

# Mathe C Klausurzettel

Henri Heyden – stu240825

## Analysis

### Integrierbarkeit

#### RIEMANN SUMME

Sei  $f : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$ , seien  $(x, \xi)$  Partition und Stützstellen aus  $[a, b]$ .

Dann nennen wir  $R(f, x, \xi) := \sum_{i=1}^n (x_i - x_{i-1}) \cdot f(\xi_i)$  Riemann Summe.

#### INTEGRIERBARKEIT

Wir nennen  $f$  integrierbar, wenn

$\exists R_0 \in \mathbb{R} \forall \epsilon > 0 \exists \delta > 0 \forall (x, \xi) \in \text{PS}(a, b, \delta) : |R(f, x, \xi) - R_0| < \epsilon$  gilt.

Das Integral ist eindeutig, schreibe  $\int_a^b f$  oder  $\int f$  hierfür.

Wir schreiben auch  $\int f(x) dx := \int f$

Ist  $f$  integrierbar, dann kann man das Integral mit einer Beliebigen Folge  $(x_n, \xi_n)_n$  finden wessen Feinheit den Limes 0 hat, sodass die Riemann-Summe konvergiert.

$f$  ist genau dann integrierbar, wenn für alle 2 solcher Folgen ihre Differenz immer zu 0 konvergiert.

#### STETIG UND KOMPAKT

Eine Funktion  $f$ :

... ist stetig in  $x \in \text{dom}(f)$ , wenn alle Funktionslimes zu  $x$  gleich sind.

... ist beschränkt, wenn ihre Domain eine obere und untere Schranke hat.

... ist abgeschlossen, wenn das komplement ihrer Domain offen ist.

... ist kompakt, wenn sie beschränkt und abgeschlossen ist.

Ist eine Funktion kompakt stetig, dann ist sie gleichmäßig stetig und somit integrierbar.

#### ABSCHÄTZUNGEN

Für  $f \leq g$  gilt:  $\int f \leq \int g$ .

Es gilt:  $(b - a) \cdot \inf(f) \leq \int_a^b f \leq (b - a) \cdot \sup(f)$

### Integrationstechniken

#### HAUPTSATZ DER DIFFERENZIALRECHNUNG

Schreibe  $[\phi]_u^v := \phi(v) - \phi(u)$

Sei  $f, F : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  so, dass  $F' = f$  gilt.

Dann gilt:  $\int f = F(\sup(\Omega)) - F(\inf(\Omega)) = F(b) - F(a) = [F]_a^b$  für  $\Omega = [a, b]$ .

#### PARTIELLE INTEGRATION

Für  $f, g : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$  gilt:  $\int_a^b f g' = [f g]_a^b - \int_a^b f' g$

#### SUBSTITUTION

Für  $f$  stetig reel und  $\phi$  stetig differenzierbar reel mit  $u, v \in \text{dom}(\phi)$ ,

sodass  $[u, v] \subseteq \text{dom}(\phi)$  und  $\phi^{-1}([u, v]) \subseteq \text{dom}(f)$  ist, gilt:

$$\int_{\phi(u)}^{\phi(v)} f = \int_u^v (f \circ \phi) \cdot \phi'$$

## STAMMFUNKTIONEN

Domain	$f(x)$	$F(x)$	args
$\mathbb{R}$	$c$	$cx$	$c \in \mathbb{R}$
$\mathbb{R}$	$\sum_{k=0}^n a_k x^k$	$\sum_{k=0}^n \frac{a_k}{k+1} x^{k+1}$	$a_0 \dots a_n \in \mathbb{R}$
$\mathbb{R}_{>0}$	$x^{-1}$	$\ln(x)$	
$\mathbb{R}$	$b^x$	$\frac{b^x}{\ln(b)}$	$b \in \mathbb{R}_{>0} \setminus \{1\}$
$\mathbb{R}_{>0}$	$\log_b(x)$	$\frac{x \ln(x) - x}{\ln(b)}$	$b \in \mathbb{R}_{>0} \setminus \{1\}$
$] -1, 1[$	$\frac{1}{\sqrt{1-x^2}}$	$\arcsin(x)$	
$\mathbb{R}$	$\frac{1}{1+x^2}$	$\arctan(x)$	

## Uneigentliche Integrale

INTEGRAL ÜBER  $x^{-\alpha}$

1)  $\forall \alpha > 1 : \int_1^{+\infty} x^{-\alpha} dx = \frac{1}{\alpha-1}$ . Für  $\alpha \in ]0,1]$  divergiert das Integral.

