

# Wahrscheinlichkeit und Statistik

Janis Hutz

<https://janishutz.com>

6. Mai 2026

## 1 Basics

### 1.1 Wahrscheinlichkeitsräume

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

**Def** (*Sigma-Algebra*)  $\mathcal{F} \subseteq \mathcal{P}(\Omega)$  ist  $\sigma$ -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**  $\sigma$ -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  $\sigma$ -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.** ( $\sigma$ -**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  $\omega$ ), 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**  $\mathcal{F}$   $\sigma$ -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 <b>nicht</b> ein
$A \cap B$	$A$ <b>und</b> $B$ treten ein
$A \cup B$	$A$ <b>oder</b> $B$ treten ein
$A \Delta B$	entweder $A$ <b>oder</b> $B$ 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

**T**  $\mathbb{P}$  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

**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  $\Omega$

**T** (*Totale W.*)  $\Omega = B_1 \cup \dots \cup B_n$  mit  $B_i$ s eine Partition von  $\Omega$ , 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  $\omega$ :  $\{X \leq a\} = \{\omega \in \Omega \mid X(\omega) \leq a\}$ , 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  $\phi_1, \dots, \phi_k$  Abbildungen. Dann sind unabhängig:  
 $Y_1 = \phi_1(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_{i_1}), \dots, Y_k = \phi_k(\mathcal{X}_{i_{k-1}+1}, \dots, \mathcal{X}_{i_k})$

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

mit  $\sigma$  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.  $\infty$ )  
 $\mathbb{E}[\mathcal{X}_+] = \mathbb{E}[\mathcal{X}_-] = \infty$ , Median: 0

### 4.4 Eigenschaften des Erwartungswerts

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

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

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

**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.:**  $\text{cov}(a\mathcal{X} + b, c\mathcal{Y} + d) = a\text{cov}(\mathcal{X}, \mathcal{Y}) + c\text{cov}(\mathcal{X}, d) + b\text{cov}(f, \mathcal{Y}) + d\text{cov}(f, \mathcal{Y})$

**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  $\mathcal{Z} = \phi(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n)$  disk. Z.V. mit Werten f.s. in  $W = \phi(W_1 \times \dots \times W_n)$ . Verteilung von  $\mathcal{Z}$  dann gegeben durch ( $\forall z \in W$ ):

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

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

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

**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 unabhängig.

## 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

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

### 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:

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

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

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

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

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

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

## 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.**  $\vartheta$  aus **Param.-Raum**  $\Theta$  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  $\vartheta$ , 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  $\vartheta$ , falls  $T^{(n)}$  für  $n \rightarrow \infty$  in  $\mathbb{P}_\vartheta$ -W. gegen  $\vartheta$  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  $\mathbb{P}_\vartheta$  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 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  $\vartheta$  maximiert die Funktion  $\vartheta \mapsto L(\mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_n; \vartheta)$  für alle  $\vartheta$ , 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  $\mathbb{P}_\vartheta$ , dann  $L$  produkt, also besser  $\log(L)$  maximieren (da Summe).

**Bem** Einfacher: Statt maximieren, Nullstellen von Ableitung nach  $\vartheta$ .

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

**Def** ( $\chi^2$ -Verteilung)  $\mathcal{X}$  ist  $\chi^2$ -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

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

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.  $\frac{\bar{\mathcal{X}}_n - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} = \frac{\frac{\bar{\mathcal{X}}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}}{\frac{S/\sigma}{\sqrt{\frac{n-1}{\sigma^2} S^2}}}$

## 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  $\vartheta$  ein-/mehrdimensional. Wir haben *Vermutung* wo in  $\Theta$  richtiges  $\vartheta$  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**  $\omega$  ab. Da  $T$  eine Z.V. ist, können  $\mathbb{P}_\vartheta[T \in K]$  in jedem  $\mathbb{P}_\vartheta$  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  $\mathbb{P}_{\vartheta_0}$  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  $\mathbb{P}_{\vartheta_0}$ .

**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  $\Theta_0, \Theta_A$  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

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