

# Algorithmische Mathematik II

Dozent

PROFESSOR DR. PATRIK FERRARI

Mitschrift

MAXIMILIAN KESSLER

Version

1. Mai 2021 15:21

## **Zusammenfassung**

Bei folgenden Vorlesungsnotizen handelt es sich um (inoffizielle) Mitschriften zur Vorlesung 'Algorithmische Mathematik II', die im Sommersemester 2021 an der Universität Bonn gehalten wird. Ich garantiere weder für Korrektheit noch Vollständigkeit dieser Notizen, und bin dankbar für jegliche Art von Korrektur, sowohl inhaltlich, als auch Tippfehler.

Bemerkungen, die nicht zum eigentlichen Vorlesungsinhalte gehören, wurden mit einem \* gekennzeichnet. Sie werden nach eigenem Ermessen hinzugefügt, um weitere Details oder evtl. mündliche Anmerkungen beizufügen.

Weitere Informationen finden sich bei [GitHub](#) oder auf der [Vorlesungs-homepage](#)

---

## Inhaltsverzeichnis

|          |   |           |
|----------|---|-----------|
| <b>1</b> | <b>Diskrete Stochastik</b>                    | <b>3</b>  |
| 1.1      | Einleitung . . . . .                          | 3         |
| 1.2      | Ereignisse und Wahrscheinlichkeiten . . . . . | 5         |
| 1.3      | Diskrete Verteilungen . . . . .               | 10        |
| 1.4      | Die Gleichverteilung . . . . .                | 13        |
| 1.5      | Die empirische Verteilung . . . . .           | 15        |
| 1.6      | Zufallsvariablen . . . . .                    | 15        |
| 1.6.1    | Die Bernoulli-Verteilung . . . . .            | 17        |
| 1.6.2    | Die Binomial-Verteilung . . . . .             | 18        |
| 1.6.3    | Die Poisson-Verteilung . . . . .              | 20        |
| 1.6.4    | Die geometrische Verteilung . . . . .         | 22        |
| 1.7      | Simulation von Gleichverteilung . . . . .     | 22        |
| 1.7.1    | Lineare Kongruenzgeneratoren (LCG) . . . . .  | 22        |
| 1.7.2    | Zufallsvariablen aus $[0, 1)$ . . . . .       | 22        |
| 1.7.3    | Zufallspermutationen . . . . .                | 22        |
| 1.7.4    | Geometrische Verteilung . . . . .             | 23        |
| 1.8      | Erwartungswert und Varianz . . . . .          | 23        |
|          | <b>Stichwortverzeichnis</b>                   | <b>25</b> |

## Vorlesung 1: Grundbegriffe

Mo 12 Apr 2021 10:16

- Es gibt ein Helpdesk, auch explizit für Studentinnen
- die Vorlesung wird aufgenommen, und zwar ohne Videos der Teilnehmenden sowie des Dozenten, die Aufzeichnung werden anschließend in Sciebo hochgeladen.
- Es gibt ein Diskussionsforum für Fragen (auf eCampus).
- Ab heute Abend, 18 Uhr (Mo 12 Apr 2021 18:00), kann man sich auf eCampus für die Übungsgruppen registrieren und endet am Dienstag Abend um 24 Uhr (Di 12 Apr 2021 24:00), es wird versucht, die Studenten gleichmäßig zu verteilen.
- Falls ihr in der Warteliste landet und gewünscht ist, in der Gruppe abzugeben, schreibt eine Mail mit den gewünschten Abgabepartner, dann kann eine gemeinsame Einteilung erfolgen.
- Es gibt auch das Modul **AlmaIIb**. Registriert euch noch nicht, dies ist für den 2. Teil der Vorlesung notwendig.
- Die Abgabe der Übungsblätter erfolgt einheitlich jeden Freitag um 12 Uhr.
- Gruppenabgaben sind erlaubt, bis zu einer Größe von maximal 4 StudentInnen.
- Das 1. Blatt ist freiwillig und gibt Bonuspunkte.
- Für die Klausurzulassung werden 50% der Punkte benötigt. Von den Programmieraufgaben müssen mindestens 4 von 6 zufriedenstellend bearbeitet werden.
- Programmieraufgaben gibt es ab dem 2. Übungsblatt auf jedem 2. Blatt. Die Bearbeitungszeit beträgt dann 2 Wochen.