2)  $\forall \alpha \in ]0,1[ : \int_0^1 x^{-\alpha} dx = \frac{1}{1-\alpha}$ . Für  $\alpha \geq 1$  divergiert das Integral.

VERGLEICHSKRITERIUM

Seien  $f, g : [a, b[ \rightarrow \mathbb{R}$  integrierbar über alle Teilintervalle und  $|f| \leq g$ .

Konvergiert das uneigentliche Integral über  $g$ , dann konvergiert das uneigentliche Integral über  $f$ .

INTEGRALKRITERIUM

Warnung nicht im Skript, trotzdem leichtes Argument.

Sei  $p \in \mathbb{Z}$  und  $f : [p, \infty[ \rightarrow \mathbb{R}_{>0}$  monoton fallend.

Dann ist  $f$  integrierbar genau dann, wenn  $\sum_{n=p}^{\infty} f(n)$  konvergiert.

Zur Motivation betrachte  $\sum_{n=p}^{\infty} f(n)$  als obere Schranke und Annäherung des Integrals mittels Riemann Summe mit gleichmäßiger Feinheit 1.

## Analytische Grundstrukturen

### Metrische Räume

METRIK

Eine Metrik ist eine Funktion  $d : M^2 \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$  mit folgenden Eigenschaften:

- 1)  $d(x, y) = 0 \iff x = y$  (positive Definitheit)
- 2)  $d(x, y) = d(y, x)$  (Symmetrie)
- 3)  $d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y)$  (Dreiecksungleichung)

EIGENSCHAFTEN DER METRIK

Für Metrische Räume gelten alle analytischen Gesetze und Sätze aus MatheB nur mit jeder Metrik nicht nur der Betragsmetrik. Somit sind Begriffe wie Stetigkeit, Limes, Kompaktheit, Funktionslimes etc. äquivalent.

### Normierte Räume

NORM

Sei  $V$  Vektorraum, dann ist  $\|\cdot\|$  Norm auf  $V$ , wenn folgende Gesetze gelten:

- 1)  $\|v\| = 0 \iff v = 0$
- 2)  $\|\lambda v\| = |\lambda| \cdot \|v\|$
- 3)  $\|u + v\| \leq \|u\| + \|v\|$

## BEISPIELNORMEN ÜBER $\mathbb{R}^n$

Sei  $k \in \mathbb{N}_{>0}$ , dann ist  $\|\cdot\|_k : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, v \mapsto \sqrt[k]{\sum_{i=1}^n |v_i|}$  Norm  
Die Funktion  $\|\cdot\|_\infty : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, v \mapsto \max_{i \in [n]} |v_i|$  ist Norm

## EIGENSCHAFTEN DER NORM

Es gilt  $\| -v \| = \|v\|$

Außerdem ist  $V^2 \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}, (u, v) \mapsto \|u - v\|$  Metrik. Somit lassen sich analytische Grundbegriffe für Vektorräume komposieren und alle Eigenschaften der Metrischen Räume für jene Metrik anwenden.

Normen sind stetig. Also  $\|\cdot\|$  ist eine stetige Funktion.

## ÄQUIVALENZ VON NORMEN

Seien  $(V, \|\cdot\|)$  und  $(V, \|\cdot\|')$  normierte Räume. Wir nennen  $\|\cdot\|$  und  $\|\cdot\|'$  äquivalent, wenn folgendes gilt:  $\exists \alpha, \beta > 0 : \forall v \in V : \alpha \|v\| \leq \|v\|' \leq \beta \|v\|$

Umgebungen über äquivalente Normen sind äquivalent, genau wie Konvergenz mit den gleichen Limeses, Stetigkeiten und Kompaktheiten.

