

Einführung in die Stochastik - Mitschrieb

Vorlesung im Wintersemester 2011/2012

Sarah Lutteropp

9. Januar 2012

Inhaltsverzeichnis

1	Deskriptive Statistik	6
1.1	Der Grundraum	6
1.2	Absolute und relative Häufigkeit	6
1.3	Histogramm	6
1.4	Lagemaße	6
1.5	Streuungsmaße	8
1.6	Empirischer Korrelationskoeffizient	8
2	Ereignisse und Zufallsvariablen	10
2.1	Definition	10
2.2	Beispiele	10
2.3	Bemerkung (Mengentheoretische Operationen)	10
2.4	Definition	11
2.5	Definition	11
2.6	Definition	12
2.7	Bemerkungen (Rechenregeln für Indikatorfunktionen)	12
2.8	Definition	12
3	Diskrete Wahrscheinlichkeitsräume	14
3.1	Motivation	14
3.2	Definition	14
3.3	Folgerung	15
3.4	Satz	16
3.5	Definition + Satz	16
3.6	Definition	16
3.7	Definition	17
3.8	Definition	17
3.9	Satz	17
4	Kombinatorik	18
4.1	Grundregeln	18
4.2	Satz	18
4.3	Beispiel (Urnenmodelle)	18

4.4	Definition	19
4.5	Satz	19
4.6	Beispiel (Geburtstagsproblem)	20
4.7	Beispiel	20
4.8	Beispiel (Besetzungsmodelle)	20
5	Der Erwartungswert	21
5.1	Definition	21
5.2	Satz	21
5.3	Folgerung	22
5.4	Satz (Transformationsformel)	22
5.5	Beispiele	23
6	Die hypergeometrische Verteilung und die Binomialverteilung	24
6.1	Definition	24
6.2	Satz	25
6.3	Motivation	25
6.4	Definition	25
6.5	Satz	26
7	Mehrstufige Experimente	27
7.1	Beispiel	27
7.2	Definition	27
7.3	Satz	28
7.4	Beispiel	28
8	Bedingte Wahrscheinlichkeiten	30
8.1	Definition	30
8.2	Satz	30
8.3	Bemerkung (Zusammenhang zu Übergangswahrscheinlichkeiten)	31
8.4	Satz (Multiplikationsformel)	31
8.5	Satz	31
8.6	Beispiel	32
8.7	Beispiel (Ziegenproblem)	32
8.8	Beispiel (Simpson-Paradoxon)	33
9	Stochastische Unabhängigkeit	34
9.1	Definition	34
9.2	Bemerkung	34
9.3	Bemerkungen	35
9.4	Beispiel (Produkträume)	35
9.5	Satz	36

9.6	Satz (Blockungslemma)	37
9.7	Satz	38
9.8	Beispiel (Bernoulli-Kette der Länge n)	38
10	Gemeinsame Verteilung	39
10.1	Definition	39
10.2	Beispiel	40
10.3	Beispiel	40
10.4	Definition	40
10.5	Satz	41
10.6	Satz (Blockungslemma)	41
10.7	Satz (allgemeine Transformations-Formel)	42
10.8	Satz	42
10.9	Satz (Faltungsformel)	42
10.10	Satz (Additionsgesetz für Binomialverteilungen)	43
11	Varianz, Kovarianz, Korrelation	44
11.1	Definition	44
11.2	Bemerkungen	44
11.3	Satz	45
11.4	Beispiel	45
11.5	Definition	46
11.6	Satz (Tschebyschow-Ungleichung)	46
11.7	Definition	47
11.8	Satz	47
11.9	Folgerung	48
11.10	Beispiel	49
11.11	Satz	49
11.12	Folgerung	50
11.13	Bemerkung	50
12	Wichtige diskrete Verteilungen	51
12.1	Satz (Gesetz seltener Ereignisse)	51
12.2	Definition	52
12.3	Satz	52
12.4	Definition und Satz	53
12.5	Definition und Satz	54
12.6	Satz	54
12.7	Bemerkungen	55
12.8	Beispiel (Multinomiales Versuchsschema)	55
12.9	Definition	55
12.10	Folgerung	56

13 Bedingte Erwartungswerte und bedingte Verteilungen	57
13.1 Definition	57
13.2 Bemerkungen	57
13.3 Beispiel	58
13.4 Satz (Formel vom totalen Erwartungswert)	58
13.5 Beispiel	58
13.6 Satz (Eigenschaften)	59
13.7 Satz (Substitutionsformel)	59
13.8 Beispiel (Würfelwurf)	60
13.9 Definition	60
13.10 Beispiel	61
13.11 Satz	61
14 Grenzwertsätze	62
14.1 Satz (Schwache Gesetz der großen Zahlen, SGGZ)	62
14.2 Definition	62
14.3 Folgerung (SGGZ von Jakob Bernoulli)	63
14.4 Satz	63
14.5 Definition	65
14.6 Satz	65

Vorwort

Dies ist ein Mitschrieb der Vorlesung “Einführung in die Stochastik” vom Wintersemester 2011/2012 am Karlsruher Institut für Technologie, die von Herrn Prof. Dr. Günther Last gehalten wird.

Kapitel 1

Deskriptive Statistik

1.1 Der Grundraum

$\emptyset \neq \Omega$ = Grundraum (Grundgesamtheit, Merkmalsraum, Stichprobenraum)
Annahme: Ω ist diskret (endlich oder abzählbar unendlich) (Häufig $\Omega \subseteq \mathbb{R}$)

1.2 Absolute und relative Häufigkeit

$x_1, \dots, x_n \in \Omega$ ("Daten")
 $h(\omega) = \text{card} \{j \in \{1, \dots, n\} : x_j = \omega\}, \omega \in \Omega$, absolute Häufigkeit von ω

Bemerkung $\sum_{\omega \in \Omega} h(\omega) = n$

Definition $\frac{1}{n}h(\omega)$ = relative Häufigkeit von ω
 $h(A) = \text{card} \{j \in \{1, \dots, n\} : x_j \in A\}, A \subset \Omega$ = absolute Häufigkeit von A,
 $\frac{1}{n}h(A)$ = relative Häufigkeit von A

1.3 Histogramm

$x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R}, b_1 < b_2 < \dots < b_s$ mit $b_1 \leq \min_{1 \leq i \leq n} x_i, b_s > \max_{1 \leq i \leq n} x_i$
TODO: BILD
 $d_j(b_{j+1} - b_j) = h([b_j, b_{j+1})) = \text{card} \{i \in \{1, \dots, n\} : b_j \leq x_i < b_{j+1}\}$

1.4 Lagemaße

Definition Ein **Lagemaß** ist eine Abbildung $l: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ mit

$$l(x_1 + a, \dots, x_n + a) = l(x_1, \dots, x_n) + a$$

"Verschiebungskovarianz". $x_1, \dots, x_n, a \in \mathbb{R}$

1.4.1 Arithmetisches Mittel

$x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R}, \bar{x} := \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j$ "Schwerpunkt der Daten"

Fakt $\sum_{j=1}^n (x_j - t)^2 \xrightarrow{t} \text{Min}$

Lösung: $t = \bar{x}$

"Prinzip der kleinsten Quadrate"

Beweis $\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j - t)^2 = t^2 - 2\bar{x}t + \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j^2 = (t - \bar{x})^2 + \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j^2 - (\bar{x})^2$

1.4.2 Median, Quantile

$x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R} \Rightarrow x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(n)}$ geordnete Stichprobe

Definition

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

heißt **Median** von x_1, \dots, x_n .

Fakt $\sum_{j=1}^n |x_j - x_{1/2}| = \min_t \sum_{j=1}^n |x_j - t|$ Übungsaufgabe

Bemerkung Der Median ist "robust" gegenüber "Ausreißern". Ist etwa $x_1 = \dots = x_9 = 1$ und $x_{10} = 1000$ ($n = 10$), so gilt $\bar{x} = 100,9, x_{1/2} = 1$

Definition Für $0 < p < 1$ heißt

$$x_p := \begin{cases} x_{(\lfloor n \cdot p + 1 \rfloor)} & , \text{ falls } n \cdot p \notin \mathbb{N} \\ \frac{1}{2}(x_{(n \cdot p)} + x_{(n \cdot p + 1)}) & , \text{ falls } n \cdot p \in \mathbb{N} \end{cases}$$

p-Quantil von x_1, \dots, x_n .

Interpretation Mindestens $p \cdot 100\%$ der Daten liegen links von x_p und mindestens $(1 - p) \cdot 100\%$ liegen rechts von x_p .

$x_{1/4}$ = unteres Quartil, $x_{3/4}$ = oberes Quartil

1.5 Streuungsmaße

Definition Eine Abbildung $\sigma: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ mit

$$\sigma(x_1 + a, \dots, x_n + a) = \sigma(x_1, \dots, x_n) \text{ (Translationsinvarianz)}$$

heißt **Streuungsmaß**.

1.5.1 Empirische Varianz

$$s^2 := \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2 = \text{empirische Varianz von } x_1, \dots, x_n$$

1.5.2 Empirische Standardabweichung

$$s := +\sqrt{s^2} = \text{empirische Standardabweichung von } x_1, \dots, x_n$$

1.5.3 Spannweite

$$x_{(n)} - x_{(1)} = \text{Spannweite von } x_1, \dots, x_n$$

1.5.4 Quartilsabstand

$$x_{(3/4)} - x_{(1/4)} = \text{Quartilsabstand von } x_1, \dots, x_n$$

1.6 Empirischer Korrelationskoeffizient

$(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n) \in \mathbb{R}^2$ TODO: BILD

Gesucht: Gerade $y = a + b \cdot x$ so, dass

$$(*) \sum_{j=1}^n (y_j - a - bx_j)^2 \xrightarrow{a,b} \text{Min}$$

$$\text{Definition } \sigma_x^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2 \quad \sigma_y^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2$$

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})(y_j - \bar{y}) \text{ empirische Kovarianz } \sigma_x^2 > 0, \sigma_y^2 > 0.$$

$$\text{Lösung von } (*): b^* = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x^2}, a^* = \bar{y} - b^* \cdot \bar{x}$$

$$\min_{a,b} \sum_{j=1}^n (y_j - a - bx_j)^2 \stackrel{!}{=} \min_b \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y} - b(x_j - \bar{x}))^2 = \dots$$

"lineare Regression"

Einsetzen von a^* und b^* in die Zielfunktion:

$$0 \leq \sum_{j=1}^n (y_j - a^* - b^* x_j)^2 = \dots = n \sigma_y^2 \left(1 - \left(\frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y}\right)^2\right)$$

Definition $r_{xy} := \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y}$ heißt **empirischer Korrelationskoeffizient** (*Pearson*).

Folgerung $|r_{xy}| \leq 1$

Es gilt $r_{xy} = \pm 1 \Leftrightarrow$ Punktwolke liegt exakt auf der Geraden $y = a^* + b^*x$.
Dabei ist $b^* > 0$, falls $r_{xy} = 1$ und $b^* < 0$, falls $r_{xy} = -1$.

Dieser empirische Korrelationskoeffizient ist ein Maß für die (affin) lineare Abhängigkeit zwischen den x_j und den y_j .

Kapitel 2

Ereignisse und Zufallsvariablen

2.1 Definition

Gegeben sei eine Grundmenge Ω . Die Elemente von Ω heißen **Elementarereignisse**. Teilmengen von Ω heißen **Ereignisse**. (Idee: $\omega \in \Omega$ ist Ausgang eines zufälligen Versuchs.)

Interpretation Ein Ereignis $A \subset \Omega$ "tritt ein", wenn $\omega \in A$.

2.2 Beispiele

- (i) (Münzwurf)
 $\Omega = \{0, 1\}$ (oder $\Omega = \{W, Z\}$)
- (ii) (m Münzwürfe)
 $\Omega = \{0, 1\}^m (A = \{\omega = (\omega_1, \dots, \omega_m) : \sum_{j=1}^m \omega_j \geq k\} \text{ Ereignis })$
- (iii) Werfen von 2 Würfeln
 $\Omega = \{1, \dots, 6\}^2$
- (iv) Brownsche Bewegung
(TODO: BILD) Bewegung eines Blütenpollens in einer Flüssigkeit
 \Rightarrow Zukunftsmusik
 $\Omega = C([0, 1], \mathbb{R}^2)$

2.3 Bemerkung (Mengentheoretische Operationen)

Seien $A, B, A_1, A_2, \dots \subset \Omega$.

$A \cap B = \{\omega \in \Omega : \omega \in A \text{ und } \omega \in B\} \hat{=} \text{"A und B treten ein"}$

$A \cup B \hat{=} \text{"A oder B treten ein"}$

$\bar{A} \equiv A^c := \Omega \setminus A = \{\omega \in \Omega : \omega \notin A\} \hat{=} \text{"A tritt nicht ein"}$

$A \setminus B = A \cap B^c \hat{=}$ "A tritt ein, aber nicht B"

$A \subset B \hat{=}$ "wenn A, dann B"

$\emptyset \hat{=}$ "unmögliches Ereignis"

$\Omega \hat{=}$ "sicheres Ereignis"

Abkürzung $AB = A \cap B$

2.4 Definition

Eine Abbildung $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ heißt (reelle) **Zufallsvariable**. Für $\omega \in \Omega$ heißt $X(\omega)$ **Realisierung** der Zufallsvariable zu ω .

Idee Mit $\omega \in \Omega$ bekommt auch $X(\omega)$ einen zufälligen Charakter.

Definition $X^{-1}: \mathcal{P}(\mathbb{R}) \rightarrow \mathcal{P}(\Omega) = \{A: A \subset \Omega\}$ ist definiert durch

$$X^{-1}(A) = \{\omega \in \Omega: X(\omega) \in A\} \text{ ("Urbild von A unter X")}$$

Bemerkung

- $X^{-1}(A \cap B) = X^{-1}(A) \cap X^{-1}(B), A, B \subset \mathbb{R}$
- $X^{-1}(A \cup B) = X^{-1}(A) \cup X^{-1}(B)$
- $X^{-1}\left(\bigcup_{j=1}^{\infty} A_j\right) = \bigcup_{j=1}^{\infty} X^{-1}(A_j)$
- $X^{-1}\left(\bigcap_{j=1}^{\infty} A_j\right) = \bigcap_{j=1}^{\infty} X^{-1}(A_j)$

Vereinbarung Es sei X eine Zufallsvariable und $t \in \mathbb{R}$. Wir setzen

- $\{X = t\} := \{\omega: X(\omega) = t\} (= X^{-1}(t))$
- $\{X \geq t\} := \{\omega: X(\omega) \geq t\}$

2.5 Definition

Sind X, Y Zufallsvariablen, so definiert man

- $(X + Y)(\omega) = X(\omega) + Y(\omega)$
- $(X - Y)(\omega) = X(\omega) - Y(\omega)$
- $(X \cdot Y)(\omega) = X(\omega) \cdot Y(\omega)$

$\omega \in \Omega$, neue Zufallsvariablen $X + Y, X - Y, X \cdot Y$
 analog für $a \in \mathbb{R}$

- $aX(\omega) = a \cdot (X(\omega))$
- $\min(X, Y) = (X \wedge Y)(\omega) := \min\{X(\omega), Y(\omega)\} \dots$

2.6 Definition

Sei $A \subset \Omega$. Die Funktion $1_A: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ ist definiert durch

$$1_A(\omega) = \begin{cases} 1 & , \text{ falls } \omega \in A \\ 0 & , \text{ falls } \omega \notin A \end{cases}$$

und heißt **Indikatorfunktion** von A .

2.7 Bemerkungen (Rechenregeln für Indikatorfunktionen)

- $1_\emptyset \equiv 0$
- $1_\Omega \equiv 1$
- $(1_A)^2 = 1_A$
- $1_{A^c} = 1 - 1_A$
- $1_{A \cap B} = 1_A \cdot 1_B$
- $1_{A \cup B} = 1_A + 1_B - 1_{A \cap B}$
- $A \subset B \Leftrightarrow 1_A \leq 1_B$
- $1_{A \Delta B} = |1_A - 1_B|$

2.8 Definition

Seien $A_1, \dots, A_n \subset \Omega$. Die Zufallsvariable

$$X := \sum_{j=1}^n 1_{A_j}$$

heißt **Zählvariable** oder **Indikatorsumme**.