## Einleitung

In der Vorlesung werden wir sehen:

**Teil 1: Diskrete Stochastik** • Zufallsvariablen

- Bedingte Wahrscheinlichkeiten
- Unabhängigkeit von Variablen
- Monte-Carlo Methoden

**Teil 2: Numerische Analysis** • Iterative Verfahren

- Interpolation von Daten (durch Polynome, trigonometrische Funktionen, ...)
- Numerische Verfahren für die Integration

## 1 Diskrete Stochastik

### 1.1 Einleitung

**Ziel.** Beschreibung von Systemen, die einen Anteil an **Zufall** haben, d.h. nicht 100% deterministisch sind.

- Beispiel.** • Spiele: Kartenspiele, Glücksspiele, ...
- Statistik: Umfragen, Versicherung
  - Komplexe Systeme: Wettermodelle, Finanzmärkte

Was sind Quellen von Zufall?

- Zu komplexe Systeme. Dann sieht der Gesamteffekt zufällig aus.
- Fehlende Informationen (z.B. bei einem Kartenspiel)

- Chaotische Systeme (Wetter)
- Intrinsisch unvorhersagbare Systeme (z.B. radioaktiver Zerfall)

**Frage.** (1) Wie modelliert man ein System mit Zufall?  
 (2) Wie simuliert man ein System mit Zufall? (anwendungstechnischer)  
 (3) Welche Voraussagen kann man machen?

**Beispiel.** Die **Brown'sche Bewegung**. Das System ist implizit ein Pollen mit vielen Wassermolekülen ( $\sim 10^{23}$ ), die sich im Prinzip deterministisch bewegen.  
 $\Rightarrow$  Wir erhalten ein Gleichungssystem mit  $(N + 1) \cdot 6$  (3 Positionen, 3 Geschwindigkeit) Variablen. Dieses ist de facto unlösbar.

Was wollen wir hier eigentlich untersuchen?  $\rightarrow$  Die Bewegung des Pollens, jedoch nicht die der einzelnen Wassermoleküle.  
 In einer **Modellierung** ersetzt man die Stöße, die durch die Wassermoleküle entstehen durch **zufällige Stöße**.

Diskretes Modell: Die Zeit bewegt sich in  $n \in \{0, 1, 2, \dots\}$ . Sei

$$Z(n) := (\text{Position des Pollens zur Zeit } n) \in \mathbb{Z}^3.$$

OBdA setzen wir  $Z(0) = 0$ .

Dynamik:  $Z(n + 1) = Z(n) + \xi_n$ , wobei wir  $\xi_n$  aus dem Ergebnis eines Würfelwurfs bestimmen werden:

$$\xi_n = \begin{cases} (1, 0, 0) & \text{wenn Würfel} = 1 \\ (-1, 0, 0) & \text{wenn Würfel} = 2 \\ (0, 1, 0) & \text{wenn Würfel} = 3 \\ (0, -1, 0) & \text{wenn Würfel} = 4 \\ (0, 0, 1) & \text{wenn Würfel} = 5 \\ (0, 0, -1) & \text{wenn Würfel} = 6 \end{cases}.$$

**Frage.** Welche Fragen können wir mit solch einem System nun beantworten? Was passiert, wenn  $n \gg 1$ ?

- (a) Typischerweise erhalten wir  $|Z(n)| = O(\sqrt{n})$
- (b) Wenn wir die Frequenz von  $[Z(n)]_i$  betrachten, (d.h. bei welcher Koordinate in Richtung  $i$  befinden wir uns nach  $n$  Würfeln) sehen wir typischerweise: Für  $n \gg 1$  sieht diese Verteilung dann ungefähr wie die Gaussglocke aus.

Skalierung: Wir setzen nun

$$B(t) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{Z(\lfloor nt \rfloor)}{\sqrt{n}}.$$

und dies ist dann die Brownsche Bewegung.