Auf endlich dimensionalen Vektorräumen sind alle Normen äquivalent.

## Differentiation im Mehrdimensionalen

Es seien  $V, W$  Vektorräume über  $\mathbb{R}, \Omega \subseteq V$ .

### Differenzierbarkeit

#### DEFINITION DER DIFFERENZIERBARKEIT

Wir nennen  $f : \Omega \rightarrow W$  differenzierbar in  $v$ , wenn

$$\exists \phi \in L(V, W) : \lim_{\tilde{v} \rightarrow v} \frac{\|f(\tilde{v}) - (f(v) + \phi(\tilde{v} - v))\|_W}{\|\tilde{v} - v\|_V} = 0_{\mathbb{R}}$$

gilt. Dann nennen wir  $\phi$  Ableitung von  $f$  und schreiben  $D(f) := \phi$ . Offenbar da  $\phi$  linear stetig ist, existiert eine Matrix für  $\phi$ . Folgende Definition ist äquivalent:

$$\exists \phi \in L(V, W) : \lim_{h \rightarrow 0_V} \frac{\|f(v+h) - (f(v) + \phi(h))\|_W}{\|h\|_V} = 0_{\mathbb{R}}$$

Gilt  $V = W = \mathbb{R}$ , dann ist die Definition äquivalent zur Differenzierbarkeit im bekannten Sinne.

### Ableitungsregeln

Ist  $f$  differenzierbar, dann sind alle Komponentenfunktionen von  $f(V, \mathbb{R})$ -differenzierbar.

#### KOMBINATIONSSÄTZE

Für  $\lambda : \Omega \rightarrow \mathbb{R}, f, g : \Omega \rightarrow V$  differenzierbar gelten folgende Regeln:

1)  $D(f + g) = D(f) + D(g)$

2)  $D(\lambda f) = \lambda D(f)$

3)  $D\left(\frac{1}{\lambda}\right) = \frac{D(\lambda)}{\lambda^2}$

4)  $D\left(\frac{f}{\lambda}\right) = \frac{\lambda D(f) - f D(\lambda)}{\lambda^2}$

## Partielle Ableitungen

Seien  $\Omega \subseteq \mathbb{R}^n$ ,  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^d$ ,  $i \in [n]$ ,  $j \in [d]$ ,  $v \in \Omega$ .

### PARTIELLE DIFFERENZIERBARKEIT

Wir nennen  $f_j$  partiell differenzierbar in  $v$  nach der  $i$ -ten Variable, wenn  $f_{j,v,i}$  in  $v_i$  differenzierbar ist.

Wir definieren  $\partial_i f_j(v) := f'_{j,v,i}(v_i)$ .

### BEISPIEL

Sei  $f : \mathbb{R} \times \mathbb{R}_{\geq 0} \rightarrow \mathbb{R}^4$ ,  $(x, y) \mapsto (x + y, xy, x^2 + 3y - 6, -2\sqrt{y})$ .

Dann gilt:

$$\partial_1 f_2(x, y) = y, \quad \partial_1 f_3(x, y) = 2x, \quad \partial_1 f_4(x, y) = 0,$$

$$\partial_2 f_1(x, y) = 1, \quad \partial_2 f_3(x, y) = 3$$

### GRADIENT UND JACOBI-MATRIX

Wir definieren den Gradienten von  $f_j$  als  $\text{grad}_{f_j}(v) := (\partial_1 f_j(v), \dots, \partial_n f_j(v))$ .