Bemerkung

- $\{X = 0\} = \{\omega : X(\omega) = 0\} = A_1^c \cap \dots \cap A_n^c$
- $\{X = n\} = A_1 \cap \dots \cap A_n$
- $\{X = k\} = \text{"genau } k \text{ der Ereignisse } A_1, \dots, A_n \text{ treten ein"} =$

$$\bigcup_{T \subset \{1, \dots, n\}, |T|=k} \left(\bigcap_{j \in T} A_j \cap \bigcap_{j \notin T} A_j^c \right)$$
 $(T \subset \{1, \dots, n\}, |T| = \text{card } T = k)$

Kapitel 3

Diskrete Wahrscheinlichkeitsräume

3.1 Motivation

Zufallsexperiment mit Ausgängen in Ω

n-malige, ‘unabhängige’ Wiederholung

\Rightarrow Ergebnis $(a_1, \dots, a_n) \in \Omega^n$

$r_n(A) := \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n 1_A(a_j)$, $A \subset \Omega$ relative Häufigkeit von A

$0 \leq r_n(A) \leq 1$, $r_n(\emptyset) = 0$, $r_n(\Omega) = 1$

$r_n(A \cup B) = r_n(A) + r_n(B)$, $A \cap B = \emptyset$

empirisches Gesetz über Stabilisierung relativer Häufigkeiten:

$r_n(A) \underset{n \rightarrow \infty}{\rightsquigarrow} ?$

3.2 Definition

Ein Paar (Ω, \mathbb{P}) bestehend aus einer diskreten Menge $\Omega \neq \emptyset$ und einer Funktion $\mathbb{P}: \mathcal{P} \rightarrow \mathbb{R}$ heißt **diskreter Wahrscheinlichkeitsraum**, falls:

- (P1) $\mathbb{P}(A) \geq 0$, $A \subset \Omega$
- (P2) $\mathbb{P}(\Omega) = 1$
- (P3) $\mathbb{P}\left(\bigcup_{j=1}^{\infty} A_j\right) = \sum_{j=1}^{\infty} \mathbb{P}(A_j)$, $A_i \cap A_j = \emptyset$, $i \neq j$

Diese Eigenschaft heißt σ -Additivität.

Man nennt \mathbb{P} **Wahrscheinlichkeitsmaß (auf Ω)** (oder Wahrscheinlichkeitsverteilung) und $\mathbb{P}(A)$ heißt **Wahrscheinlichkeit von A** .

3.3 Folgerung

- a) $\mathbb{P}(\emptyset) = 0$
- b) $\mathbb{P}(\bigcup_{j=1}^n A_j) = \sum_{j=1}^n \mathbb{P}(A_j), A_i \cap A_j = \emptyset, i \neq j$
- c) $0 \leq \mathbb{P}(A) \leq 1, A \subset \Omega$
- d) $\mathbb{P}(A \cup B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B) - \mathbb{P}(A \cap B), A, B \subset \Omega$
- e) $A \subset B \Rightarrow \mathbb{P}(A) \leq \mathbb{P}(B)$ (Monotonie)
- f) $\mathbb{P}(A^c) = 1 - \mathbb{P}(A)$ (Komplementärwahrscheinlichkeit)
- g) $\mathbb{P}(\bigcup_{j=1}^{\infty} A_j) \leq \sum_{j=1}^{\infty} \mathbb{P}(A_j)$ (Subadditivität)
- h) $A_n \subset A_{n+1}, n \in \mathbb{N} \Rightarrow \mathbb{P}(\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(A_n)$ (Stetigkeit von unten)
- i) $A_n \supset A_{n+1}, n \in \mathbb{N} \Rightarrow \mathbb{P}(\bigcap_{n=1}^{\infty} A_n) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(A_n)$ (Stetigkeit von oben)

Beweis • a): $A_j = \emptyset, j \in \mathbb{N}$ (P3) ¹ $\mathbb{P}(\emptyset) = 0$.

• b): $A_{n+1} = A_{n+2} = \dots = \emptyset$ in P3!

• c) + f): Für $A \subset \Omega$ gilt nach b) (für $n = 2$):

$$1 = \mathbb{P}(\Omega) = \mathbb{P}(A \cup A^c) \stackrel{(b)}{=} \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(A^c)$$

• d): Nach b) gilt $\mathbb{P}(A) = \mathbb{P}(A \setminus B) + \mathbb{P}(A \cap B)$, $\mathbb{P}(B) = \mathbb{P}(B \setminus A) + \mathbb{P}(A \cap B)$ und

$$\text{somit } \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B) - \mathbb{P}(A \cap B) = \mathbb{P}(A \setminus B) + \mathbb{P}(B \setminus A) + \mathbb{P}(A \cap B) \stackrel{(b)}{=} \mathbb{P}(A \cup B)$$

• e): Wegen $B = A \cup (B \setminus A)$ folgt² $\mathbb{P}(B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B \setminus A) \geq \mathbb{P}(A)$

• g): $B_1 := A_1, B_2 := A_2 \setminus A_1, \dots, B_n := A_n \setminus (\bigcup_{j=1}^{n-1} A_j), n \geq 2$.

Dann gilt $B_n \subset A_n$ und $\bigcup_{j=1}^n B_j = \bigcup_{j=1}^n A_j$ sowie $B_i \cap B_j = \emptyset, i \neq j$.

Es folgt aus (P3):

$$\mathbb{P}(\bigcup_{j=1}^{\infty} A_j) \stackrel{!}{=} \mathbb{P}(\bigcup_{j=1}^{\infty} B_j) \stackrel{(P3)}{=} \sum_{j=1}^{\infty} \mathbb{P}(B_j) \stackrel{e)}{\leq} \sum_{j=1}^{\infty} \mathbb{P}(A_j) \quad (\infty \text{ ist zugelassen})$$

• h) + i): Übungsaufgabe

¹ $\mathbb{P}(\emptyset) = \mathbb{P}(\emptyset \cup \emptyset) = \mathbb{P}(\emptyset) + \mathbb{P}(\emptyset) = 2 \cdot \mathbb{P}(\emptyset)$

² (aus der Additivität)

3.4 Satz

Seien $A_1, \dots, A_n \subset \Omega$. Setze

$$S_k := \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n} \mathbb{P}(A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_k})$$

Dann gilt

- a) $\mathbb{P}(\bigcup_{j=1}^n A_j) = \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} S_k$ ‘Siebformel’
- b) $\mathbb{P}(\bigcup_{j=1}^n A_j) \leq \sum_{k=1}^{2s+1} (-1)^{k-1} S_k, s = 0, \dots, \lfloor \frac{n-1}{2} \rfloor$
 $\mathbb{P}(\bigcup_{j=1}^n A_j) \geq \sum_{k=1}^{2s} (-1)^{k-1} S_k, s = 1, \dots, \lfloor \frac{n}{2} \rfloor$

Beweisidee für Siebformel vollständige Induktion nach n :

$$\underline{n=2}: \mathbb{P}(A_1 \cup A_2) \stackrel{(d)}{=} \mathbb{P}(A_1) + \mathbb{P}(A_2) - \mathbb{P}(A_1 \cap A_2) = S_1 - S_2$$

$$\underline{n=3}: \mathbb{P}(\underbrace{A_1 \cup A_2}_{\cup A_3}) \stackrel{(d)}{=} \mathbb{P}(A_1 \cup A_2) + \mathbb{P}(A_3) - \mathbb{P}((A_1 \cup A_2) \cap A_3) \quad ^3$$

$$\stackrel{(d)}{=} \mathbb{P}(A_1) + \mathbb{P}(A_2) - \mathbb{P}(A_1 \cap A_2) + \mathbb{P}(A_3) - \mathbb{P}(A_1 \cap A_3) - \mathbb{P}(A_2 \cap A_3) + \mathbb{P}(A_1 \cap A_2 \cap A_3) = S_1 - S_2 + S_3$$

3.5 Definition + Satz

a) Sei (Ω, \mathbb{P}) diskreter Wahrscheinlichkeitsraum. Dann heißt $p: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ definiert durch $p(\omega) := \mathbb{P}(\{\omega\})$ **Wahrscheinlichkeitsfunktion** (von \mathbb{P}).

Es gilt $\mathbb{P}(A) = \sum_{\omega \in A} p(\omega), A \subset \Omega$.

b) Sind Ω diskret und $p: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ eine Abbildung mit $p(\omega) \geq 0$ und $\sum_{\omega \in \Omega} p(\omega) = 1$, so erhält man vermöge $\mathbb{P}(A) := \sum_{\omega \in A} p(\omega)$ einen diskreten Wahrscheinlichkeitsraum.

Beweis • a) σ -Additivität ($A = \bigcup_{\omega \in A} \{\omega\}$)

• b) σ -Additivität: Großer Umordnungssatz! (Analysis)

3.6 Definition

$|\Omega| =: n < \infty$. Definiere $\mathbb{P}(A) = \frac{|A|}{n}$. Dann heißt (Ω, \mathbb{P}) (ein diskreter Wahrscheinlichkeitsraum!) **Laplace-Raum**. Man nennt \mathbb{P} **Gleichverteilung** auf Ω .

(‘homogene Münze’, ‘Würfeln’, ...)

³ $(A_1 \cup A_2) \cap A_3 = (A_1 \cap A_3) \cup (A_2 \cap A_3)$

3.7 Definition

Sei $\Omega \neq \emptyset$ beliebig! (Ω, \mathbb{P}) diskreter Wahrscheinlichkeitsraum $\Leftrightarrow \exists$ abzählbare Menge $\Omega_0 \subset \Omega$, $\exists p: \Omega \rightarrow [0, \infty)$ mit $p(\omega) = 0$ für alle $\omega \notin \Omega_0$, und $\sum_{\omega \in \Omega_0} p(\omega) = 1$, und $\mathbb{P}(A) = \sum_{\omega \in A \cap \Omega_0} p(\omega)$, $A \subset \Omega$.

Wiederholung (Ω, \mathbb{P}) Wahrscheinlichkeitsraum

$$\begin{aligned} p: \Omega &\rightarrow [0, 1], \sum_{\omega \in \Omega} p(\omega) = 1 \\ \mathbb{P}(A) &:= \sum_{\omega \in A} p(\omega), A \subset \Omega \\ p(\omega) &:= \mathbb{P}(\{\omega\}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Omega &\text{ allgemeine Menge, } \Omega_0 \subset \Omega \text{ diskret} \\ p: \Omega &\rightarrow [0, 1], \sum_{\omega \in \Omega_0} p(\omega) = 1, p(\omega) = 0, \omega \notin \Omega_0 \\ \mathbb{P}(A) &:= \sum_{\omega \in A} p(\omega) := \sum_{\omega \in A \cap \Omega_0} p(\omega) \\ \Omega_0 &= \text{Träger von } \mathbb{P} \end{aligned}$$

3.8 Definition

(Ω, \mathbb{P}) diskreter Wahrscheinlichkeitsraum mit Träger Ω_0 . Es sei $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ eine Zufallsvariable. Dann heißt die Funktion $\mathbb{P}^X: \mathbb{P}(\mathbb{R}) \rightarrow \mathbb{R}$ definiert durch $\mathbb{P}^X(B) := \mathbb{P}(X^{-1}(B))$, $B \subset \mathbb{R}$ **Verteilung um X** .

3.9 Satz

In der Situation von Definition 3.8 ist $(\mathbb{R}, \mathbb{P}^X)$ ein diskreter Wahrscheinlichkeitsraum mit Träger $B_0 := X(\Omega_0) = \{X(\omega): \omega \in \Omega_0\}$

Beweis. Für $B \subset \mathbb{R}$.

$$\begin{aligned} \mathbb{P}^X(B) &= \mathbb{P}(\{\omega: X(\omega) \in B\}) \\ &\stackrel{!}{=} \mathbb{P}(\{\omega: X(\omega) \in B \cap B_0\}) \end{aligned}$$

Definiert man für $t \in \mathbb{R}$

$$p_t = \mathbb{P}(\{\omega: X(\omega) = t\}) = \mathbb{P}(X = t)$$

so ergibt sich aus der σ -Additivität von \mathbb{P}

$$\mathbb{P}^X(B) = \sum_{t \in B \cap B_0} \mathbb{P}(\{\omega: X(\omega) = t\}) = \sum_{t \in B \cap B_0} p_t$$

□

Kapitel 4

Kombinatorik

$|A| = \text{card}(A) = \text{Anzahl der Elemente einer endlichen Menge } A$

4.1 Grundregeln

A_1, \dots, A_k endliche Menge

$$(i) \ A_i \cap A_j = \emptyset, i \neq j \Rightarrow \left| \bigcup_{j=1}^n A_j \right| = \sum_{j=1}^n |A_j|$$

$$(ii) \ |A_1 \times \dots \times A_n| = \prod_{j=1}^k |A_j|$$

4.2 Satz

Es sollen k -Tupel (a_1, \dots, a_k) durch sukzessives Festlegen von a_1, a_2, \dots, a_k nach folgenden Regeln gebildet werden:

- es gibt j_1 Möglichkeiten für die Wahl von a_1
- es gibt (dann) j_2 Möglichkeiten für die Wahl von a_2
- ...
- es gibt (dann) j_k Möglichkeiten für die Wahl von a_k

Dann gibt es genau $j_1 \cdot \dots \cdot j_k$ solcher Tupel.

4.3 Beispiel (Urnenmodelle)

Betrachte Urne mit n durchnummerierten Kugeln. Es werden k Kugeln nach folgenden Regeln gezogen: ($M := \{1, \dots, n\}$)

Zurücklegen (Wiederholung) \ Beachtung der Reihenfolge	ja	nein
ja	k -Permutationen aus M mit Wiederholung, Per_k^n	k -Kombinationen aus M mit Wiederholung, Kom_k^n
nein	k -Permutationen aus M ohne Wiederholung, $Per_{k,\neq}^n$	k -Kombinationen aus M ohne Wiederholung, $Kom_{k,\neq}^n$

4.4 Definition

$$M = \{1, \dots, n\} (n \in \mathbb{N})$$

- $Per_k^n := M^k$
- $Per_{k,\neq}^n := \{(a_1, \dots, a_k) \in M^k : a_i \neq a_j \text{ für } i \neq j\}$
- $Kom_k^n := \{(a_1, \dots, a_k) \in M^k : a_1 \leq a_2 \leq \dots \leq a_k\}$
- $(Kom_{k,\neq}^n := \{(a_1, \dots, a_k) \in M^k : a_1 < a_2 < \dots < a_k\}$

4.5 Satz

- (i) $|Per_k^n| = n^k$
- (ii) $|Per_{k,\neq}^n| := n^{\underline{k}} = n \cdot (n-1) \cdot \dots \cdot (n-k+1)$
- (iii) $|Kom_k^n| = \binom{n+k-1}{k}$
- (iv) $|Kom_{k,\neq}^n| = \binom{n}{k}$

Beweis. (i): 4.1.(ii)

(ii) Satz 4.2

(iv) Betrachte Äquivalenzrelation

$$(a_1, \dots, a_k) \sim (b_1, \dots, b_k) \Leftrightarrow \{a_1, \dots, a_k\} = \{b_1, \dots, b_k\}$$

auf $Per_{k,\neq}^n$. Jede Äquivalenzklasse hat $k!$ Elemente! Es folgt

$$|Kom_{k,\neq}^n| \cdot k! = |Per_{k,\neq}^n| = n^{\underline{k}}$$

(iii) Die Abbildung $g: Kom_k^n \rightarrow Kom_{k,\neq}^{n+k-1}$ definiert durch

$$(a_1, \dots, a_k) \mapsto (a_1, a_2 + 1, a_3 + 2, \dots, a_k + k - 1)$$

ist eine Bijektion! (Umkehrabbildung!) Es folgt(!)

$$|Kom_k^n| = |Kom_{k,\neq}^{n+k-1}| = \binom{n+k-1}{k}$$

□

4.6 Beispiel (Geburtstagsproblem)

Wie groß ist die Wahrscheinlichkeit, dass unter k rein zufällig ausgewählten Personen mindestens zwei am selben Tag Geburtstag haben?