Nun möchten wir Vorhersagen treffen können:

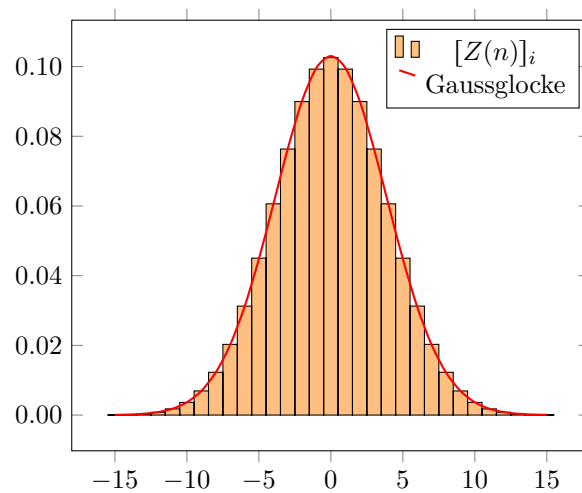


Abbildung 1: Binomialverteilung und Gaussglocke

**Frage.** Ist  $Z(n)$  in einer gegebenen Menge  $A$ ?

Das kann man (im Allgemeinen) nicht einfach mit 'Ja' oder 'Nein' beantworten. Stattdessen müssen wir fragen:

**Frage.** Wenn man  $Z(n)$  beobachtet, wie häufig wird  $Z(n)$  in  $A$  sein?

Diese Frage lässt sich mit einer Zahl  $\in [0, 1]$  beantworten.

## 1.2 Ereignisse und Wahrscheinlichkeiten

Wir benötigen 3 Grundelemente:

- (1) Die Menge  $\Omega$  von möglichen **Ergebnissen**. die Elemente von  $\Omega$  heißen auch **Elementarereignisse**.
- (2) Die Menge  $\mathcal{F}$  der **Ereignisse**. Ein Ereignis  $E$  ist eine Eigenschaft, die mit einer Teilmenge  $G \subseteq \Omega$  assoziiert ist:  $\omega \in G \Leftrightarrow$  Eigenschaft  $E$  ist erfüllt.
- (3) Eine **Wahrscheinlichkeitsverteilung (auch W-maß)**:

$$\mathbb{P} : \mathcal{F} \rightarrow [0, 1].$$

**Bemerkung\*.** Wir werden noch sehen, dass gewisse Dinge für unsere Begriffe erfüllt sein müssen, dazu aber später mehr.

**Beispiel.** Eine Urne hat 12 nummerierte Kugeln (von 1 bis 12).

- (1) Das **Zufallsexperiment** besteht daraus, dass wir eine Kugel aus der Urne ziehen und die Zahl notieren, die wir sehen. D.h.

$$\Omega = \{1, \dots, 12\}.$$

Ein Elementarereignis ist nun z.B. gegeben durch  $\omega = \{5\} \equiv 5$  (wir vereinfachen die Notation).

(2) Mögliche Ereignisse sind z.B:

$$\begin{aligned} A &= \text{'Die Zahl ist gerade'} \\ B &= \text{'Die Zahl ist } \leq 5\text{' } \\ C &= \text{'Die Zahl ist 8'} \end{aligned} \quad (1)$$

Die assoziierten Mengen sind dann

$$\begin{aligned} A &= \{2, 4, 6, 8, 10, 12\} \\ B &= \{1, 2, 3, 4, 5\} \\ C &= \{8\} \end{aligned} \quad (2)$$

(3) Für die Wahrscheinlichkeiten nehmen wir an, dass jede Kugel die gleiche Chance hat, gezogen zu werden, d.h.

$$\forall G \in \mathcal{F} : \mathbb{P}(G) = \frac{|G|}{|\Omega|}.$$

Wir erhalten nun die Wahrscheinlichkeiten

$$\mathbb{P}(A) = \frac{6}{12} = \frac{1}{2} \quad \mathbb{P}(B) = \frac{5}{12} \quad \mathbb{P}(C) = \frac{1}{12}.$$

**Notation.**  $A \equiv \{\omega \in \Omega \mid \omega \in A\} \equiv \{\omega \in A\} \equiv \{A \text{ tritt ein}\}$

## Vorlesung 2: Wahrscheinlichkeitsräume

Mi 14 Apr 2021 10:17

Wir kennen nun die Grundbegriffe  $\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}$  zur Beschreibung von Zufallsexperimenten, die wir uns nun genauer ansehen wollen:

**Frage.** Welche Struktur muss  $\mathcal{F}$  besitzen.

Seien  $A, B \in \mathcal{F}$ , dann können wir das Ereignis  $A \cap B$  betrachten, d.h. beide der Eigenschaften treten ein. Genauso sollte

$$A^c := \Omega \setminus A.$$

, das **Komplement von A**, bzw. das **Gegenereignis** von  $A$  ebenfalls in  $\mathcal{F}$  sein. Aus den beiden vorherigen Eigenschaften folgt bereits, dass

$$A \cup B = (A^c \cap B^c)^c.$$

ebenfalls in  $\mathcal{F}$  sein wird.