Des Weiteren definieren wir die Jacobi-Matrix von  $f$ :

$$\mathbf{J}_f(v) := \begin{bmatrix} \partial_1 f_1(v) & \dots & \partial_n f_1(v) \\ \vdots & & \vdots \\ \partial_1 f_d(v) & \dots & \partial_n f_d(v) \end{bmatrix}$$

Somit gilt:

$$\mathbf{J}_f(v) = \begin{bmatrix} \text{grad}_{f_1}(v) \\ \vdots \\ \text{grad}_{f_d}(v) \end{bmatrix}$$

Ist  $f$  differenzierbar in  $v$ , dann ist  $\mathbf{J}_f(v)$  Ableitung von  $f$ , aber Achtung: Vollständige partielle Differenzierbarkeit impliziert NICHT totale Differenzierbarkeit!

### TOTALE DIFFERENZIERBARKEIT AUS PARTIELLER DIFFERENZIERBARKEIT

Ist  $f$  vollständig partiell differenzierbar und alle Ableitungen sind stetig, dann ist  $f$  total differenzierbar.

### $C^1$ -FUNKTIONEN UND $C^2$ -FUNKTIONEN

Wir nennen  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^d$  eine  $C^1$ -Funktion, wenn sie vollständig stetig partiell differenzierbar ist. Somit ist also eine  $C^1$ -Funktion total differenzierbar.

$f$  ist  $C^1$ -Funktion, wenn all ihre Komponentenfunktionen aus Kombinationen von Projektionen stetiger differenzierbaren eindimensionalen Funktionen bestehen.

Wir nennen  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  eine  $C^2$ -Funktion, wenn sie eine  $C^1$ -Funktion ist, und  $\forall i \in [n] : \partial_i f$  stetig partiell differenzierbar ist.

Dies ist äquivalent dazu, dass  $\text{grad}_f$  eine  $C^1$ -Funktion ist.

Die partielle Ableitung von  $\partial_i f$  nach der  $j$ -ten Variable bezeichnen wir mit  $\partial_j \partial_i f$ .

### HESSE-MATRIX

Sei  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  eine  $C^2$ -Funktion, wir definieren die Hesse-Matrix von  $f$  als:

$$\mathbf{H}_f := \begin{bmatrix} \partial_1 \partial_1 f(v) & \dots & \partial_1 \partial_n f(v) \\ \vdots & & \vdots \\ \partial_n \partial_1 f(v) & \dots & \partial_n \partial_n f(v) \end{bmatrix}$$

offenbar gilt:  $\mathbf{H}_f(v) = (\mathbf{J}_{\text{grad}_f}(v))^T$ , denn die Spalten der Hesse-Matrix sind die Gradienten der Komponentenfunktionen von  $\text{grad}_f$ .

Die Transposition ist auch nicht nötig, da die Hesse-Matrix symmetrisch ist.

Das heißt es gilt:  $\forall i, j \in [n] : \partial_i \partial_j f = \partial_j \partial_i f$ .

## Lokale Extremstellen

### DEFINITION

Wir nennen  $v \in \Omega$  eine lokale Maximumstelle/Minimumstelle von  $f$ , wenn gilt:

$\exists U \in \mathcal{U}(v) : \forall u \in U : f(u) \leq f(v)$  bzw.  $f(u) \geq f(v)$ .

Wir bezeichnen die Menge der lokalen Maximumstellen  $L_{\text{MAX}}(f)$  und die Menge der lokalen Minimumstellen  $L_{\text{MIN}}(f)$ . Die Vereinigung beider Mengen ist  $L_{\text{EXT}}(f)$ .

### DEFINITHEIT

Sei  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symmetrisch, dann nennen wir  $A \dots$

... positiv definit, wenn  $\forall k \in [n] : \det(A_k) > 0$

... negativ definit, wenn  $\forall k \in [n] : \det(A_k) < 0$

... indefinit, sonst.

### DEFINITHEIT DER HESSE-MATRIX

Definiere die Menge der kritischen Stellen von  $f$  als  $K(f) := \text{grad}_f^-(0_{\mathbb{R}^n})$ .