Antwort Betrachte $\Sigma = \text{Per}_k^n$ mit $n = 365$, und der Laplace-Verteilung. Es sei $A := \{(a_1, \dots, a_k) \in \Omega : \text{es gibt } i, j \in \{1, \dots, k\} \text{ mit } i \neq j, a_i = a_j\}$. Es gilt

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(A) &= 1 - \mathbb{P}(A^c) \\ &= 1 - \mathbb{P}(\text{Per}_{k,\neq}^n) \\ &\stackrel{!}{=} 1 - \frac{|\text{Per}_{k,\neq}^n|}{\text{card}\Omega} \\ &= 1 - \frac{n \cdot (n-1) \cdot \dots \cdot (n-k+1)}{n^k} \\ &= 1 - \frac{n}{n} \cdot \frac{(n-1)}{n} \cdot \dots \cdot \frac{n-k+1}{n} \\ &= 1 - \left(1 - \frac{1}{n}\right) \cdot \dots \cdot \left(1 - \frac{k-1}{n}\right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} k = 23: \mathbb{P}(A) &\approx 0,507 > \frac{1}{2} \\ n = \binom{49}{6}, k = 4004, \mathbb{P}(A) &= 0,5001 > \frac{1}{2} \end{aligned}$$

4.7 Beispiel

n Personen bringen (zu einer Feier) je ein Geschenk mit. Geschenke werden "rein zufällig" verteilt. Mit welcher Wahrscheinlichkeit bekommt mindestens eine Person ihr eigenes Geschenk?

\leadsto Siebformel!

4.8 Beispiel (Besetzungsmodelle)

k Teilchen sollen auf n nummerierte Fächer verteilt werden. Analogie zu Urnenmodell: Nummer der Kugel $\hat{=}$ Nummer des Fachs, Nummer der Ziehung $\hat{=}$ Nummer des Teilchens

Unterscheidbare Teilchen \ Mehrfachbesetzungen	ja	nein
	ja	nein
ja	Per_k^n Maxwell-Boltzmann	Kom_k^n Bose-Einstein-Statistik
nein	$\text{Per}_{k,\neq}^n$ Fermi-Dirak-Statistik	$\text{Kom}_{k,\neq}^n$

Statistische Physik

Kapitel 5

Der Erwartungswert

$p(\omega) = \mathbb{P}(\{\omega\})$, (Ω, \mathbb{P}) diskreter Wahrscheinlichkeitsraum

5.1 Definition

- Der Erwartungswert einer Zufallsvariablen $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ existiert (genauer: X ist integrierbar bezüglich \mathbb{P}), falls

$$\sum_{\omega \in \Omega} |X(\omega)|p(\omega) < \infty \quad (5.1)$$

In diesem Fall heißt

$$\mathbb{E}X = \mathbb{E}[X] := \sum_{\omega \in \Omega} X(\omega)p(\omega)$$

(Physik: $\langle X \rangle = \mathbb{E}[X]$) **Erwartungswert von X .**

- Ist $X \geq 0$ eine Zufallsvariable, so heißt

$$\mathbb{E}X := \sum_{\omega \in \Omega} X(\omega)p(\omega) \in [0, \infty]$$

ebenfalls Erwartungswert von X .

5.2 Satz

Sei $L^1 \equiv L^1(\mathbb{P}) := \{X: X \text{ erfüllt 5.1}\}$. Dann ist L^1 ein reeller Vektorraum.
Genauer:

- (i) $\mathbb{E}[X + Y] = \mathbb{E}X + \mathbb{E}Y, X, Y \in L^1$
- (ii) $\mathbb{E}[aX] = a\mathbb{E}X, X \in L^1, a \in \mathbb{R}$
- (iii) $\mathbb{E}1_A = \mathbb{P}(A), A \subset \Omega$

- (iv) $X \leq Y \Rightarrow \mathbb{E}X \leq \mathbb{E}Y$
- (v) $|\mathbb{E}X| \leq \mathbb{E}|X|$

Beweis. (i) $|(X+Y)(\omega)| \leq |X(\omega)| + |Y(\omega)|$.

Also $X+Y \in L^1(\mathbb{P})$ und

$$\sum_{\omega \in \Omega} (X(\omega) + Y(\omega))p(\omega) \stackrel{!}{=} \sum_{\omega \in \Omega} X(\omega)p(\omega) + \sum_{\omega \in \Omega} Y(\omega)p(\omega)$$

(ii) analog

(iii) $\mathbb{E}1_A = \sum_{\omega \in \Omega} p(\omega) = \mathbb{P}(A)$

(iv) + (v) Übungsaufgabe

□

5.3 Folgerung

Seien $A_1, \dots, A_n \subset \Omega$ und $X := \sum_{j=1}^n 1_{A_j}$. Dann gilt $\mathbb{E}X = \sum_{j=1}^n \mathbb{P}(A_j)$.
(Gilt auch für ∞ viele Ereignisse.)

5.4 Satz (Transformationsformel)

Seien $X: \Omega \Rightarrow \mathbb{R}$ und $g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$. Definiere $g(X): \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ durch

$$g(X)(\omega) = g(X(\omega)).$$

Dann ist $g(X) \in L^1(\mathbb{P})$ genau dann, wenn

$$\sum_{x: \mathbb{P}(X=x)>0} |g(x)| \mathbb{P}(X=x) < \infty$$

¹

In diesem Fall gilt

$$\mathbb{E}g(X) = \sum_{x: \mathbb{P}(X=x)>0} g(x) \mathbb{P}(X=x)$$

Beweis. Es gilt

$$\sum_{\omega \in \Omega} |g(X(\omega))| p(\omega) = \sum_{x \in \mathbb{R}: \mathbb{P}(X=x)>0} |g(x)| \sum_{\omega \in \Omega: X(\omega)=x} p(\omega)$$

$$\Omega = \bigcup_{x \in \mathbb{R}: \mathbb{P}(X=x)>0} \{\omega: X(\omega) = x\} \cup \Omega', \mathbb{P}(\Omega') = 0$$

$$\mathbb{P}(X=x) = \mathbb{P}(\{\omega \in \Omega: X(\omega) = x\})$$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{\omega \notin \Omega'} |g(X(\omega))| p(\omega) = \sum_{\omega \notin \Omega'} |g(X(\omega))| p(\omega) \\
&= \sum_{x \in \mathbb{R}: \mathbb{P}(X=x) > 0} \sum_{\omega \in \{\omega \in \Omega: X(\omega)=x\}} |g(X(\omega))| p(\omega) \\
&= \sum_{x \in \mathbb{R}} |g(x)| \mathbb{P}(X=x)
\end{aligned}$$

Ist das endlich, so gilt die Rechnung auch ohne Betragsstriche!
 Insbesondere gilt

$$\mathbb{E}X = \sum_{x \in \mathbb{R}} x \mathbb{P}(X=x) \quad (g(x) \equiv x)$$

□

5.5 Beispiele

- Würfelwurf, X =Augenzahl, $\mathbb{P}(X=j) = \frac{1}{6}$.
 Also

$$\mathbb{E}X = \sum_{j=1}^6 j \cdot \mathbb{P}(X=j) = \frac{6 \cdot 7}{2} \cdot \frac{1}{6} = \frac{7}{2} = 3,5$$

- Zweifacher Würfelwurf, X =Maximum der Augenzahlen ($\Omega = \{1, \dots, 6\}^2$, \mathbb{P} = Gleichverteilung)

$$\mathbb{P}(X=1) = \frac{1}{36}$$

$$\mathbb{P}(X=2) = p((1,2)) + p((2,1)) + p((2,2)) = \frac{3}{36}$$

Allgemein: $\mathbb{P}(X=j) = \frac{2j-1}{36}, j=1, \dots, 6$
 Es folgt

$$\mathbb{E}X = \sum_{j=1}^6 j \cdot \frac{2j-1}{36} \stackrel{?}{\approx} 4,47$$

Kapitel 6

Die hypergeometrische Verteilung und die Binomialverteilung

Urne mit Kugeln $\underbrace{1, 2, \dots, r}_{rot}, \underbrace{r+1, \dots, r+s}_{schwarz}$
 $r, s \in \mathbb{N}_0, r+s > 0$.

6.1 Definition

- n mal Ziehen ohne Zurücklegen
- $a_j :=$ Nummer der j -ten gezogenen Kugel
- $\Omega = Per_{n,\neq}^{r+s}$
- $\mathbb{P} =$ Gleichverteilung ("unabhängiges", "rein zufälliges" Ziehen)
- $A_j := \{(a_1, \dots, a_n) \in \Omega : a_j \leq r\} \hat{=} \{\text{j-te gezogene Kugel ist rot}\}$
- $X := \sum_{j=1}^n 1_{A_j} =$ Anzahl der gezogenen roten Kugeln

\mathbb{P}^X (die Verteilung von X) heißt **hypergeometrische Verteilung** mit Parametern r, s, n , kurz:

$$X \sim Hyp(n, r, s), n \leq r+s$$

$$\mathbb{P}^X = Hyp(n, r, s)$$

6.2 Satz

Es gilt

- (i) $\mathbb{E}X = n \cdot \frac{r}{r+s}$
- (ii) $\mathbb{P}(X = k) = \frac{\binom{r}{s} \binom{s}{n-k}}{\binom{r+s}{n}}, k = 0, \dots, r \wedge n$

Beweis. (i) Es gilt (Symmetrieargument!) $|A_j| = r \cdot (r+s-1)^{n-1}$

$$|\Omega| = (r+s)^n \Rightarrow \mathbb{P}(A_j) = \frac{|A_j|}{|\Omega|} = \frac{r}{r+s}$$

Aus 5.3 folgt $\mathbb{E}X = n \cdot \frac{r}{r+s}$

$$(ii) |\{X = k\}| \stackrel{!}{=} \binom{n}{k} r^k s^{n-k}$$

$$\Rightarrow \mathbb{P}(X = k) = \frac{\binom{n}{k} r^k s^{n-k}}{(r+s)^n} = \frac{\binom{r}{s} \binom{s}{n-k}}{\binom{r+s}{n}} \quad \square$$

6.3 Motivation

X Zufallsvariable, $\sum_{k=1}^r \mathbb{P}(X = x_k) = 1$

X_1, X_2, \dots, X_n "unabhängige" Wiederholungen von X (= Ergebnis eines zufälligen Versuchs)

$\bar{X} := \frac{1}{n}(X_1 + \dots + X_n)$ Zufallsvariable!

Mit $h_j := \text{card}\{i \in \{1, \dots, n\} : X_i = x_j\}$ gilt $\bar{X} \stackrel{!}{=} \frac{1}{n}(h_1 x_1 + h_2 x_2 + \dots + h_n x_n)$
empirisches Gesetz über Stabilität relativer Häufigkeiten

$$\xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(X = x_1)x_1 + \dots + \mathbb{P}(X = x_r)x_r \stackrel{!}{=} \mathbb{E}X$$

$$X \sim \text{Hyp}(n, r, s) = \mathbb{P}^X, n \leq r+s$$

$$\mathbb{P}(X = k) = \frac{\binom{r}{s} \binom{s}{n-k}}{\binom{r+s}{n}}, k = 0, \dots, n$$

Wegen $\binom{m}{l} := 0$ für $m < l$ gilt: $\mathbb{P}(X = k) = 0$ für $k < r$ und für $n - k > s$ ($k < n - s$)

6.4 Definition

Binomialverteilung:

- n maliges Ziehen aus einer Urne mit $r+s$ Kugeln mit Zurücklegen
- $\Omega = \text{Per}_n^{r+s} = \{(a_1, \dots, a_n) : 1 \leq a_i \leq r+s, i = 1, \dots, n\}$
- \mathbb{P} Gleichverteilung

$$X := \sum_{j=1}^n 1_{A_j}, A_j := \{(a_1, \dots, a_n) \in \Omega : a_j \leq r\}$$

\mathbb{P}^X heißt Binomialverteilung mit Parametern n und $p := \frac{r}{r+s}$. Man schreibt auch $\text{Bin}(n, p) := \mathbb{P}^X$.

6.5 Satz

Es gilt

$$1. \mathbb{E}X = np$$

$$2. \mathbb{P}(X = k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}, 0 \leq k \leq n$$

Beweis. 1. $|A_j| = r \cdot (r+s)^{n-1}$
 $|\Omega| = (r+s)^n \rightsquigarrow \mathbb{P}(A_j) = \frac{|A_j|}{|\Omega|} = \frac{r}{r+s} = p$
 Folgerung 5.3 $\rightsquigarrow \mathbb{E}X = np$.

$$2. \text{card}\{X = k\} = \binom{n}{k} r^k s^{n-k}$$

$$\rightsquigarrow \mathbb{P}(X = k) = \frac{\binom{n}{k} r^k s^{n-k}}{(r+s)^k (r+s)^{n-k}}$$

□

Bemerkung $\text{Bin}(n, p)$ ist für jedes $p \in [0, 1]$ definiert.

Kapitel 7

Mehrstufige Experimente

7.1 Beispiel

Urne mit einer roten und drei schwarzen Kugeln

1. Experiment Kugel ziehen, Farbe notieren, Kugel und eine weitere Kugel derselben Farbe zurücklegen

2. Experiment Erneut Kugel ziehen

Modell: $\Omega := \{0, 1\} \times \{0, 1\}$, $(0 \hat{=} s, 1 \hat{=} r)$

Konstruktion von \mathbb{P} $p(\omega) := \mathbb{P}(\{\omega\})$

$$\left. \begin{aligned} p(1, 1) &:= \frac{1}{4} \cdot \frac{2}{5} = \frac{2}{20} = \frac{1}{10} \\ p(1, 0) &:= \frac{1}{4} \cdot \frac{3}{5} = \frac{3}{20} \\ p(0, 1) &:= \frac{3}{4} \cdot \frac{1}{5} = \frac{3}{20} \\ p(0, 0) &:= \frac{3}{4} \cdot \frac{4}{5} = \frac{12}{20} \end{aligned} \right\} \text{1. Pfadregel}$$

$$\sum_{\omega \in \Omega} p(\omega) = 1.$$

Betrachte $B := \{(1, 1), (0, 1)\}$. Dann gilt

$$\mathbb{P}(B) = p(1, 1) + p(0, 1) = (2. \text{ Pfadregel})$$

$$= \frac{2}{20} + \frac{3}{20} = \frac{1}{4} \stackrel{!}{=} \mathbb{P}(\text{erste Kugel ist rot})$$

(TODO: Bild(Baumdiagramm))

7.2 Definition

Mehrstufige Experimente $\Omega = \Omega_1 \times \dots \times \Omega_n$ ($\Omega_j \hat{=}$ Grundraum für j -tes Telexperiment)

$\omega = (a_1, \dots, a_n) \in \Omega$

Problem: Definiere $p(\omega) = \mathbb{P}(\{\omega\})$

1. Startverteilung $p_1: \Omega_1 \rightarrow [0, 1]$ $\sum_{\omega \in \Omega_1} p_1(\omega) = 1$
2. Übergangswahrscheinlichkeiten $p_2(a_2|a_1) \geq 0$ $\sum_{a_2 \in \Omega_2} p_2(a_2|a_1) \stackrel{!}{=} 1$
 $(p_2(a_2|a_1) \hat{=} \text{Wahrscheinlichkeit, dass 2. Versuch das Ergebnis } a_2 \text{ liefert unter der Bedingung, dass 1. Versuch Ergebnis } a_1 \text{ geliefert hat.})$
 $p_3(a_3|a_1, a_2) \geq 0$ $\sum_{a_3 \in \Omega_3} p_3(a_3|a_1, a_2) = 1$
 \dots
 $p_n(a_n|a_1, \dots, a_{n-1}) \geq 0$ $\sum_{a_n \in \Omega_n} p_n(a_n|a_1, \dots, a_{n-1}) = 1$

Setze für $\omega = (a_1, \dots, a_n) \in \Omega$

$$p(\omega) := p_1(a_1) \cdot p_2(a_2|a_1) \cdot p_3(a_3|a_1, a_2) \cdot \dots \cdot p_n(a_n|a_1, \dots, a_{n-1}) \quad \text{1. Pfadregel}$$

Schließlich sei

$$\mathbb{P}(A) := \sum_{\omega \in A} p(\omega), \quad A \subset \Omega \quad \text{Produkt von Übergangswahrscheinlichkeiten}$$

7.3 Satz

(Ω, \mathbb{P}) ist diskreter Wahrscheinlichkeitsraum.

