϑ mit $\vec{\vartheta} := (\mu, \sigma^2)$ (und insbesondere σ^2) unbekannt. Testen wieder $H_0 : \mu = \mu_0$. Teststatistik ist hier:

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

Kritischer Bereich K : $c_> = t_{n-1, 1-\alpha}$, $c_< = t_{n-1, \alpha} = -c_>$ und $c_\neq = t_{n-1, 1-0.5\alpha}$, 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}_ϑ 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) ist für ϑ zu Daten x_i eine Menge $C(x_1, \dots, x_n) \subseteq \Theta$. Mit gen. Z.V. ist $\tilde{C}(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n)$ eine **zuf. Teilm. v.** Θ , Real. $\tilde{C}(\omega) = C(\mathcal{X}_1(\omega), \dots, \mathcal{X}_n(\omega))$. Für $\alpha \in [0, 1]$ ist C **Konfidenzbereich zum Niveau** $1 - \alpha$, falls

$$\mathbb{P}_{\vartheta}[C(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n) \ni \vartheta] \geq 1 - \alpha \quad \forall \vartheta \in \Theta$$

Def (Konfidenzintervall (K.I.)) mit Niveau $1 - \alpha$ ist Zufallsintervall $I = [A, B]$ 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

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

$$|S_n - n\vartheta| \leq z\sqrt{n\vartheta(1-\vartheta)} \text{ bzw. } (S_n - n\vartheta)^2 \leq z^2 n\vartheta(1-\vartheta)$$

ϑ 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

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

11.2.1 Logarithmen

- (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

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

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

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

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

Werte der trigonometrischen Funktionen

°	rad	$\sin(\xi)$	$\cos(\xi)$	$\tan(\xi)$
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	\emptyset
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

11.3 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
$\exp(x)$	$\exp(x)$	$\exp(x)$
$\frac{1}{a \cdot (n+1)}(ax+b)^{n+1}$	$(ax+b)^n$	$n \cdot (ax+b)^{n-1} \cdot a$
$\frac{1}{x \cdot (\ln x - 1)}$	$\ln(x)$	$\frac{1}{x} = x^{-1}$
$\frac{1}{\ln(a)} \cdot a^x$	a^x	$a^x \cdot \ln(a)$
$\frac{x}{\ln(a)} \cdot (\ln x - 1)$	$\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

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