Es gilt für alle  $v \in K(f)$ :

1)  $\mathbf{H}_f(v)$  positiv definit  $\implies v \in L_{\text{MIN}}(f)$

2)  $\mathbf{H}_f(v)$  negativ definit  $\implies v \in L_{\text{MAX}}(f)$

3)  $\mathbf{H}_f(v)$  indefinit  $\implies v \notin L_{\text{EXT}}(f)$

### DEFINITHEIT EINER $2 \times 2$ -MATRIX

Definiere  $A := \begin{bmatrix} a & b \\ b & c \end{bmatrix}$  für  $a, b, c \in \mathbb{R}$ . Dann gilt:

1)  $A$  positiv definit  $\iff a > 0 \wedge \det(A) > 0$ .

2)  $A$  negativ definit  $\iff a < 0 \wedge \det(A) > 0$ .

3)  $A$  indefinit  $\iff \det(A) < 0$

## Stochastik

### Mathematische Modellierung des Zufalls

#### $\sigma$ -ALGEBRA, EVENTRAUM

Sei  $\Omega \neq \emptyset$  Menge und  $\mathcal{E} \subseteq \mathcal{P}(\Omega)$ . Für  $A \in \mathcal{P}(\Omega)$  definieren wir  $A^c := \Omega \setminus A$ .

Wir nennen  $\mathcal{E}$  eine  $\sigma$ -Algebra über  $\Omega$ , wenn gilt:

1)  $\Omega \in \mathcal{E}$

2)  $\forall A \in \mathcal{E} : A^c \in \mathcal{E}$

3)  $\forall (A_i)_i \in \mathcal{S}(\mathcal{E}) : \bigcup_i A_i \in \mathcal{E}$

Wir nennen  $(\Omega, \mathcal{E})$  **Eventraum** und  $\Omega$  **Ergebnisraum**.

Die Elemente von  $\mathcal{E}$  nennen wir **Event** und die Elemente von  $\Omega$  **Ergebnis**.

Einen E-Raum nennen wir diskret, wenn  $\Omega$  abzählbar ist

### BEISPIELE

Für  $\Omega$  ist  $\{\emptyset, \Omega\}$   $\sigma$ -Algebra über  $\Omega$ . Dann ist  $(\Omega, \{\emptyset, \Omega\})$  Eventraum, genau wie  $(\Omega, \mathcal{P}(\Omega))$

### WAHRSCHEINLICHKEITSMASS

Sei  $(\Omega, \mathcal{E})$  Eventraum. Sei eine Funktion  $\mathbb{P} : \mathcal{E} \rightarrow [0, 1]$ , dann nennen wir  $\mathbb{P}$  Wahrscheinlichkeitsmaß auf  $(\Omega, \mathcal{E})$ , wenn gilt:

1)  $\mathbb{P}(\Omega) = 1$

2)  $\forall (A_i)_i \in \mathcal{S}(\mathcal{E}), \bigcap_i A_i = \emptyset : \mathbb{P}(\bigcup_i A_i) = \sum_i \mathbb{P}(A_i)$

Das Tripel  $(\Omega, \mathcal{E}, \mathbb{P})$  nennen wir Wahrscheinlichkeitsraum.

## GRUNDLEGENDE EIGENSCHAFTEN DER WAHRSCHEINLICHKEIT

- 1)  $\mathbb{P}(\emptyset) = 0$
- 2)  $\forall A, B \in \mathcal{E}, A \cap B = \emptyset: \mathbb{P}(A \cup B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B)$
- 3)  $\forall A, B \in \mathcal{E}, A \subseteq B: \mathbb{P}(B \setminus A) = \mathbb{P}(B) - \mathbb{P}(A)$
- 4)  $\forall A \in \mathcal{E}: \mathbb{P}(A^c) = 1 - \mathbb{P}(A)$
- 5)  $\forall A, B \in \mathcal{E}: \mathbb{P}(A \cup B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B) - \mathbb{P}(A \cap B)$

## UNIFORMES W'MASS

Nun beachte, dass wenn  $\mathbb{P}(A)$  und  $\mathbb{P}(B)$  bekannt sind für  $A \cap B = \emptyset$ , dass dann auch  $\mathbb{P}(A \cup B)$  berechnet werden kann. Somit lassen sich Wahrscheinlichkeitsmaße konstruieren, wenn  $\forall \omega \in \Omega: \mathbb{P}(\omega)$  bekannt ist. Eines solcher W'Maße ist das Uniforme mit  $\mathbb{P}(\omega) := \frac{1}{|\Omega|}$ . Dann gilt:  $\mathbb{P}(A) = \frac{|A|}{|\Omega|}$ .