Eine Menge  $\mathcal{F}$  mit solchen Eigenschaften heißt **Algebra**.

**Notation.** Seien nun  $A, B$  und  $(A_i)_{i \in I}$  Ereignisse, wobei  $I$  endlich oder abzählbar sei. Dann notieren wir die folgenden Ereignisse:

- (a)  $A \cup B : \omega \in A \cup B \Leftrightarrow \omega \in A \vee \omega \in B$ , d.h.  $A \cup B$  tritt ein, genau dann, wenn  $A$  eintritt oder  $B$  eintritt.
- (b)  $\bigcup_{i \in I} A_i : \omega \in \bigcup_{i \in I} A_i$ , wenn es ein  $i \in I$  gibt, sodass  $\omega \in A_i$
- (c)  $A \cap B : \omega \in A \cap B \Leftrightarrow A \text{ und } B \text{ treten ein.}$

- (d)  $\bigcap_{i \in I} A_i: \omega \in \bigcap_{i \in I} A_i \Leftrightarrow \forall i \in I: A_i \text{ tritt ein.}$
- (e)  $A = \emptyset$  ist das Ereignis, das nie eintritt.  
 $A = \Omega$  ist das Ereignis, dass immer eintritt.

**Definition 1.1** ( $\sigma$ -Algebra). Eine  $\sigma$ -Algebra ist eine nicht leere Menge  $\mathcal{F}$  von Teilmengen von  $\Omega$  mit den Eigenschaften:

- (a)  $\Omega \in \mathcal{F}$
  - (b)  $\forall A \in \mathcal{F}: A^c \in \mathcal{F}$ .
  - (c) Falls  $(A_i)_{i \in I} \in \mathcal{F}$ , dann auch  $\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i \in \mathcal{F}$
- Wir nennen  $(\Omega, \mathcal{F})$  dann einen **Messraum**.

**Lemma 1.2.** Sei  $\mathcal{F}$  eine  $\sigma$ -Algebra, dann ist:

- (a)  $\emptyset \in \mathcal{F}$
- (b)  $A, B \in \mathcal{F} \Rightarrow A \cup B \in \mathcal{F}$  und  $A \cap B \in \mathcal{F}$ .
- (c)  $(A_i)_{i \in I} \in \mathcal{F} \Rightarrow \bigcap_{i=1}^{\infty} A_i \in \mathcal{F}$ .

*Beweis.* (a)  $\emptyset = \Omega^c \in \mathcal{F}$  nach Eigenschaften (a) und (b) aus der Definition.

(b)  $A \cup B = A \cup B \cup \emptyset \cup \emptyset \dots \in \mathcal{F}$  nach Eigenschaften (b) und (c).  
 $A \cap B = (A^c \cup B^c)^c \in \mathcal{F}$

(c)  $\bigcap_{i=1}^{\infty} A_i = \left( \bigcup_{i=1}^{\infty} A_i^c \right)^c \in \mathcal{F}$  nach (b) und (c). □

Wir haben nun  $(\Omega, \mathcal{F})$  näher untersucht, es fehlt nun noch  $\mathbb{P}$ .

**Frage.** Welche Eigenschaften soll  $\mathbb{P}$  (das Wahrscheinlichkeitsmaß bzw. die Wahrscheinlichkeitsverteilung) besitzen?

Seien  $A, B \in \mathcal{F}$  mit  $A \cap B = \emptyset$ , d.h.  $A$  und  $B$  können nicht gleichzeitig eintreten. Dann fordern wir

$$\mathbb{P}(A \cap B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B) \quad (\text{endliche Additivität}).$$

Dazu wollen wir, dass  $\Omega \in \mathcal{F}$  immer eintritt, d.h.  $\mathbb{P}(\Omega) = 1 \equiv 100\%$  (Normierung).