Beweis. zu zeigen: $\sum_{\omega \in \Omega} p(\omega) = 1$

Induktion (oder direkt)! Zum Beispiel gilt für $n = 2$

$$\begin{aligned} \sum_{\omega \in \Omega} p(\omega) &= \sum_{(a_1, a_2) \in \Omega_1 \times \Omega_2} p_1(a_1)p_2(a_2|a_1) = \sum_{a_1 \in \Omega_1} \sum_{a_2 \in \Omega_2} p_1(a_1)p_2(a_2|a_1) \\ &= \sum_{a_1 \in \Omega_1} p_1(a_1) \cdot 1 = 1. \end{aligned}$$

□

7.4 Beispiel

Unabhängige Experimente $(\Omega_j, \mathbb{P}_j), j = 1, \dots, n$, diskrete Wahrscheinlichkeitsräume, $p_i(a_i) = \mathbb{P}_i(\{a_i\})$

Idee: "Unabhängiges" Durchführen der zugehörigen Experimente

$$\Omega := \Omega_1 \times \dots \times \Omega_n, p(\omega) := p_1(a_1) \cdot \dots \cdot p_n(a_n), \omega = (a_1, \dots, a_n) \in \Omega$$

$$(p_2(a_2|a_1) = p_2(a_2), \dots, p_n(a_n|a_1, \dots, a_{n-1}) = p_n(a_n))$$

$$\mathbb{P}(A) = \sum_{\omega \in A} p(\omega)$$

Man nennt \mathbb{P} das **Produkt** von $\mathbb{P}_1, \dots, \mathbb{P}_n$ und schreibt

$$\mathbb{P} := \bigotimes_{i=1}^n \mathbb{P}_i.$$

z.B. kann $\Omega = \Omega_1 \times \Omega_2$, $\Omega_1 = \Omega_2 = \{1, \dots, 6\}$

$$p_1(a_1) = p_2(a_2) = \frac{1}{6}$$

Dann ist

$$p(a_1, a_2) = \frac{1}{6} \cdot \frac{1}{6} = \frac{1}{36}$$

und \mathbb{P} ist die Laplace-Verteilung auf Ω .

Kapitel 8

Bedingte Wahrscheinlichkeiten

(Ω, \mathbb{P}) diskreter Wahrscheinlichkeitsraum.

8.1 Definition

Sei $B \subset \Omega$ mit $\mathbb{P}(B) > 0$. Dann heißt

$$\mathbb{P}(A|B) := \frac{\mathbb{P}(A \cap B)}{\mathbb{P}(B)}$$

bedingte Wahrscheinlichkeit von $A \subset \Omega$ unter der Bedingung B .

Alternativ: $P_B(A) := \mathbb{P}(A|B)$

8.2 Satz

P_B ist ein Wahrscheinlichkeitsmaß auf Ω . Dabei ist $P_B(A) = 1$ falls $B \subset A$ und $P_B(A) = 0$ falls $A \cap B = \emptyset$. Es gilt:

$$p_B(\omega) := \begin{cases} \frac{p(\omega)}{\mathbb{P}(B)} & , \text{ falls } \omega \in B \\ 0 & , \text{ sonst} \end{cases} \quad \text{mit } p_B(\omega) := \mathbb{P}_B(\{\omega\})$$

Beweis ist klar! ($\sum_{\omega \in \Omega} p_B(\omega) = \frac{1}{\mathbb{P}(B)} \sum_{\omega \in B} p(\omega) = \frac{\mathbb{P}(B)}{\mathbb{P}(B)} = 1$.)

Motivation Für $A \subset B$

$$\frac{h_n(A)}{h_n(B)} = \frac{\frac{1}{n}h_n(A)}{\frac{1}{n}h_n(B)} \rightsquigarrow \frac{\mathbb{P}(A)}{\mathbb{P}(B)}.$$

8.3 Bemerkung (Zusammenhang zu Übergangswahrscheinlichkeiten)

$\Omega = \Omega_1 \times \Omega_2$, $p(\omega) = p_1(a_1)p_2(a_2|a_1)$, $\omega = (a_1, a_2)$

Für $a_1 \in \Omega_1$ sei

$$B := \{a_1\} \times \Omega_2.$$

Für $a_2 \in \Omega_2$ sei

$$A := \Omega_1 \times \{a_2\}.$$

Es gilt $A \cap B = \{(a_1, a_2)\}$,

$$\mathbb{P}(A \cap B) = \sum_{\omega \in A \cap B} p(\omega) = \sum_{(b_1, b_2) \in A \cap B} p_1(b_1)p_2(b_2|b_1) = p_1(a_1)p_2(a_2|a_1),$$

$$\mathbb{P}(B) = \sum_{b_2 \in \Omega_2} p(a_1|b_2) = \sum_{b_2 \in \Omega_2} p_1(a_1)p_2(b_2|a_1) = p_1(a_1)$$

Es folgt

$$\mathbb{P}(A|B) = \frac{\mathbb{P}(A \cap B)}{\mathbb{P}(B)} \stackrel{p_1(a_1) > 0}{=} p_2(a_2|a_1)$$

8.4 Satz (Multiplikationsformel)

Seien $A_1, \dots, A_n \subset \Omega$ mit $\mathbb{P}(A_1 \cap \dots \cap A_{n-1}) > 0$. Dann gilt

$$\mathbb{P}(A_1 \cap \dots \cap A_n) = \mathbb{P}(A_1)\mathbb{P}(A_2|A_1)\mathbb{P}(A_3|A_1 \cap A_2) \cdot \dots \cdot \mathbb{P}(A_n|A_1 \cap \dots \cap A_{n-1})$$

Beweis. Für $n = 2$:

$$\mathbb{P}(A_1 \cap A_2) = \mathbb{P}(A_1) \cdot \mathbb{P}(A_2|A_1)$$

Allgemein: Aufschreiben der Definitionen + kürzen

$$n = 3: \text{ rechte Seite: } \mathbb{P}(A_1) \cdot \frac{\mathbb{P}(A_1 \cap A_2)}{\mathbb{P}(A_1)} = \frac{\mathbb{P}(A_1 \cap A_2 \cap A_3)}{\mathbb{P}(A_1 \cap A_2)} = \mathbb{P}(A_1 \cap A_2 \cap A_3) \quad \square$$

8.5 Satz

Sei A_1, A_2, \dots Zerlegung von Ω ($\bigcup A_i = \Omega$, $A_i \cap A_j = \emptyset$, $i \neq j$).

Sei $B \subset \Omega$. Dann gilt

$$1. \quad \mathbb{P}(B) = \sum_{j=1}^{\infty} \mathbb{P}(A_j)\mathbb{P}(B|A_j) \quad \text{Formel der totalen Wahrscheinlichkeit}$$

2. ¹ Für $\mathbb{P}(B) > 0$, so gilt

$$\mathbb{P}(A_k|B) = \frac{\mathbb{P}(A_k)\mathbb{P}(B|A_k)}{\sum_{j=1}^{\infty} \mathbb{P}(A_j)\mathbb{P}(B|A_j)}, \quad k = 1, 2, \dots$$

¹Formel von Bayes

(Man vereinbart $\mathbb{P}(B|A_j)\mathbb{P}(A_j) := 0$, falls $\mathbb{P}(A_j) = 0$)

Beweis. 1. $B = B \cap \Omega = \bigcup_{j=1}^{\infty} \underbrace{B \cap A_j}_{\text{paarweise disjunkt}}$ Aus der σ -Additivität von \mathbb{P}

folgt

$$\mathbb{P}(B) = \sum_{j=1}^{\infty} \mathbb{P}(B \cap A_j) = \sum_{j=1}^{\infty} \mathbb{P}(B|A_j)\mathbb{P}(A_j)$$

2. rechte Seite der Behauptung: $\frac{\mathbb{P}(B \cap A_k)}{\mathbb{P}(B)} \stackrel{!}{=} \mathbb{P}(A_k|B)$

□

8.6 Beispiel

Eine Krankheit komme bei 4% der Bevölkerung vor². Ein Test spreche bei 90% der Kranken an und bei 20% der Gesunden!

Modell

- Ω : Menge der Personen in Deutschland
- $K \subset \Omega$: Menge der kranken Personen
- $A \subset \Omega$: Menge der (hypothetisch) positiv getesteten Personen
- \mathbb{P} = Gleichverteilung auf Ω

Dann

$\mathbb{P}(K|A)$ = Wahrscheinlichkeit, dass eine positiv getestete Person krank ist

$$\begin{aligned} &\stackrel{\text{Bayes}}{=} \frac{\mathbb{P}(K)\mathbb{P}(A|K)}{\mathbb{P}(K)\mathbb{P}(A|K) + \mathbb{P}(K^c)\mathbb{P}(A|K^c)} \quad (K = A_j, K^c = A_k) \\ &= \frac{0,04 \cdot 0,9}{0,04 \cdot 0,9 + 0,96 \cdot 0,2} = \frac{0,036}{0,036 + 0,192} = \frac{0,036}{0,228} = 0,158 \end{aligned}$$

8.7 Beispiel (Ziegenproblem)

Ausgelassen.

²Die Mediziner sprechen von "Prävalenz".

8.8 Beispiel (Simpson-Paradoxon)

Zulassung von Studenten in Berkeley (1973)

- Zulassungsrate Männer: 44%
- Zulassungsrate Frauen: 35%

Aber: Zulassungsraten der Männer in den einzelnen Fächern kleiner als die der Frauen

Erklärung

- $A \hat{=}$ Zulassung ³
- $B \hat{=}$ Frau ⁴
- $K_j \hat{=}$ Bewerbung für Fach j

Dann kann gelten

$$\mathbb{P}(A|B) < \mathbb{P}(A|B^c)$$

aber

$$\mathbb{P}(A|B \cap K_j) > \mathbb{P}(A|B^c \cap K_j), \quad j = 1, 2, \dots$$

Denn:

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(A|B) &= \frac{\mathbb{P}(A \cap B)}{\mathbb{P}(B)} = \sum_j \frac{\mathbb{P}(A \cap B \cap K_j)}{\mathbb{P}(B)} \frac{\mathbb{P}(B \cap K_j)}{\mathbb{P}(B \cap K_j)} \\ &= \sum_j \underbrace{\mathbb{P}(K_j|B)}_{\text{Bewerbungsrate der Frauen im } j\text{-ten Fach}} \underbrace{\mathbb{P}(A|B \cap K_j)}_{\text{siehe oben}} \end{aligned}$$

analog

$$\mathbb{P}(A|B^c) = \sum \mathbb{P}(K_j|B^c) \mathbb{P}(A|B^c \cap K_j)$$

Die absolute Erfolgsquote ist eine gewichtete Summe der relativen Erfolgsquoten.

³Ereignis, dass rein zufällig ausgewählter Bewerber erfolgreich ist mit seiner Bewerbung.

⁴Ereignis, dass zufällig ausgewählte weibliche Bewerberin erfolgreich ist.

Kapitel 9

Stochastische Unabhängigkeit

(Ω, \mathbb{P}) diskreter Wahrscheinlichkeitsraum.

9.1 Definition

$A_1, \dots, A_n \subset \Omega$ heißen **stochastisch unabhängig**, falls

$$\mathbb{P}\left(\bigcap_{j \in T} A_j\right) = \prod_{j \in T} \mathbb{P}(A_j), \quad T \subseteq \{1, \dots, n\}, |T| \geq 2.$$

$(2^n - n - 1 \text{ Gleichungen.})$

9.2 Bemerkung

1. A, B stochastisch unabhängig

$$\Leftrightarrow \mathbb{P}(A \cap B) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B)$$

$$\stackrel{\mathbb{P}(B) > 0}{\Leftrightarrow} \mathbb{P}(A|B) = \mathbb{P}(A) \text{ (Interpretation!)}^1$$

$$\Leftrightarrow \mathbb{P}(B|A) \stackrel{\mathbb{P}(B) > 0}{=} \mathbb{P}(B)$$

2. $\mathbb{P}(B) = 0 \rightsquigarrow A$ und B sind stochastisch unabhängig

$$\mathbb{P}(B) = 1 \rightsquigarrow A \text{ und } B \text{ sind stochastisch unabhängig}$$

3. A, B, C unabhängig \Leftrightarrow

$$\left. \begin{array}{l} \mathbb{P}(A \cap B) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B) \\ \mathbb{P}(A \cap C) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(C) \\ \mathbb{P}(B \cap C) = \mathbb{P}(B)\mathbb{P}(C) \end{array} \right\} \text{ paarweise stochastische Unabhängigkeit}$$

$$\mathbb{P}(A \cap B \cap C) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B)\mathbb{P}(C)$$

¹Wenn die Kenntnis des Eintretens von B keinerlei Rückschlüsse auf das Eintreten von A zulässt.

Wiederholung $A, B \subset \Omega$ stochastisch unabhängig

$$\Leftrightarrow \mathbb{P}(A \cap B) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B)$$

$$\Leftrightarrow \mathbb{P}(A|B) = \mathbb{P}(A) \Leftrightarrow \mathbb{P}(B|A) = \mathbb{P}(B)$$

A_1, \dots, A_n stochastisch unabhängig \Leftrightarrow

$$\mathbb{P}\left(\bigcap_{j \in T} A_j\right) = \prod_{j \in T} \mathbb{P}(A_j), \quad T \subset \{1, \dots, n\}, |T| \geq 2$$

9.3 Bemerkungen

(iv) A, B stochastisch unabhängig. Dann:

$$\mathbb{P}(A \cap B^c) = \mathbb{P}(A) - \mathbb{P}(A \cap B)$$

$$\stackrel{!}{=} \mathbb{P}(A) - \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B)$$

$$= \mathbb{P}(A)(1 - \mathbb{P}(B)) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B^c)$$

Also sind A und B^c (also auch A^c und B^c bzw. A^c und B) stochastisch unabhängig.

(v) Seien A_1, \dots, A_n unabhängig und $1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n$. Dann sind A_{i_1}, \dots, A_{i_k} stochastisch unabhängig.

(vi) Ist A von A unabhängig, so ist

$$\mathbb{P}(A) = \mathbb{P}(A)^2$$

d.h. $\mathbb{P}(A) \in \{0, 1\}$.

(vii) Man nennt $A_1, A_2, \dots \subset \Omega$ stochastisch unabhängig

$$\stackrel{d}{\Leftrightarrow} A_1, \dots, A_n \text{ stochastisch unabhängig für jedes } n \geq 2.$$

9.4 Beispiel (Produkträume)

Sei $(\Omega, \mathbb{P}) := (\bigotimes_{j=1}^n \Omega_j, \bigotimes_{j=1}^n \mathbb{P}_j)$, d.h.

$$\mathbb{P}(\{(a_1, \dots, a_n)\}) = p(\omega) \quad \omega = (a_1, \dots, a_n)$$

$$= p_1(a_1) \cdot \dots \cdot p_n(a_n) \quad (p_i(a_i) = \mathbb{P}_i(\{a_i\}))$$

Sei $B = B_1^* \times \dots \times B_n^*$, $B_i^* \in \Omega_i$. Dann $\mathbb{P}(B_1^* \times \dots \times B_n^*)$

$$= \sum_{(a_1, \dots, a_n) \in B_1^* \times \dots \times B_n^*} p_1(a_1) \cdot \dots \cdot p_n(a_n)$$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{a_1 \in B_1^*} \dots \sum_{a_n \in B_n^*} p_1(a_1) \cdot \dots \cdot p_n(a_n) \\
&= \prod_{j=1}^n \sum_{a \in B_j^*} p_j(a) = \prod_{j=1}^n \mathbb{P}_j(B_j^*) \quad (*)
\end{aligned}$$

Sei jetzt $A_j^* \subset \Omega_j, j = 1, \dots, n$.

Behauptung $A_j = \Omega_1 \times \dots \times \Omega_{j-1} \times A_j^* \times \Omega_{j+1} \times \dots \times \Omega_n, \quad j = 1, \dots, n$
stochastisch unabhängig.

Beweis. Sei $T \subset \{1, \dots, n\}$ mit $|T| \geq 2$.