## KONDITIONIERUNG

Seien  $A, B \in \mathcal{E}$  so, dass  $\mathbb{P}(B) > 0$ . Wir definieren die W'keit von A konditioniert auf B, oder W'keit von A gegeben B als  $\mathbb{P}(A|B) := \frac{\mathbb{P}(A \cap B)}{\mathbb{P}(B)}$ .

## BAYES

Für  $A, B \in \mathcal{E}$  mit  $\mathbb{P}(A), \mathbb{P}(B) > 0$  gilt:  $\mathbb{P}(A|B) = \frac{\mathbb{P}(A)}{\mathbb{P}(B)} \cdot \mathbb{P}(B|A)$

## ODDS

Wir definieren für  $A, B \in \mathcal{E}$  mit  $\mathbb{P}(B) > 0$  die Odds von A konditioniert auf B, bzw die Odds von A als:

$$\text{Od}(A|B) := \begin{cases} \frac{\mathbb{P}(A|B)}{\mathbb{P}(A^c|B)} = \frac{\mathbb{P}(A \cap B)}{\mathbb{P}(A^c \cap B)} & \mathbb{P}(A|B) < 1 \\ +\infty & \mathbb{P}(A|B) = 1 \end{cases}$$

$$\text{Od}(A) := \begin{cases} \frac{\mathbb{P}(A)}{\mathbb{P}(A^c)} & \mathbb{P}(A) < 1 \\ +\infty & \mathbb{P}(A) = 1 \end{cases}$$

Folgende Umrechnungsregeln gelten:

$o := \frac{p}{1-p}$  sind die odds für  $p$  Wahrscheinlichkeit.

$p := \frac{o}{o+1}$  ist die Wahrscheinlichkeit für  $o$  odds.

## UNABHÄNGIGKEIT

Sei  $(A_i)_{i \in I}$  eine endliche Familie von Events. Wir nennen diese unabhängig, wenn gilt:

$$\forall I' \subseteq I: \mathbb{P}\left(\bigcap_{i \in I'} A_i\right) = \prod_{i \in I'} \mathbb{P}(A_i)$$

## Zufallsvariablen über diskreten Wahrscheinlichkeitsräumen

### ZUFALLSVARIABLEN

Sei  $(\Omega, \mathcal{P}(\Omega), \mathbb{P})$  diskreter W'Raum.

Wir nennen alle Funktionen  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  Zufallsvariablen.

### EVENTS ÜBER ZUFALLSVARIABLEN

Sei  $\phi$  ein logischer Ausdruck der Form: „ $X \in U / X \leq u / X = u$ “, dann bezeichnen wir damit das Event, für das für  $X(\omega)$  der Ausdruck gilt für alle  $\omega \in \Omega$ . Somit lassen sich Events mit ZV elegant konstruieren, und es lassen sich Wahrscheinlichkeiten wie  $\mathbb{P}(X = u) = \mathbb{P}(\{\omega \in \Omega \mid X(\omega) = u\})$  berechnen.

## GESETZE DER NEUEN EVENTS

- 1)  $\mathbb{P}(\perp \mid \beta) = 0 \wedge \mathbb{P}(\top \mid \beta) = 1$
- 2)  $\mathbb{P}(\neg\phi \mid \beta) = 1 - \mathbb{P}(\phi \mid \beta)$
- 3)  $\mathbb{P}(\phi \vee \psi \mid \beta) = \mathbb{P}(\phi \mid \beta) + \mathbb{P}(\psi \mid \beta) - \mathbb{P}(\phi \wedge \psi \mid \beta)$

## Verteilungen über Zufallsvariablen

### VERTEILUNG

Man sieht, dass die Funktion  $\mathcal{P}(\mathbb{R}) \longrightarrow [0, 1], U \mapsto \mathbb{P}(X \in U)$  ein W'-maß für den Eventraum  $(\mathbb{R}, \mathcal{P}(\mathbb{R}))$  ergibt gegeben der ZV  $X$  und dem diskreten Eventraum  $(\Omega, \mathcal{P}(\Omega), \mathbb{P})$ .