**Definition 1.3** (Wahrscheinlichkeitsverteilung). Sei  $(\Omega, \mathcal{F})$  ein Messraum. Eine Abbildung  $\mathbb{P}: \mathcal{F} \rightarrow \mathbb{R}_+$  ist eine **Wahrscheinlichkeitsverteilung** auf  $(\Omega, \mathcal{F})$ , falls

- (1)  $\mathbb{P}(\Omega) = 1$
- (2) Sind  $(A_i)_{i \in I} \in \mathcal{F}$  paarweise disjunkt, so ist:

$$\mathbb{P}\left(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i\right) = \sum_{i=1}^{\infty} \mathbb{P}(A_i) \quad (\sigma\text{-Additivität}).$$

**Bemerkung\*.** Die Definition macht implizit Gebrauch davon, dass die linke Seite überhaupt definiert ist. Dies folgt jedoch daraus, dass

$\mathcal{F}$  eine  $\sigma$ -Algebra ist.

**Definition 1.4** (Wahrscheinlichkeitsraum). Ein **Wahrscheinlichkeitsraum**  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$  besteht aus einer Menge  $\Omega$ , einer  $\sigma$ -Algebra  $\mathcal{F} \subseteq \mathbb{P}(\Omega)$  und einem Wahrscheinlichkeitsmass  $\mathbb{P}$  auf  $(\Omega, \mathcal{F})$

**Lemma 1.5.** Sei  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$  ein Wahrscheinlichkeitsraum. Dann ist

(a)  $\mathbb{P}(\emptyset) = 0$

(b)  $\forall A, B \in \mathcal{F}$  mit  $A \cap B = \emptyset$  ist

$$\mathbb{P}(A \cup B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B).$$

(c)  $\forall A, B \in \mathcal{F}$  mit  $A \subseteq B$  ist

$$\mathbb{P}(B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B \setminus A)$$

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

$$\mathbb{P}(A) \leq \mathbb{P}(B) \leq 1$$

(d)  $\forall A, B \in \mathcal{F}$  ist

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(A \cup B) &= \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B) - \mathbb{P}(A \cap B) \\ &\leq \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B) \end{aligned}$$

(e) Wenn  $A_n \nearrow A$ , d.h.  $A_1 \subseteq A_2 \subseteq \dots$  mit  $\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i = A$  (monotone Konvergenz von Mengen), oder  $A_n \searrow A$  (d.h.  $A_1 \supseteq A_2 \supseteq \dots$  mit  $\bigcap_{i=1}^{\infty} A_i = A$ ), so ist

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(A_n) = \mathbb{P}\left(\lim_{n \rightarrow \infty} A_n\right) = \mathbb{P}(A).$$

*Beweis.* (a) Wir wissen:

$$1 = \mathbb{P}(\Omega) = \mathbb{P}(\Omega \cup \emptyset \cup \emptyset \cup \emptyset \dots) = \mathbb{P}(\Omega) + \mathbb{P}(\emptyset) + \mathbb{P}(\emptyset) + \dots$$

subtrahieren von  $\mathbb{P}(\Omega) = 1$  liefert dann  $\mathbb{P}(\emptyset) = 0$ .

(b) Sei  $A \cap B = \emptyset$ , dann ist:

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(A \cup B) &= \mathbb{P}(A \cup B \cup \emptyset \cup \emptyset \dots) \\ &\stackrel{\sigma\text{-Additivitat}}{=} \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B) + \mathbb{P}(\emptyset) + \mathbb{P}(\emptyset) + \dots \\ &= \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B) \end{aligned}$$

(c) Sei  $A \subseteq B$ . Dann ist  $B = A \cup (B \setminus A)$  eine disjunkte Vereinigung, also erhalten wir

$$\mathbb{P}(B) = \mathbb{P}(A) + \underbrace{\mathbb{P}(B \setminus A)}_{\geq 0} \geq \mathbb{P}(A).$$

Mit  $B = \Omega$  ergibt sich  $1 = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(A^c)$



ⓓ Es ist

$$\begin{aligned}
 \mathbb{P}(A \cup B) &= \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}((A \cup B) \setminus A) \\
 &= \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B \setminus (A \cap B)) \\
 &= \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B) - \underbrace{\mathbb{P}(A \cap B)}_{\geq 0} \\
 &\geq \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B)
 \end{aligned} \tag{3}$$

ⓔ Übung

□

**Korollar 1.6** (Einschluss-Ausschluss-Prinzip). Seien  $A_1, \dots, A_n \in \mathcal{F}$ . Dann gilt

$$\mathbb{P}(A_1 \cup \dots \cup A_n) = \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} \sum_{1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_k \leq n} \mathbb{P}(A_{i_1} \cap A_{i_2} \cap \dots \cap A_{i_k}).$$

*Beweis.* Per Induktion, der Induktionsanfang lautet  $\mathbb{P}(A_1) = \mathbb{P}(A_1)$  und ist offensichtlich wahr.