Definiere

$$B_j^* := \begin{cases} A_j^*, & j \in T, \\ \Omega_j, & j \notin T. \end{cases}$$

Dann

$$\mathbb{P}\left(\bigcap_{j \in T} A_j\right) = \mathbb{P}(B_1^* \times \dots \times B_n^*)$$

2

$$\begin{aligned}
(*) \quad \prod_{j=1}^n \mathbb{P}_j(B_j^*) &= \prod_{j \in T} \mathbb{P}_j(A_j^*) \\
&\stackrel{(*)}{=} \prod_{j \in T} \mathbb{P}_j(A_j)
\end{aligned}$$

3

□

9.5 Satz

A_1, \dots, A_n stochastisch unabhängig \Leftrightarrow

$$\mathbb{P}\left(\bigcap_{j \in I} A_j \cap \bigcap_{j \in J} A_j^c\right) = \prod_{j \in I} \mathbb{P}(A_j) \prod_{j \in J} \mathbb{P}(A_j^c) \quad I, J \subset \{1, \dots, n\}, I \cap J = \emptyset$$

(Hierbei $\bigcap_{j \in \emptyset} B_j := \Omega, \prod_{j \in \emptyset} a_j := 1$)

Beweis. Induktion über Anzahl der Elemente von J (vergleiche auch Bemerkung 9.3 (iv)) □

² $(A_1 \times A_2) \cap (B_1 \times B_2) = (A_1 \cap B_1) \times (A_2 \cap B_2)$

³mit $B_i^* = \Omega_i$ bis auf ein i

Definition Für $A \subset \Omega$ sei $A^0 := A^c, A^1 := A$.

Für $B_1, \dots, B_k \subset \Omega$ sei

$$\sigma(B_1, \dots, B_k) := \{B \subset \Omega: \exists U \subset \{0, 1\}^k \text{ mit } B = \bigcup_{(\epsilon_1, \dots, \epsilon_k) \in U} B_1^{\epsilon_1} \cap \dots \cap B_k^{\epsilon_k}\}.$$

(Die von B_1, \dots, B_k erzeugte Algebra).

Beispiel 9.1. (TODO: Bild)

Bemerkung 9.1. Eine Menge der Form

$$B_1^{\epsilon_1} \cap \dots \cap B_k^{\epsilon_k} \text{ für } (\epsilon_1, \dots, \epsilon_k) \in \{0, 1\}^k$$

heißt Atom von $\sigma(B_1, \dots, B_k)$. Jede Menge in $\sigma(B_1, \dots, B_k)$ ist Vereinigung von Atomen. Insbesondere gilt

$$B_1, \dots, B_k \in \sigma(B_1, \dots, B_k), \emptyset \in \sigma(B_1, \dots, B_k), \Omega \in \sigma(B_1, \dots, B_k).$$

9.6 Satz (Blockungslemma)

Seien $A_1, \dots, A_k, A_{k+1}, \dots, A_n$ stochastisch unabhängig und $B \in \sigma(A_1, \dots, A_k), C \in \sigma(A_{k+1}, \dots, A_n)$. Dann sind B und C stochastisch unabhängig.

Beweis. Es gilt

$$\mathbb{P}(B \cap C) = \mathbb{P} \left(\underbrace{\left(\bigcup_{(\epsilon_1, \dots, \epsilon_k) \in U} A_1^{\epsilon_1} \cap \dots \cap A_k^{\epsilon_k} \right)}_B \cap \underbrace{\left(\bigcup_{(\epsilon_{k+1}, \dots, \epsilon_n) \in V} A_{k+1}^{\epsilon_{k+1}} \cap \dots \cap A_n^{\epsilon_n} \right)}_C \right)$$

disjunkte Vereinigung

$$\begin{aligned} &= \sum_U \mathbb{P} \left((A_1^{\epsilon_1} \cap \dots \cap A_k^{\epsilon_k}) \cap \bigcup_V (A_{k+1}^{\epsilon_{k+1}} \cap \dots \cap A_n^{\epsilon_n}) \right) \\ &= \sum_{U, V} \mathbb{P}(A_1^{\epsilon_1} \cap \dots \cap A_k^{\epsilon_k} \cap A_{k+1}^{\epsilon_{k+1}} \cap \dots \cap A_n^{\epsilon_n}) \\ &= \sum_{U, V} \left(\underbrace{\prod_{j=1}^k \mathbb{P}(A_j^{\epsilon_j})}_{\mathbb{P}(A_1^{\epsilon_1} \cap \dots \cap A_k^{\epsilon_k})} \underbrace{\prod_{j=k+1}^n \mathbb{P}(A_j^{\epsilon_j})}_{\mathbb{P}(A_{k+1}^{\epsilon_{k+1}} \cap \dots \cap A_n^{\epsilon_n})} \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{(\epsilon_1, \dots, \epsilon_k) \in U} \mathbb{P}(A_1^{\epsilon_1} \cap \dots \cap A_k^{\epsilon_k}) \sum_{(\epsilon_{k+1}, \dots, \epsilon_n) \in V} \mathbb{P}(A_{k+1}^{\epsilon_{k+1}} \cap \dots \cap A_n^{\epsilon_n}) \\
&\stackrel{!}{=} \mathbb{P}(B)\mathbb{P}(C)
\end{aligned}$$

□

9.7 Satz

$A_1, \dots, A_n \subset \Omega$ stochastisch unabhängig. Ferner gelte $\mathbb{P}(A_i) = p$, $i = 1, \dots, n$. Dann ist

$$X := \sum_{j=1}^n 1_{A_j}$$

$\text{Bin}(n, p)$ -verteilt.

Beweis. Es gilt

$$\{X = k\} = \bigcup_{T \subseteq \{1, \dots, n\}, |T|=k} \left(\bigcap_{j \in T} A_j \cap \bigcap_{j \notin T} A_j^c \right)$$

disjunkte Vereinigung, also

$$\mathbb{P}(X = k) = \mathbb{P}(\{X = k\}) = \sum_{T \subseteq \{1, \dots, n\}, |T|=k} \mathbb{P}\left(\bigcap_{j \in T} A_j \cap \bigcap_{j \notin T} A_j^c\right)$$

$$\stackrel{\text{Voraussetzung}}{=} \sum_{T \subseteq \{1, \dots, n\}, |T|=k} p^k (1-p)^{n-k} = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$$

□

9.8 Beispiel (Bernoulli-Kette der Länge n)

$$(\Omega, \mathbb{P}) := \bigotimes_{j=1}^n (\Omega_j, \mathbb{P}_j)$$

$$\Omega_1 = \dots = \Omega_n = \{0, 1\}$$

$$\mathbb{P}_j(\{1\}) = 1 - \mathbb{P}_j(\{0\}) = p, \quad j = 1, \dots, n$$

Die Ereignisse

$$A_j := \{(a_1, \dots, a_n) \in \Omega : a_j = 1\}, \quad j = 1, \dots, n$$

sind stochastisch unabhängig.

Ferner $\mathbb{P}(A_j) = p$.

Kapitel 10

Gemeinsame Verteilung

(Ω, \mathbb{P}) diskreter Wahrscheinlichkeitsraum (mit Träger Ω_0).

10.1 Definition

Seien $X_j: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ ($j = 1, \dots, k$) Zufallsvariablen. Definiere $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^k$ vermöge $X(\omega) = (X_1(\omega), \dots, X_k(\omega))$, $\omega \in \Omega$. Dann heißt X **k -dimensionaler Zufallsvektor**.

Für $B \subset \mathbb{R}^k$ sei $X^{-1}(B) \equiv \{X \in B\} := \{\omega \in \Omega: X(\omega) \in B\}$. Die Abbildung

$$\mathbb{P}^X: \mathcal{P}(\mathbb{R}) \rightarrow [0, 1]$$

definiert durch

$$\mathbb{P}^X(B) := \mathbb{P}(\{X \in B\}) (= \mathbb{P}(X \in B))$$

heißt Verteilung von X oder auch gemeinsame Verteilung von X_1, \dots, X_k .

Die Verteilung von X_j heißt **j -te Marginalverteilung (von X_j)**.

Wiederholung (Ω, \mathbb{P}) Wahrscheinlichkeitsraum

$\Omega_0 := \{\omega \in \Omega: \mathbb{P}(\{\omega\}) > 0\}$ diskret

$X = (X_1, \dots, X_k): \Omega \rightarrow \mathbb{R}^k$

Verteilung: \mathbb{P}^X

$$\mathbb{P}^X(A) := \mathbb{P}(X \in A) \equiv \mathbb{P}(\{\omega: X(\omega) \in A\}), \quad A \subset \mathbb{R}^k$$

Bemerkung Die gemeinsame Verteilung legt Randverteilungen fest. ($k = 2$)

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}(X_1 = x_1) \quad (= \mathbb{P}^{X_1}(\{x_1\})) \\ &= \mathbb{P} \left(\{X_1 = x_1\} \cap \bigcup_{x_2 \in X_2(\Omega_0)} \{X_2 = x_2\} \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \stackrel{\sigma\text{-Additivität}}{=} \sum_{x_2 \in X_2(\Omega_0)} \underbrace{\mathbb{P}(\{X_1 = x_1\} \cap \{X_2 = x_2\})}_{\mathbb{P}(X_1=x_1, X_2=x_2)} \\
& = \sum_{x_2 \in X_2(\Omega_0)} \mathbb{P}^{(X_1, X_2)}(\{(x_1, x_2)\})
\end{aligned}$$

10.2 Beispiel

$$\Omega := \{1, \dots, 6\}^2$$

\mathbb{P} = Gleichverteilung (2-maliger Würfelwurf)

$$X_1((k, l)) := \min(k, l), X_2((k, l)) := \max(k, l)$$

(TODO: Tabelle)

$$\mathbb{P}(X_1 = i, X_2 = j), \quad i, j = 1, \dots, 6$$

Es gilt

$$\mathbb{P}(X_1 = i) = \mathbb{P}(X_2 = 7 - i), \quad i = 1, \dots, 6$$

$$\rightsquigarrow \mathbb{P}^{X_1} = \mathbb{P}^{7-X_2} \quad (X_1 \neq 7 - X_2)$$

$$X_1 \stackrel{d}{=} 7 - X_2 \quad \text{Verteilungsgleichheit}$$

10.3 Beispiel

$$\mathbb{P}(X_1 = i, X_2 = j)$$

($c \in [0, \frac{1}{2}]$ fest)

i \ j	1	2	
1	c	$\frac{1}{2} - c$	$\frac{1}{2}$
2	$\frac{1}{2} - c$	c	$\frac{1}{2}$
	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	

$$\mathbb{P}(X_1 = 1) = \mathbb{P}(X_1 = 1, X_2 = 1) + \mathbb{P}(X_1 = 1, X_2 = 2)$$

$$\rightsquigarrow \mathbb{P}^{X_1} = \mathbb{P}^{X_2} \hat{=} \text{fairer Münzwurf!}$$

Also legen die Randverteilungen $\mathbb{P}^{X_1}, \mathbb{P}^{X_2}$ die gemeinsame Verteilung $\mathbb{P}^{(X_1, X_2)}$ nicht fest.

10.4 Definition

$X_1, \dots, X_k: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ heißen **stochastisch unabhängig**

$$\Leftrightarrow \{X_1 \in B_1\}, \dots, \{X_k \in B_k\} \text{ stochastisch unabhängig } \forall B_1, \dots, B_k \subset \mathbb{R}$$

10.5 Satz

Die folgenden Aussagen sind äquivalent:

1. X_1, \dots, X_k sind stochastisch unabhängig
2. $\mathbb{P}(X_1 \in B_1, \dots, X_k \in B_k) = \prod_{i=1}^k \mathbb{P}(X_i \in B_i) \quad B_1, \dots, B_k \subset \mathbb{R}$
3. $\mathbb{P}(X_1 = x_1, \dots, X_k = x_k) = \prod_{i=1}^k \mathbb{P}(X_i = x_i) \quad x_1, \dots, x_k \in \mathbb{R}$

Beweis. (1) \Rightarrow (2) Klar nach Definition.

(2) \Rightarrow (1): Wähle in der Definition $B_j = \mathbb{R}$ für $j \notin T(\{X_j \in B_j\} = \Omega)$

(2) \Rightarrow (3): Setze $B_i = \{x_i\}$

(3) \Rightarrow (2): Für $B_1, \dots, B_k \subset \mathbb{R}$ gilt

$$\begin{aligned}
 \mathbb{P}(X_1 \in B_1, \dots, X_k \in B_k) &= \mathbb{P}^{(X_1, \dots, X_k)}(B_1 \times \dots \times B_k) \quad (B_i \subset \underbrace{X_i(\Omega_0)}_{\text{diskret}}) \\
 &= \sum_{x_1 \in B_1, \dots, x_k \in B_k} \mathbb{P}(X_1 = x_1, \dots, X_k = x_k) \\
 &\stackrel{(3)}{=} \sum \mathbb{P}(X_1 = x_1) \dots \mathbb{P}(X_k = x_k) \\
 &= \mathbb{P}(X_1 \in B_1) \cdot \dots \cdot \mathbb{P}(X_k \in B_k)
 \end{aligned}$$

1

□

Bemerkung Im Falle stochastischer Unabhängigkeit legen die Randverteilungen die gemeinsame Verteilung fest.

10.6 Satz (Blockungslemma)

Es seien X_1, \dots, X_k stochastisch unabhängige, eindimensionale Zufallsvariablen und $1 \leq l \leq k-1$, $g: \mathbb{R}^l \rightarrow \mathbb{R}$, $h: \mathbb{R}^{k-l} \rightarrow \mathbb{R}$. Dann sind $g(X_1, \dots, X_l)$ und $h(X_{l+1}, \dots, X_k)$ stochastisch unabhängig.

Beweis. Übung!

□

¹ $\sum_{i,j} a_i b_j = (\sum a_i)(\sum b_j)$ "Fubini"

10.7 Satz (allgemeine Transformations-Formel)

Seien $Z: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^k$ Zufallsvektor, $g: \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}$. Setze

$$M := \{z \in \mathbb{R}^k: \mathbb{P}(Z = z) > 0\}.$$

Dann ist $g(Z)$ integrierbar² genau dann, wenn

$$\sum_{z \in M} |g(z)| \cdot \mathbb{P}(Z = z) < \infty$$

In diesem Fall ist der Erwartungswert

$$\mathbb{E}g(Z) = \sum_{z \in M} g(z) \cdot \mathbb{P}(Z = z)$$

Beweis. vgl. eindimensionalen Spezialfall. □

10.8 Satz

Seien $X, Y: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ stochastisch unabhängig. Sind X, Y integrierbar, so ist auch $X \cdot Y$ integrierbar und $\mathbb{E}(X \cdot Y) = (\mathbb{E}X) \cdot (\mathbb{E}Y)$.

Beweis. Setze $M := \{(x, y) \in \mathbb{R}^2: \mathbb{P}(X = x, Y = y) > 0\} = \{(x, y): \mathbb{P}(X = x) > 0, \mathbb{P}(Y = y) > 0\}$. Dann

$$\begin{aligned} \mathbb{E}|X \cdot Y| &= \sum_{\omega \in \Omega_0} |X(\omega)| |Y(\omega)| \mathbb{P}(\{\omega\}) \\ &\stackrel{!}{=} \sum_{(x,y) \in M} |x| |y| \underbrace{\mathbb{P}(X = x, Y = y)}_{\mathbb{P}(X=x) \cdot \mathbb{P}(Y=y)} \\ &= \underbrace{\left(\sum_{x: \mathbb{P}(X=x)>0} |x| \mathbb{P}(X = x) \right)}_{<\infty} \cdot \underbrace{\left(\sum_{y: \mathbb{P}(Y=y)>0} |y| \mathbb{P}(Y = y) \right)}_{<\infty} \end{aligned}$$

Dieselbe Rechnung "ohne Betragsstriche" liefert die behauptete Formel. □

10.9 Satz (Faltungsformel)

Sind X, Y unabhängige reelle Zufallsvariablen, so gilt

$$\mathbb{P}(X + Y = z) = \sum_{x \in X(\Omega_0)} \mathbb{P}(X = x) \mathbb{P}(Y = z - x), \quad z \in \mathbb{R}$$

²d.h. der Erwartungswert existiert.