Diese Funktion nennen wir Verteilung von  $X$ .

### TRÄGER

Wir definieren den **Träger** von  $X$  als:  $\text{supp}(X) := \{u \in \mathbb{R} \mid \mathbb{P}(X = u) > 0\}$ .

Offenbar ist  $X^{-1}(\Omega) = \text{img}(X)$  abzählbar (da  $\Omega$  abzählbar ist), und es gilt:  $\text{supp}(X) \subseteq \text{img}(X)$ , also ist der Träger einer ZV über diskreten W'räumen abzählbar.

Somit schreibt man auch  $\mathbb{P}(X \in U) = \mathbb{P}(X \in U \cap \text{supp}(X)) = \sum_{u \in U \cap \text{supp}(X)} \mathbb{P}(X=u) =: \sum_{u \in U} \mathbb{P}(X=u)$ .

### PROBABILITY MASS FUNCTION (PMF)

Wir nennen  $\rho_X: \mathbb{R} \longrightarrow [0, 1], u \mapsto \mathbb{P}(X = u)$  die PMF von  $X$ .

### TUPEL UND FAMILIEN VON ZV

Wir definieren eine Familie von ZV als:  $I \subseteq \mathbb{N}, X := \bigtimes_{i \in I} X_i$ , dann ist  $X$  Familie über alle ZV  $X_i \in M_i \in \mathcal{P}(M)^I$  mit  $M$  Menge an ZV. Ein Tupel einer ZV ist ein Spezialfall dessen, und ZVar, dass  $\exists n \in \mathbb{N} : I = [n]$  gilt. Wir schreiben dann  $X := (X_1 \cdot X_n)$  für Tupel und  $(X_i)_{i \in I}$  für die Familie.

Wir definieren somit folgende Events:  $X \in U : \iff \forall i \in I : X_i \in U_i$  und  $X = u : \iff \forall i \in I : X_i = u_i$ .

Die Verteilung, der Träger und die PMF werden gleich definiert.

### UNIFORME VERTEILUNG

Für eine Familie von ZV oder einer ZV  $X$  sagen wir, dass  $X$  uniform verteilt ist,

wenn  $\forall u \in M : \mathbb{P}(X = u) = \frac{1}{|M|}$  gilt. Folgendes ist die PMF einer Uniformen Verteilung:

$$\rho_{\text{Unif}(M)}: \mathbb{R}^I \longrightarrow [0, 1], u \mapsto \begin{cases} \frac{1}{|M|} & u \in M \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

### MARGINALISIERUNG BEISPIEL

Sei  $(X_1, X_2) \sim \text{Unif}(\{(0, 1), (0, 2), (2, 1)\})$ . Dann gilt:

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(X_1 = 0) &= \mathbb{P}((X_1 = 0) \wedge (X_2 = 1 \vee X_2 = 2)) \\ &= \mathbb{P}((X_1, X_2) = (0, 1) \vee (X_1, X_2) = (0, 2)) \\ &= \mathbb{P}((X_1, X_2) = (0, 1)) + \mathbb{P}((X_1, X_2) = (0, 2)) \\ &= \frac{2}{3} \end{aligned}$$

### BERNOULLIVERTEILUNG

Sei  $p \in [0, 1]$  für eine ZV  $X$  sagen wir, dass sie Bernoulli-verteilt ist, wenn gilt:

$\mathbb{P}(X=1) = p$  und  $\mathbb{P}(X=0) = 1-p$ , dann ist die PMF:

$$\rho_{\text{Ber}(p)}: \mathbb{R} \longrightarrow [0, 1], u \mapsto \begin{cases} p & u = 1 \\ 1 - p & u = 0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