Beweis. Ohne Unabhängigkeit gilt

$$\mathbb{P}(X + Y = z) \stackrel{!}{=} \sum_{X \in X(\Omega_0)} \mathbb{P}(X = x, Y = z - x)$$

□

10.10 Satz (Additionsgesetz für Binomialverteilungen)

Seien $X \sim \text{Bin}(m, p), Y \sim \text{Bin}(n, p)$ stochastisch unabhängig.

Dann ist $X + Y \sim \text{Bin}(m + n, p) \quad \forall m, n \geq 1, p \in [0, 1]$

Beweis. Es seien $A_1, \dots, A_m, A_{m+1}, \dots, A_{m+n}$ unabhängige Ereignisse mit $\mathbb{P}(A_i) = p$. Dann sind

$$X' := \sum_{i=1}^m 1_{A_i}, \quad Y' := \sum_{i=m+1}^{m+n} 1_{A_i}$$

$\text{Bin}(m, p)$ bzw. $\text{Bin}(n, p)$ Binomialverteilt. (Bernoulli-Kette)

Nach Blockungslemma sind X', Y' stochastisch unabhängig! Außerdem

$$X' + Y' = \sum_{i=1}^{m+n} 1_{A_i} \sim \text{Bin}(m + n, p)$$

Aber aus $(X', Y') \stackrel{d}{=} (X, Y)$ folgt

$$X' + Y' \stackrel{d}{=} X + Y, \text{ d.h. } X + Y \sim \text{Bin}(m + n, p)$$

$$\mathbb{P}^{X'+Y'} = \mathbb{P}^{X+Y}$$

□

Kapitel 11

Varianz, Kovarianz, Korrelation

(Ω, \mathbb{P}) diskreter Wahrscheinlichkeitsraum.

11.1 Definition

Falls X Zufallsvariable und $\mathbb{E}X^2 < \infty$, so heißt

$$V(X) \equiv \text{Var}(X) := \mathbb{E}(X - \mathbb{E}X)^2$$

Varianz von X .

11.2 Bemerkungen

1. Wegen

$$\begin{aligned} |X| &\leq 1 + X^2 \\ (X - a)^2 &\leq X^2 + 2|a||X| + a^2 \end{aligned}$$

ist $V(X)$ wohldefiniert.

2. Gilt $\sum_{i=1}^{\infty} \mathbb{P}(X = x_i) = 1$, so ist

$$V(X) = \sum (x_i - \mathbb{E}X)^2 \mathbb{P}(X = x_i) \quad (\text{Transformationsformel})$$

3. Es gilt

$$\begin{aligned} V(X) &= \mathbb{E}(X^2 - 2 \underbrace{(\mathbb{E}X)}_{\mu} X + \underbrace{(\mathbb{E}X)^2}_{\mu^2}) \\ &= \mathbb{E}X^2 - 2\mu\mathbb{E}X + \mu^2 \quad (\text{Linearität des Erwartungswertes}) \\ &= \mathbb{E}X^2 - \mu^2 = \mathbb{E}X^2 - (\mathbb{E}X)^2 \end{aligned}$$

4. Varianz kann als Trägheitsmoment interpretiert werden.

11.3 Satz

Sei $\mathbb{E}X^2 < \infty$.

1. $V(X) = \mathbb{E}(X - c)^2 - (\mathbb{E}X - c)^2$, $c \in \mathbb{R}$ (Steiner-Formel)
2. $V(X) = \min_c \mathbb{E}(X - c)^2$
3. $V(aX + b) = a^2 V(X)$
4. $V(X) = 0 \Leftrightarrow \exists a \in \mathbb{R}: \mathbb{P}(X = a) = 1$.

Beweis. (1) $V(X) =$

$$\begin{aligned} &= \mathbb{E}(\underbrace{X - c}_{\text{1}} + \underbrace{c - \mathbb{E}X}_{\text{2}})^2 \\ &= \mathbb{E}(X - c)^2 + 2 \underbrace{\mathbb{E}(X - c)(c - \mathbb{E}X)}_{\text{1}} + (c - \mathbb{E}X)^2 \end{aligned}$$

1

$$= \mathbb{E}(X - c)^2 - 2\mathbb{E}(c - \mathbb{E}X)^2 + (c - \mathbb{E}X)^2$$

$$(2) (1) \rightsquigarrow \mathbb{E}(X - c)^2 = V(X) + (\mathbb{E}X - c)^2$$

$$(3) \mathbb{E}(aX + b - \mathbb{E}(aX + b))^2$$

$$= \mathbb{E}(aX + b - a\mathbb{E}X - b)^2$$

$$= a^2 \mathbb{E}(X - \mathbb{E}X)^2$$

(4) Bemerkung 11.2.(2) \rightsquigarrow

$$V(X) = 0 \Leftrightarrow (x_i - \mathbb{E}X)^2 \mathbb{P}(X = x_i) = 0$$

$$\Leftrightarrow \forall i \text{ mit } \mathbb{P}(X = x_i) > 0 \text{ gilt } x_i = \mathbb{E}X$$

$$\Leftrightarrow \text{Es gibt nur ein } i_0 \text{ mit } \mathbb{P}(X = x_{i_0}) > 0$$

$$\text{Dann ist } \mathbb{P}(X = x_{i_0}) = 1, \text{ und } x_{i_0} = \mathbb{E}X.$$

□

11.4 Beispiel

1. $X = 1_A$, $A \subset \Omega$.

$$\text{Var} X = \mathbb{E}1_A^2 - (\mathbb{E}1_A)^2 = \mathbb{E}1_A - (\mathbb{E}1_A)^2$$

$$= \mathbb{P}(A) - \mathbb{P}(A)^2 = \mathbb{P}(A)(1 - \mathbb{P}(A))$$

¹ $\mathbb{E}c = c$

$$2. \quad X = \sum_{i=1}^n 1_{A_i}, \quad A_i \subset \Omega_i, i = 1, \dots, n$$

$$\begin{aligned} V(X) &= \mathbb{E} \left(\sum_{i=1}^n 1_{A_i} \right) \cdot \left(\sum_{j=1}^n 1_{A_j} \right) - (\mathbb{E} \sum_{i=1}^n 1_{A_i})^2 \\ &= \sum_{i=1}^n \mathbb{P}(A_i) + \sum_{i \neq j} \mathbb{P}(A_i \cap A_j) - \left(\sum_{i=1}^n \mathbb{P}(A_i) \right)^2 \end{aligned}$$

Es gelte etwa (für ein $c \geq -r, r, s \in \mathbb{N}$)

$$\mathbb{P}(A_i) = \frac{r}{r+s} =: p$$

$$\mathbb{P}(A_i \cap A_j) = \frac{r}{r+s} \frac{r+c}{r+s+c}, \quad i \neq j$$

($c = -1$: Ziehen ohne Zurücklegen, $c = 0 \hat{=}$ Ziehen mit Zurücklegen, $c > 0$: Polyasches Urnenschema). Dann

$$V \left(\sum_{i=1}^n X_i \right) = np(1-p) \cdot \left(1 + \frac{(n-1) \cdot c}{r+s+c} \right)$$

$$(3) \quad X \sim \text{Bin}(n, p) : V(x) = np(1-p) \quad (c = 0)$$

$$(4) \quad X \sim \text{Hyp}(n, r, s) : V(X) = np(1-p) \left(1 - \frac{(n-1)}{r+s-1} \right) \quad (c = -1)$$

11.5 Definition

X heißt standardisiert, wenn $\mathbb{E}X = 0$ und $V(X) = 1$. Ist X eine beliebige Zufallsvariable ($\mathbb{E}X^2 < \infty$), so heißt (falls $V(X) > 0$)

$$X^* = \frac{X - \mathbb{E}X}{\sqrt{V(X)}}$$

Standardisierung von X . (Es gilt $\mathbb{E}X^* = 0, V(X^*) = 1$)

Bemerkung $X \sim \text{Bin}(n, p), \quad X^* = \frac{X - np}{\sqrt{np(1-p)}}$

11.6 Satz (Tschebyschow-Ungleichung)

Für jede Zufallsvariable X mit $\mathbb{E}X^2 < \infty$ gilt

$$\mathbb{P}(|X - \mathbb{E}X| \geq c) \leq \frac{V(X)}{c^2}, \quad c > 0.$$

Beweis. Es sei (für gegebenes $c > 0$)

$$g(t) = \begin{cases} 1, & \text{falls } |t - \mathbb{E}X| \geq c \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}, \quad t \in \mathbb{R}$$

Ferner sei

$$h(t) = \frac{(t - \mathbb{E}X)^2}{c^2}$$

(TODO: Bild)

Wegen $g \leq h$ ist $g(X) \leq h(X)$, also

$$\underbrace{\mathbb{E}g(X)}_{=\mathbb{P}(|X-\mathbb{E}X|\geq c)} \leq \underbrace{\mathbb{E}h(X)}_{=\mathbb{E}\frac{(X-\mathbb{E}X)^2}{c^2}}_{=\frac{1}{c^2}V(X)}$$

□

11.7 Definition

Es gelte $\mathbb{E}X^2 < \infty, \mathbb{E}Y^2 < \infty$. Die Zahl

$$(Cov(X, Y) =) C(X, Y) := \mathbb{E}(X - \mathbb{E}X)(Y - \mathbb{E}Y)$$

heißt **Kovarianz zwischen X und Y** . Gilt $C(X, Y) = 0$, so heißen X und Y **unkorreliert**. Gilt $V(X) > 0, V(Y) > 0$, so heißt

$$\rho(X, Y) := \frac{C(X, Y)}{\sqrt{V(X)}\sqrt{V(Y)}}$$

Korrelationskoeffizient zwischen X und Y . (Wegen $|a \cdot b| \leq \frac{1}{2}(a^2 + b^2)$ ist $(X - \mathbb{E}X)(Y - \mathbb{E}Y) \in L^1(\mathbb{P})$).

11.8 Satz

1. $C(X, Y) = \mathbb{E}XY - (\mathbb{E}X\mathbb{E}Y)$
2. $C(X, Y) = C(Y, X), \quad C(X, X) = V(X)$
3. $C(aX + b, cY + d) = a \cdot c \cdot C(X, Y)$
4. X, Y unabhängig $\Rightarrow C(X, Y) = 0$
5. $V(X + Y) = V(X) + V(Y) + 2C(X, Y)$

² $L^1(\mathbb{P}) \rightsquigarrow$ integrierbar

6. $V(\sum_{j=1}^n X_j) = \sum V(X_j) + \sum_{i \neq j} C(X_i, X_j)$
7. $C(1_A, 1_B) = \mathbb{P}(A \cap B) - \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B)$
8. $C(\sum_{i=1}^n X_i, \sum_{j=1}^m Y_j) = \sum_{i,j} C(X_i, Y_j)$
9. $\rho(aX + b, cY + d) = \text{sgn}(a \cdot c) \rho(X, Y)$

Beweis. a), b), c) stimmt.

d) Satz 10.8.

$$C(X, Y) = \mathbb{E}X \cdot Y - \mathbb{E}X \mathbb{E}Y = 0.$$

e) folgt aus f, f folgt aus h

h) linke Seite

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}(\sum_i X_i - \sum_i \mathbb{E}X_i, \sum_j X_j - \sum_j \mathbb{E}X_j) \\ &= \mathbb{E}(\sum_i (X_i - \mathbb{E}X_i))(\sum_j (X_j - \mathbb{E}X_j)) \\ &= \sum_{i,j} \mathbb{E}(X_i - \mathbb{E}X_i) \cdot (X_j - \mathbb{E}X_j) \end{aligned}$$

i) für $a, b \in \mathbb{R}, c, d \in \mathbb{R}$

$$\begin{aligned} & \rho(aX + b, cY + d) \\ & \stackrel{\text{Def}}{=} \frac{\text{cov}(aX + b, cY + d)}{\sqrt{\text{Var}(aX + b) \cdot \text{Var}(cY + d)}} \\ & \stackrel{11.8.c}{=} \frac{ac \text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{a^2 c^2} \sqrt{\text{Var}(X) \cdot \text{Var}(Y)}} \\ &= \text{sgn}(ac) \cdot \rho(X, Y) \end{aligned}$$

□

11.9 Folgerung

Sind X_1, \dots, X_n unabhängig, so folgt

$$V(\sum_{i=1}^n X_i) = \sum_{i=1}^n V(X_i) \quad (\text{aus iv+vi(d+f)})$$

11.10 Beispiel

Für $X \sim \text{Bin}(n, p)$ gilt (nach Satz 9.6)

$$X \stackrel{d}{=} X_1 + \dots + X_n$$

mit X_1, \dots, X_n unabhängig und identisch verteilt mit

$$\mathbb{P}(X_i = 1) = 1 - \mathbb{P}(X_i = 0) = p \quad \text{für } i = 1, \dots, n$$

Also ist nach 11.9 und 11.4.i

$$\begin{aligned} V(X) &= \sum_{i=1}^n V(X_i) \\ &= n \cdot V(X_1) = np(1-p) \end{aligned}$$

in Übereinstimmung mit 11.4.iii (siehe auch Übung). Das folgende Resultat ist analog zu 1.6:

11.11 Satz

Gilt $\mathbb{E}X^2 < \infty, \mathbb{E}Y^2 < \infty$ und $V(X)V(Y) > 0$, so folgt

$$\min_{a,b} \mathbb{E}(Y - a - bX)^2 = V(Y)(1 - \rho^2(X, Y))$$

Die Minimalstelle (a^*, b^*) ist gegeben durch

$$b^* = \frac{C(X, Y)}{V(X)}, \quad a^* = \mathbb{E}Y - b^*\mathbb{E}X$$

Beweis. $\left(\text{allg. } \inf_{x,y} f(x, y) = \inf_x \inf_y f(x, y) = \inf_y \inf_x f(x, y) \right)$

Es seien $a, b \in \mathbb{R}$ und $Z := Y - bX$. Dann ist

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(Y - bX - a)^2 &= \mathbb{E}(Z - a)^2 \\ &\stackrel{11.3.i, \text{Steiner}}{=} V(Z) + \underbrace{(\mathbb{E}Z - a)^2}_{\geq 0} \end{aligned}$$

Also ist $a^* = \mathbb{E}Z = \mathbb{E}Y - b^*\mathbb{E}X$.

Es verbleibt die Aufgabe

$$\min_b \underbrace{\mathbb{E}(Y - \mathbb{E}Y - b(X - \mathbb{E}X))^2}_{=: f(b)}$$

$$f(b) = \text{Var}(Y) - 2bC(X, Y) + b^2\text{Var}(X)$$

$$\begin{aligned}
&= \underbrace{{}^3V(X) \left(b - \frac{C(X,Y)}{V(X)} \right)^2}_{\geq 0} + V(Y) - \frac{C(X,Y)^2}{V(X)} \\
&\Rightarrow b^* = \frac{C(X,Y)}{V(X)}
\end{aligned}$$

□

11.12 Folgerung

1. $C(X,Y)^2 \leq V(X) \cdot V(Y)$ (Cauchy-Schwarz-Ungleichung)

2. $|\rho(X,Y)| \leq 1$

3. $|\rho(X,Y)| = 1$

$$\Leftrightarrow \exists a, b \in \mathbb{R}: \mathbb{E}(Y - a - bX)^2 = 0$$

$$\Leftrightarrow \exists a, b \in \mathbb{R}: \mathbb{P}(Y - a - bX = 0) = 1$$

$$(\Leftrightarrow Y = a + bX \quad \mathbb{P}\text{-fast sicher})$$

insbesondere $\rho(X,Y) = 1 \Rightarrow b > 0$

$$(b^* = \frac{C(X,Y)}{V(X)}) = \rho(X,Y) \cdot \underbrace{\sqrt{\frac{V(Y)}{V(X)}}}_{>0}$$

und $\rho(X,Y) = -1 \Rightarrow b < 0$.

11.13 Bemerkung

Falls $\mathbb{P}(X = x_j, Y = y_j) = \frac{1}{n} \quad (1 \leq j \leq n)$ so

$$\mathbb{E}(Y - a - bX)^2 = \sum_{j=1}^n \frac{1}{n} \cdot (y_j - a - bx_j)^2$$

\rightsquigarrow Methode der kleinsten Quadrate \rightsquigarrow Kapitel 1 (empirischer Korrelationskoeffizient)

³quadratische Ergänzung

Kapitel 12

Wichtige diskrete Verteilungen

1. Binomialverteilung $Bin(n, p) \rightsquigarrow$ Kapitel 6, 9.6
2. Hypergeometrische Verteilung $Hyp(n, r, s) \rightsquigarrow$ Kapitel 6
3. Poisson-Verteilung $Po(\lambda)$
4. Geometrische Verteilung $G(p)$
5. Negative Binomialverteilung $Nb(r, p)$
6. Multinomialverteilung $Mult(n, p_1, \dots, p_s)$

12.1 Satz (Gesetz seltener Ereignisse)

Sei $(p_n)_{n \geq 1}, 0 \leq p_n \leq 1$ eine Folge mit

$$np_n \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \lambda \quad (0 < \lambda < \infty)$$

Dann gilt

$$\underbrace{\binom{n}{k} p_n^k (1 - p_n)^{n-k}}_{= \mathbb{P}(X_n = k) \text{ für } X_n \sim Bin(n, p_n)} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!}$$

Beweis. linke Seite:

$$\begin{aligned} & \frac{n!}{k!(n-k)!} \frac{1}{n^k} \cdot (n \cdot p_n)^k \left(1 - \frac{n \cdot p_n}{n}\right)^{n-k} \\ & \frac{1}{k!} \underbrace{\frac{n^k}{n^k}}_{\rightarrow 1} \underbrace{(n \cdot p_n)^k}_{\rightarrow \lambda^k} \underbrace{\left(1 - \frac{n \cdot p_n}{n}\right)^{n-k}}_{\rightarrow e^{-\lambda}} \\ & \frac{n^k}{n^k} = \frac{n}{n} \cdot \frac{(n-1)}{n} \cdot \frac{(n-2)}{n} \cdot \dots \cdot \frac{(n-k+1)}{n} \end{aligned}$$

und allgemein für $a_n \rightarrow 1$ gilt

$$\left(1 + \frac{a_n}{n}\right)^n \rightarrow e^a$$

□

12.2 Definition

$$X \sim Po(\lambda) \Leftrightarrow \mathbb{P}(X = k) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!}, \quad k \in \mathbb{N}_0$$

(Poisson-Verteilung mit Parameter $\lambda, \lambda \in (0, \infty)$) Also, falls $n \cdot p_n \rightarrow \lambda$,

$$Bin(n, p_n) \rightarrow Po(\lambda) \text{ im Sinne von 12.1}$$

12.3 Satz

1. $X \sim Po(\lambda) \Rightarrow \mathbb{E}X = V(X) = \lambda$
2. X, Y unabhängig, $X \sim Po(\lambda), Y \sim Po(\mu)$
 $\Rightarrow X + Y \sim Po(\lambda + \mu)$ (Additivgesetz)

Beweis. 1.

$$\mathbb{E}X = \sum_{k=1}^{\infty} k \cdot e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!} = e^{-\lambda} \cdot \lambda \underbrace{\sum_{k=1}^{\infty} \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!}}_{= \sum_{j=0}^{\infty} \frac{\lambda^j}{j!} = e^{\lambda}} = \lambda$$

$$\mathbb{E}(X(X-1)) = \sum_{k=2}^{\infty} k(k-1) e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!} = e^{-\lambda} \lambda^2 e^{\lambda} = \lambda^2$$

$$\begin{aligned} Var(X) &= \mathbb{E}X^2 - (\mathbb{E}X)^2 \\ &= \mathbb{E}(X(X-1)) + \mathbb{E}X - \mathbb{E}X^2 \\ &= \lambda^2 + \lambda - \lambda^2 = \lambda \end{aligned}$$

2. Faltungsformel (Übung!)

□

12.4 Definition und Satz

Sei $0 < p < 1$.

$$X \sim G(p) : \Leftrightarrow \mathbb{P}(X = k) = (1 - p)^k \cdot p, \quad k \in \mathbb{N}_0$$

(geometrische Verteilung mit Parameter p)

Es gilt

$$1. \mathbb{E}X = \frac{1}{p} - 1$$

$$2. V(X) = \frac{1-p}{p^2}$$

X modelliert Anzahl der Nieten vor dem ersten Treffer in einer unendlichen Bernoulli-Kette mit Trefferwahrscheinlichkeit p .

Beweis.

$$\begin{aligned} \sum_{k=0}^{\infty} X^k &\equiv \frac{1}{1-x} \text{ auf } (-1, 1) \\ \Rightarrow \sum_{k=1}^{\infty} k \cdot x^{k-1} &= \frac{1}{(1-x)^2} \text{ für } |x| < 1 \\ \Rightarrow \sum_{k=2}^{\infty} k(k-1)x^{k-2} &= \frac{2}{(1-x)^3} \\ \mathbb{E}X &= \sum_{k=1}^{\infty} k(1-p)^k \cdot p = p(1-p) \sum_{k=1}^{\infty} k(1-p)^{k-1} \\ &= p(1-p) \frac{1}{(1-(1-p))^2} \\ &= \frac{1-p}{p} \\ \mathbb{E}X(X-1) &= p(1-p)^2 \underbrace{\sum_{k=2}^{\infty} k(k-1)(1-p)^{k-2}}_{=\frac{2}{p^3}} \\ &= 2 \left(\frac{(1-p)}{p} \right)^2 \\ \Rightarrow \text{Var}(X) &= 2 \left(\frac{1-p}{p} \right)^2 + \frac{1-p}{p} - \left(\frac{1-p}{p} \right)^2 \\ &= \left(\frac{1-p}{p} \right)^2 + \frac{1-p}{p} = \left(\frac{1-p}{p} \right) \underbrace{\left(\frac{1-p}{p} + 1 \right)}_{=\frac{1}{p}} = \frac{1-p}{p^2} \end{aligned}$$

□

12.5 Definition und Satz

X hat eine negative Binomialverteilung mit Parametern r und p ($r \in \mathbb{N}$ und $0 < p < 1$), falls gilt:

$$\mathbb{P}(X = k) = \binom{k+r-1}{k} p^r (1-p)^k, \quad k \in \mathbb{N}_0$$

Es gilt

$$\begin{aligned} \mathbb{E}X &= r \cdot \frac{1-p}{p} \\ V(X) &= r \cdot \frac{1-p}{p^2}, \end{aligned}$$

Notation: $X \sim Nb(r, p)$

12.6 Satz

$$X_1, \dots, X_r \stackrel{u.i.v.1}{\sim} G(p)$$

$$\Rightarrow X_1 + \dots + X_r \sim Nb(r, p)$$

Beweis. Faltungsformel (Übung)

□

Bemerkung

1. $X \sim Nb(r, p)$

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(X = k) &= \frac{(k+r-1)^{\overline{k}}}{k!} p^r (1-p)^k \\ &= \frac{-r \cdot (-r-1) \cdot \dots \cdot (-r-k+1)}{k!} (-1)^k p^r (1-p)^k \\ &= \binom{-r}{k} \cdot p^r (-(1-p))^k \end{aligned}$$

wobei $\binom{-r}{k} = \frac{-r^{\overline{k}}}{k!} \quad \forall r \in \mathbb{R}$

$X \sim Nb(r, p)$, falls

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(X = k) &= \binom{k+r-1}{k} p^r (1-p)^k \\ &= \boxed{\binom{-r}{k} p^r (-(1-p))^k} \end{aligned}$$

$k = 0, 1, 2, \dots$ ($\binom{x}{k} := \frac{x^{\overline{k}}}{k!} = \frac{x(x-1)\dots(x-k+1)}{k!}$) Wkt. für k Fehlversuche bis zum r -ten Erfolg in einer ("unendlichen" Bernoulli-Kette) $r = 1 : \mathbb{P}(X = k) = p(1-p)^k$

¹unabhängig identisch verteilt

12.7 Bemerkungen

1. Siehe Box oben.
2. $X \sim Nb(r, p), Y \sim Nb(r, p), X$ und Y unabhängig

$$\Leftrightarrow X + Y \sim Nb(r + s, p)$$

Beweis. Faltungsformel. Inhaltlich folgt das aus der Interpretation der negativen Binomialverteilung. \square

12.8 Beispiel (Multinomiales Versuchsschema)

n unabhängige Experimente mit Ausgängen in $\{1, \dots, s\}$ mit $s \geq 2$. (Ausgang $k \hat{=}$ Treffer der k -ten Art)

p_k = Wkt. für Treffer der k -ten Art

$$p_1 + \dots + p_s = 1$$

Modell: $(\Omega, \mathbb{P}) = \left(\bigotimes_{j=1}^n \Omega_j, \bigotimes_{j=1}^n \mathbb{P}_j \right)$

$$\Omega = \{1, \dots, s\}, \mathbb{P}_j(\{k\}) = p_k$$

$$A_j^{(k)} := \{\omega = (\omega_1, \dots, \omega_n) \in \Omega \mid \omega_j = k\}$$

$$X_k := \sum_{j=1}^n 1_{A_j^{(k)}} \quad \text{Anzahl der Treffer } k\text{-ter Art}$$

$$X_1 + \dots + X_s = n$$

Es gilt für $i_1, \dots, i_s \in \mathbb{N}_0, i_1 + \dots + i_s = n$

$$\begin{aligned} & |\{X_1 = i_1, \dots, X_s = i_s\}| \\ &= \binom{n}{i_1} \binom{n-i_1}{i_2} \dots \binom{n-i_1-\dots-i_{s-1}}{i_s} \\ &= \frac{n!}{i_1! i_2! \dots i_s!} =: \binom{n}{i_1 \dots i_s} \end{aligned}$$

$$(p_1^{i_1} \cdot p_2^{i_2} \dots p_s^{i_s})$$

12.9 Definition

$(X_1, \dots, X_s) \sim Mult(n, p_1, \dots, p_s)$, falls

$$\mathbb{P}(X_1 = i_1, \dots, X_s = i_s) = \binom{n}{i_1 \dots i_s} p_1^{i_1} \dots p_s^{i_s}$$

$$i_1, \dots, i_s \in \mathbb{N}_0, i_1 + \dots + i_s = n.$$

12.10 Folgerung

Es gelte $(X_1, \dots, X_s) \sim \text{Mult}(n, p_1, \dots, p_s)$

1. $X_k \sim \text{Bin}(n, p_k)$
2. $X_{i_1} + \dots + X_{i_\nu} \sim \text{Bin}(n, p_{i_1} + \dots + p_{i_\nu}), \quad (\{i_1, \dots, i_\nu\} \subset \{1, \dots, s\})$
3. $C(X_i, X_j) = -np_i p_j, \quad i \neq j.$
4. $\rho(X_i, X_j) = -\sqrt{\frac{p_i p_j}{(1-p_i)(1-p_j)}}, \quad i \neq j, p_i < 1, p_j < 1.$

Beweis. 1. Ist Spezialfall von (2) ($\nu = 1$).

Bildung der Randverteilung von (X_1, \dots, X_s)

Benutze Multinomialformel

$$(X_1 + \dots + X_s)^n = \sum_{j_1, \dots, j_s} \binom{n}{j_1 \dots j_s} X_1^{j_1} X_2^{j_2} \dots X_s^{j_s}$$

$$\underline{n=2} \quad \binom{n}{j_1 j_2} = \binom{n}{j_1} = \binom{n}{j_2}, \quad j_1 + j_2 = n$$

2. $B_j := \bigcup_{k=1}^{\nu} A_j^{(i,k)} = \text{im } j\text{-ten Versuch liegt Erfolg mit Typ in } \{i_1, \dots, i_\nu\}$
vor
 B_1, \dots, B_n sind unabhängig (!) und es gilt

$$\mathbb{P}(B_j) = p_{i_1} + \dots + p_{i_\nu} =: q$$

Satz 9.6 \rightsquigarrow

$$X_{i_1} + \dots + X_{i_\nu} \stackrel{d}{=} \sum_{j=1}^n 1_{B_j} \sim \text{Bin}(n, q)$$

3. $\text{Var}(X_i + X_j) \stackrel{(2)}{=} n(p_i + p_j)(1 - p_i - p_j)$
 $= \text{Var}(X_i) + \text{Var}(X_j) + 2\text{Cov}(X_i, X_j)$
 $= np_i(1 - p) + np_j(1 - p_j)$
 $\rightsquigarrow 2\text{Cov}(X_i, X_j) = -2np_i p_j$

4.

$$\begin{aligned} \rho(X_i, X_j) &= \frac{\text{Cov}(X_i, X_j)}{\sqrt{\text{var}(X_i)} \sqrt{\text{Var}(X_j)}} = \frac{-np_i p_j}{\sqrt{np_i(1-p_i)} \sqrt{np_j(1-p_j)}} \\ &= -\frac{\sqrt{p_i} \sqrt{p_j}}{\sqrt{1-p_i} \sqrt{1-p_j}} \end{aligned}$$

□

Kapitel 13

Bedingte Erwartungswerte und bedingte Verteilungen

(Ω, \mathbb{P}) diskreter Wahrscheinlichkeitsraum, $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ mit $\mathbb{E}(X) < \infty$.

13.1 Definition

1. Für $A \subset \Omega$ mit $\mathbb{P}(A) > 0$ heißt

$$\mathbb{E}[X|A] := \frac{1}{\mathbb{P}(A)} \cdot \sum_{\omega \in A} X(\omega) \mathbb{P}(\{\omega\})$$

bedingter Erwartungswert von X unter (der Bedingung) A .

2. Ist speziell $A = \{Z = z\}$, $z \in \mathbb{R}^k$, für einen Zufallsvektor $Z: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^k$, so heißt

$$\mathbb{E}[X|Z = z] := \mathbb{E}[X|\{Z = z\}] = \frac{1}{\mathbb{P}(Z = z)} \cdot \sum_{\omega: Z(\omega)=z} X(\omega) \mathbb{P}(\omega)$$

bedingter Erwartungswert von X unter der Bedingung $Z = z$. (Annahme: $\mathbb{P}(Z = z) > 0$)

13.2 Bemerkungen

1. Sei $\mathbb{P}_A(B) = \mathbb{P}(B|A) = \frac{\mathbb{P}(A \cap B)}{\mathbb{P}(A)}$. Dann ist \mathbb{P}_A ein Wahrscheinlichkeitsmaß.

Denn: $\mathbb{E}[X|A] = \sum_{\omega \in \Omega} X(\omega) \mathbb{P}_A(\{\omega\})$

2. $\mathbb{E}[X|A] \mathbb{P}(A) = \mathbb{E} X 1_A \quad \left(X = 1_B, \mathbb{E}[X|A] = \frac{\mathbb{P}(A \cap B)}{\mathbb{P}(A)} = \mathbb{P}(B|A) \right)$

13.3 Beispiel

X_1, X_2 unabhängig, $\mathbb{P}(X_i = k) = \frac{1}{6}, k = 1, \dots, 6$ ($\Omega = \{1, \dots, 6\}^2, \mathbb{P} =$ Gleichverteilung)

$\mathbb{E}[X_1 | X_1 + X_2 = 10] = ?$

$A = \{X_1 + X_2 = 10\} = \{(4, 6), (5, 5), (6, 4)\}$

$\mathbb{P}(A) = \frac{3}{36} = \frac{1}{12}$

$\mathbb{E}[X_1 | A] = 12(4 \cdot \frac{1}{36} + 5 \cdot \frac{1}{36} + 6 \cdot \frac{1}{36})$

$= \frac{1}{3}(15) = 5$

Übung: $\mathbb{E}[X_1 | X_1 + X_2 \geq 10]$

13.4 Satz (Formel vom totalen Erwartungswert)

Es gelte $\Omega = \bigcup_j A_j$ mit $A_i \cap A_j = \emptyset$ Für $i \neq j$ und $\mathbb{P}(A_j) > 0, j = 1, 2, \dots$

Dann

$$\mathbb{E}X = \sum_j \mathbb{E}[X | A_j] \mathbb{P}(A_j)$$

($X = 1_B \rightsquigarrow$ Formel der totalen Wahrscheinlichkeit)

Beweis. Analog zur Formel der totalen Wahrscheinlichkeit! □

13.5 Beispiel

"Unendliche" Bernoulli-Kette.