## UNABHÄNGIGKEIT

Wir nennen eine endliche Familie von ZV  $X = (X_i)_{i \in I}$  unabhängig, wenn gilt:

$$\forall (U_i)_{i \in I} \in \mathcal{P}(\mathbb{R})^I : \mathbb{P} \left( \bigwedge_{i \in I} (X_i \in U_i) \right) = \prod_{i \in I} \mathbb{P}(X_i \in U_i)$$

Wir sagen  $(X_i)_{i \in I} \sim \mathcal{V}$  i.i.d. für eine Verteilung  $V$ , wenn wir meinen, dass alle  $X_i$  unabhängig aber gleich verteilt sind.

Unabhängige ZV

## SUMME UNABHÄNGIGER BERNOULLI-ZV

Sei  $p \in [0, 1]$  und  $X = (X_1, \dots, X_n) \sim \text{Ber}(p)$  i.i.d., und definiere  $S := \sum_{i=1}^n X_i$ , dann gilt für  $k \in [n]$ :

$$\mathbb{P}(S=k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$$

## BINOMIALVERTEILUNG

Sei  $p \in [0, 1]$  und  $X = (X_1, \dots, X_n) \sim \text{Ber}(p)$  i.i.d., dann nennen wir  $X$  binomialverteilt und schreiben:

$$(X_1, \dots, X_n) \sim \text{Ber}(p) \text{ i.i.d.} \implies \sum_{i=1}^n X_i \sim \text{Bin}(n, p)$$

... *TODO* ... Möglicherweise HIV Beispiel einfügen für ein Krankheits-Beispiel.

## Erwartungswert und Varianz von ZV über diskreten W'räumen

### ERWARTUNGSWERT

Sei  $X$  ein ZV.  $X$  hat einen Erwartungswert, genau dann, wenn  $\mathbb{E} := \sum_{u \in \mathbb{R}} u \cdot \mathbb{P}(X=u)$  definiert ist bzw. summierbar ist für  $|u|$  statt  $u$ . Offenbar gilt:  $\mathbb{E}(X) = \sum_{\omega \in \Omega} X(\omega) \cdot \mathbb{P}(\omega)$ .

### ERWARTUNGSWERT VON VERTEILUNGEN

Es gilt:  $\mathbb{E}(\text{Ber}(p)) = p$  und  $\mathbb{E}(\text{Bin}(n, p)) = n \cdot p$ . Des Weiteren gilt:  $|\mathbb{E}(X)| \leq \mathbb{E}(|X|)$

### LAW OF THE UNCONSCIOUS STATISTICIAN (LOTUS)

Sei  $X$  ZV oder endliche Familie davon und sei  $f: \text{supp}(X) \longrightarrow \mathbb{R}$ . Dann hat die ZV  $f \circ X$  einen EW genau dann, wenn  $\sum_{u \in \mathbb{R}^I} |f(u)| \cdot \mathbb{P}(X = u) < +\infty$  gilt.

Des Weiteren lässt sich der EW von  $f \circ X$  so berechnen:  $\mathbb{E}(f \circ X) = \sum_{u \in \mathbb{R}^I} f(u) \cdot \mathbb{P}(X = u)$ .

### LINEARITÄT DES EW

Für  $X$  ZV oder Familie davon mit EW und  $\lambda \in \mathbb{R}$  oder gleichlange Familie davon gilt:  $\mathbb{E}(\lambda \cdot X) = \lambda \cdot \mathbb{E}(X)$   
es gilt auch:  $\mathbb{E}(X + \lambda) = \mathbb{E}(X) + \lambda$

### VARIANZ

Wir definieren die Varianz einer ZV  $X$  als:  $\text{Var}(X) := \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))^2)$ .  $X$  hat genau dann Varianz, wenn  $X$  EW hat. Es gilt:  $\text{Var}(\lambda X + a) = \lambda^2 \cdot \text{Var}(X)$