Beobachte bis erstmalig "1" auftritt. Sei X die Anzahl der Versuche.

$$\mathbb{E}X = ?$$

Sei $A_1 = \{\text{Kette beginnt mit } 0\}$.

$$\mathbb{E}[X | A_1] = 1 + \mathbb{E}X$$

$A_2 := \{\text{Kette beginnt "1,0"}\}$

$$\mathbb{E}[X | A_2] = 2 + \mathbb{E}X$$

$A_3 = \{\text{Kette beginnt mit "1,1"}\}$

$$\mathbb{E}[X | A_3] = 2$$

$$\text{13.4} \rightsquigarrow \mathbb{E}X = (1-p)(\mathbb{E}X + 1) + p(1-p)(2 + \mathbb{E}X) + p^2 \cdot 2$$

$$\mathbb{E}X(1 - (1-p) - p(1-p)) = 1 - p + 2p(1-p) + 2p^2$$

$$(\mathbb{E}X)p^2 = 1 + p$$

Erinnerung $\mathbb{E}[X|A] = \frac{1}{\mathbb{P}(A)} \sum_{\omega \in A} X(\omega) \mathbb{P}(\{\omega\})$
 $\mathbb{E}X = \sum_j \mathbb{E}[X|A_j] \mathbb{P}(A_j)$

13.6 Satz (Eigenschaften)

$\mathbb{E}|X| < \infty, \mathbb{E}|Y| < \infty, Z: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n, z \in \mathbb{R}^n$ mit $\mathbb{P}(Z = z) > 0$.

1. $\mathbb{E}[X + Y|A] = \mathbb{E}[X|A] + \mathbb{E}[Y|A]$
2. $\mathbb{E}[aX|A] = a\mathbb{E}[X|A]$
3. $X \leq Y \Rightarrow \mathbb{E}[X|A] \leq \mathbb{E}[Y|A]$
4. $\mathbb{E}[1_A|B] = \mathbb{P}(A|B)$
5. $\mathbb{E}[X|A] = \sum_j x_j \mathbb{P}(X = x_j|A) \quad \sum_j \mathbb{P}(X = x_j) = 1$
6. $\mathbb{E}[X|Z = z] = \sum_j x_j \mathbb{P}(X = x_j|Z = z)$
7. $\mathbb{E}[X|Z = z] = \mathbb{E}X$ falls X und Z stochastisch unabhängig

Beweis. 13.2 und Satz 5.4

□

13.7 Satz (Substitutionsformel)

Sei $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n, Z: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^k, g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^k$ mit $\mathbb{E}|g(X, Z)| < \infty$. Dann gilt für $z \in \mathbb{R}^k$ mit $\mathbb{P}(Z = z) > 0$

$$\mathbb{E}[g(X, Z)|Z = z] = \mathbb{E}[g(X, z)|Z = z]$$

Beweis.

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[g(X, Z)|Z = z] &= \frac{1}{\mathbb{P}(Z = z)} \sum_{\omega \in \Omega: Z(\omega)=z} g(X(\omega), Z(\omega)) \mathbb{P}(\{\omega\}) \\ &= \frac{1}{\mathbb{P}(Z = z)} \sum_{\omega \in \Omega: Z(\omega)=z} g(X(\omega), z) \mathbb{P}(\{\omega\}) = \text{rechte Seite der Behauptung.} \end{aligned}$$

□

13.8 Beispiel (Würfelwurf)

Falls k auftritt, wird noch k mal gewürfelt.

Sei X die Gesamtaugensumme.

$\mathbb{E}X = ?$

Modell: $\Omega = \{1, \dots, 6\}^7, \mathbb{P} =$ Gleichverteilung

$X_j(\omega) = \omega_j \quad \omega = (\omega_0, \dots, \omega_6) \in \Omega$

X_0, \dots, X_6 stochastisch unabhängig. Dann

$$\begin{aligned}
 X &= X_0 + \sum_{j=1}^{X_0} X_j \\
 \mathbb{E}[X|X_0 = k] &= \mathbb{E}[X_0 + \sum_{j=1}^{X_0} X_j | X_0 = k] \\
 &= \mathbb{E}[k + \sum_{j=1}^k X_j | X_0 = k] \\
 &= k + \sum_{j=1}^k \mathbb{E}[X_j | X_0 = k] \\
 &\stackrel{g}{=} k + \sum_{j=1}^k \mathbb{E}X_j = k + k \cdot 3,5 = 4,5k \\
 \mathbb{E}X &= \sum_{j=1}^6 \mathbb{E}[X|X_0 = k] \mathbb{P}(X_0 = k) \\
 &= 4,5 \cdot \frac{1}{6} \cdot \sum_{k=1}^6 k = \frac{9}{2} + \frac{1}{6} \cdot \frac{42}{2} = \frac{63}{4}
 \end{aligned}$$

13.9 Definition

Es sei $Z: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^k$ mit $\mathbb{P}(Z = z_j) > 0, j \geq 1, \sum_j \mathbb{P}(Z = z_j) = 1$.

Es sei X Zufallsvariable mit $\mathbb{E}(X) < \infty$. Dann heißt die durch

$$\mathbb{E}[X|Z](\omega) := \begin{cases} \mathbb{E}[X|Z = z_j], & \text{falls } Z(\omega) = z_j \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases}$$

definierte Zufallsvariable $\mathbb{E}[X|Z]$ die **bedingte Erwartung** von X bei gegebenem Z .

13.10 Beispiel

In Bsp. 13.8 gilt

$$\mathbb{E}[X|X_0] = \frac{9}{2}X_0$$

13.11 Satz

Sei $\mathbb{E}X^2 < \infty$, $Z: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^k$ (wie in 13.9), $h: \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}$ mit $\mathbb{E}h(Z)^2 < \infty$. Dann wird

$$\mathbb{E}(X - h(Z))^2$$

minimal für $h(Z) = \mathbb{E}[X|Z]$.

Beweis. Beweis durch Verwirrung und Klammerchaos. (Ohne Gewähr)

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}(X - h(Z))^2 \\ & \stackrel{13.4}{=} \sum_j \mathbb{E}[(X - h(Z))^2 | Z = z_j] \mathbb{P}(Z = z_j) \\ & = \sum_j \mathbb{E}[(X - h(z_j))^2 | Z = z_j] \mathbb{P}(Z = z_j) \\ & = \sum_j (\mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X|Z = z_j]) + (\mathbb{E}[X|Z = z_j] - h(z_j))^2 | Z = z_j] \mathbb{P}(Z = z_j) \end{aligned}$$

TODO: Rauskriegen, was das heißen soll

$$\begin{aligned} & \sum_j \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X|Z = z_j])^2 | Z = z_j] \mathbb{P}(Z = z_j) \\ & 2 \sum_j \mathbb{E}[\underbrace{(\mathbb{E}[X|Z = z_j] - h(z_j))}_{\text{Vor den EW ziehen}} (X - \mathbb{E}[X|Z = z_j]) | Z = z_j] \mathbb{P}(Z = z_j) \\ & \quad + \sum_j (\mathbb{E}[X|Z = z_j] - h(z_j))^2 \mathbb{P}(Z = z_j) \end{aligned}$$

Nebenrechnung: $\mathbb{E}[X - \mathbb{E}[X|Z = z_j] | Z = z_j] = 0$

$$\rightsquigarrow \text{Minimierer: } h(z_j) = \mathbb{E}[X|Z = z_j]$$

□

Kapitel 14

Grenzwertsätze

14.1 Satz (Schwache Gesetz der großen Zahlen, SGGZ)

Seien X_1, X_2, \dots unabhängige Zufallsvariablen mit gleicher Verteilung und $\mathbb{E}X_1^2 < \infty$. Sei

$$\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_j$$

Dann gilt

$$\mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mathbb{E}X_1| > \epsilon) \rightarrow 0$$

$\lim_{n \rightarrow \infty} n > 0, \epsilon > 0$

Beweis.

$$\mathbb{E}\bar{X}_n = \frac{1}{n}(\mathbb{E}X_1 + \dots + \mathbb{E}X_n) = \mathbb{E}X_1$$

$$V(\bar{X}_n) = \frac{1}{n^2}V(X_1 + \dots + X_n) = \frac{1}{n^2}(V(X_1) + \dots + V(X_n)) = \frac{1}{n}V(X_1)$$

Tschebyschevsche Ungleichung (Satz 11.6)

$$\mathbb{P}(|\bar{X}_n - \mathbb{E}\bar{X}_n| > \epsilon) \leq \frac{V(\bar{X}_n)}{\epsilon^2} = \frac{V(X_1)}{n\epsilon^2}$$

□

14.2 Definition

Sind Y_1, Y_2, Y_3, \dots Zufallsvariablen, so schreibt man

$$Y_n \xrightarrow{\mathbb{P}} Y \text{ für } n \rightarrow \infty$$

$$\mathbb{P}(|Y_n - Y| > \epsilon) \rightarrow 0 \text{ für } n \rightarrow \infty \quad \forall \epsilon > 0.$$

(SGGZ: $\bar{X}_n \xrightarrow{\mathbb{P}} \mathbb{E}X_1$)

Bemerkung Auf einem diskreten Wahrscheinlichkeitsraum gibt es keine unendlichen Folgen von unabhängigen Zufallsvariablen. Lösung:

$$\mathbb{P} \rightarrow \mathbb{P}_n$$

\rightsquigarrow Wahrscheinlichkeitstheorie-Vorlesung

14.3 Folgerung (SGGZ von Jakob Bernoulli)

Seien A_1, A_2, \dots unabhängige Ereignisse mit $\mathbb{P}(A_j) = p, j \geq 1$. Dann

$$R_n = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n 1_{A_j} \xrightarrow{\mathbb{P}} p$$

Bemerkung $\forall \epsilon > 0 \forall \delta \in (0, 1) \exists n \in \mathbb{N}: \mathbb{P}(|R_n - p| \leq \epsilon) \geq 1 - \delta$
Das bedeutet nicht

$$\mathbb{P}\left(\bigcap_{n \geq n_0} \{|R_n - p| \leq \epsilon\}\right) \geq 1 - \delta!$$

\rightsquigarrow Starkes GGZ (Wahrscheinlichkeitstheorie)

Es seien X_1, X_2, \dots unabhängige $Bern(p)$ -verteilte Zufallsvariablen. Setze¹

$$S_n := X_1 + \dots + X_n, n \geq 1 \quad \text{Irrfahrt, } X_i \in \{-1, 1\} \text{ besser!}$$

Frage Wie stark schwankt S_n um seinen Erwartungswert np ? (TODO: Bild)

14.4 Satz

Es sei (a_n) eine reelle Zahlenfolge. Dann gilt

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|S_n - np| \leq a_n) = \begin{cases} 1, & \text{falls } \frac{a_n}{\sqrt{n}} \rightarrow \infty \\ 0 & \text{falls } \frac{a_n}{\sqrt{n}} \rightarrow 0 \end{cases}$$

Wiederholung $S_n := X_1 + \dots + X_n, X_i$ unabh. $Bern(p) = \underbrace{Bin(1, p)}$

entweder p oder $1-p$

(TODO: Bild)

absolute Häufigkeiten!

¹Random Walk

Satz

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|S_n - np| \leq a_n) = \begin{cases} 1 & \frac{a_n}{\sqrt{n}} \rightarrow \infty \\ 0 & \frac{a_n}{\sqrt{n}} \rightarrow 0 \end{cases}$$

Beweis. Sterlingsche Formel (Ausblick/Exkurs)

$n! = \sqrt{2\pi n} n^n e^{-n} (1 + R(n))$ mit $R(n) \rightarrow 0$ für $n \rightarrow \infty, n \in \mathbb{N}$

Genauer $R(n) = e^{\eta(n)} - 1, 0 \leq \eta(n) \leq \frac{1}{12n}$

Insbesondere $n! \sim \sqrt{2\pi n} n^n e^{-n}$ für $n \rightarrow \infty$

$((c_n) \sim (d_n) \Leftrightarrow \frac{c_n}{d_n} \rightarrow 1)$

Nun:

- Tschebyschevsche Ungleichung

$$\mathbb{P}(|S_n - np| \leq a_n) = 1 - \mathbb{P}(|S_n - np| > a_n) \geq 1 - \frac{V(S_n)}{a_n^2} = 1 - \frac{np(1-p)}{a_n^2}$$

Im Fall $a_n/\sqrt{n} \rightarrow \infty$ strebt das gegen 1.

- Für den anderen Fall setzen wir $p = \frac{1}{2}$ (der Einfachheit halber!)

$$\mathbb{P}(|S_n - np| \leq a_n) = \sum_{n: |K - \frac{n}{2}| \leq a_n} \underbrace{\binom{n}{k}}_{\text{max. wenn } k \text{ halb so groß wie } n} \underbrace{2^{-n}}_{\text{Konstante}} \leq$$

$$\underbrace{(2a_n + 1) \binom{n}{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor}}_{\text{nach unten abgeschätzt}} 2^{-n}$$

$$\text{Für } n = 2m \text{ gilt } \binom{2m}{m} \cdot 2^{-2m} = \frac{(2m)!}{m!m!} \cdot 2^{-2m} \stackrel{\text{Asymm., äquiv.}}{\approx}$$

$$\frac{\sqrt{2\pi \cdot 2m} (2m)^{2m} e^{-2m}}{2\pi m \cdot m^n \cdot m^m e^{-m} e^{-m}} \cdot 2^{-2m} \approx \frac{1}{\sqrt{\pi m}}$$

Es folgt

$$\limsup_{m \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|S_{2m} - 2mp| \leq a_{2m}) \leq \limsup_{m \rightarrow \infty} \frac{2a_{2m} + 1}{\sqrt{\pi} \cdot \sqrt{m}}$$

$$= \frac{\sqrt{22}}{\sqrt{\pi}} \lim_{m \rightarrow \infty} \frac{a_{2m}}{\sqrt{2m}} = 0, \text{ falls } \frac{a_n}{\sqrt{n}} \rightarrow 0$$

Analog für $m = 2n + 1$!

□

Fazit: Die Abweichungen von S_n vom Erwartungswert weichen "typischerweise" wie \sqrt{n} .

Beachte: $S_n^{*2} := \frac{S_n - np}{\sqrt{np(1-p)}}, \mathbb{E}S_n^* = 0, V(S_n^*) = 1$

²standardisiert

Fragen: $\mathbb{P}(|S_n^*| \leq a) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} ? \quad (a \in \mathbb{R})$

14.5 Definition

1. Sei $l(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}, x \in \mathbb{R}$ ($l(x)$ = Gaußsche Glockenkurve)
heißt **Dichte der standardisierten Normalverteilung**.
2. $\phi(x) := \int_{-\infty}^x l(t) dt, x \in \mathbb{R}$ ³ heißt **Verteilungsfunktion der standardisierten Normalverteilung**.

Bemerkung

$\int_{-\infty}^{\infty} l(t) dt = 1$ (Analysis 3).
Dann ist $\lim_{x \rightarrow \infty} \phi(x) = 1$
(TODO: Bild)

14.6 Satz

Immer noch in der Bernoullikette gilt

$$1. \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(a \leq S_n^* \leq b) = \underbrace{\phi(b) - \phi(a)}_{= \int_a^b l(t) dt} \quad \text{und} \quad \lim_{n \rightarrow -\infty} \mathbb{P}(\dots) = 0$$

$$2. \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(S_n^* \leq b) = \phi(b) \quad \rightarrow \text{(Moivre-Laplace)}$$

Beweis. Sterlingsche Formel! (2 Seiten Rechnung) \rightsquigarrow Wahrscheinlichkeitstheorie-Vorlesung im Sommersemester
(TODO: Bild) □

14.7 Satz (ZGWS Lindeberg-Levy)

Seien X_1, X_2, \dots unabhängig auf gleicher Verteilung mit $\mathbb{E}X_1^2 < \infty$. Setze

$$S_n := X_1 + \dots + X_n, \quad n \in \mathbb{N}$$

$$S_n^* = \frac{S_n - n\mathbb{E}X_1}{\sqrt{n \cdot V(X_1)}}, \quad n \in \mathbb{N}$$

Dann gilt $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(S_n^* \leq h) = \phi(h), \quad h \in \mathbb{R}$

Beweis. Wahrscheinlichkeitstheorie im Sommersemester. □

Anwendung: Sei $S_n \sim \text{Bin}(n, p)$.

Nun sei $\mathbb{P}(a \leq S_n \leq b)$
(TODO: Rest texten)

³uneigentliches Riemann-Integral