Die Aussage gelte nun für ein  $n \in \mathbb{N}$ , dann erhalten wir

$$\begin{aligned}
 \mathbb{P}\left(\bigcup_{i=1}^{n+1} A_i\right) &= \mathbb{P}\left(\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) \cup A_{n+1}\right) \\
 &= \mathbb{P}\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) + \mathbb{P}(A_{n+1}) - \mathbb{P}\left(\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) \cap A_{n+1}\right) \\
 &= \mathbb{P}\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) + \mathbb{P}(A_{n+1}) - \mathbb{P}\left(\bigcup_{i=1}^n \underbrace{(A_i \cap A_{n+1})}_{=: \tilde{A}_i}\right) \\
 &= \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n} \mathbb{P}(A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_k}) + \mathbb{P}(A_{n+1}) \\
 &\quad - \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n} \mathbb{P}\left(\underbrace{\tilde{A}_{i_1} \cap \dots \cap \tilde{A}_{i_k}}_{A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_k} \cap A_{n+1}}\right)
 \end{aligned} \tag{4}$$

Andererseits ist aber auch:

$$\begin{aligned}
 &\sum_{k=1}^{n+1} (-1)^{k-1} \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n+1} \mathbb{P}(A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_k}) \\
 &= \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n} \mathbb{P}(A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_k}) \quad \left. \vphantom{\sum_{k=1}^n} \right\} \text{Terme mit } i_k \leq n \\
 &+ \underbrace{\sum_{k=2}^{n+1} (-1)^{k-1} \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_{k-1} \leq n} \mathbb{P}(A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_{k-1}} \cap A_{n+1})}_{\stackrel{l:=k-1}{=} \sum_{l=1}^n (-1)^{l-1} \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_l \leq n} \mathbb{P}(A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_l} \cap A_{n+1})} \quad \left. \vphantom{\sum_{k=2}^{n+1}} \right\} \text{Terme mit } i_k = n+1 \text{ und } k \geq 2 \\
 &+ \mathbb{P}(A_{n+1}) \quad \left. \vphantom{\sum_{k=2}^{n+1}} \right\} \text{Terme mit } i_k = n+1 \text{ und } k=1
 \end{aligned}$$

und damit sehen wir, dass die beiden Ausdrücke übereinstimmen, also ist der Induktionsschritt erbracht.  $\square$

### 1.3 Diskrete Verteilungen

- Sei nun  $\Omega$  endlich oder abzählbar.
- Falls wir  $\mathcal{F}$  nicht explizit angeben, dann wird  $\mathcal{F} = \mathcal{P}(\Omega)$  gewählt, d.h.

$$\text{Card}(\mathcal{P}(\Omega)) \equiv |\mathcal{P}(\Omega)| = 2^{|\Omega|}.$$

**Beispiel** (Münzwurf). Es sei  $\Omega = \{K, Z\}$ , wobei  $K$  für Kopf stehe und  $Z$  für Zahl. Dann ist

$$\mathcal{F} = \{\{K\}, \{Z\}, \{Z, K\}, \emptyset\}.$$

Sei  $p \in [0, 1]$  die Wahrscheinlichkeit, dass man Kopf erhält. Da  $\mathbb{P}$  für alle Element aus  $\mathcal{F}$  definiert sein muss, erhalten wir

$$\mathbb{P}(\emptyset) = 0 \quad \mathbb{P}(K) = p, \quad \mathbb{P}(Z) = \mathbb{P}(K^c) = 1-p \quad \mathbb{P}(\{Z, K\}) = \mathbb{P}(\Omega) = 1.$$

**Frage** (Charakterisierung von diskreter Wahrscheinlichkeit). Was müssen wir fordern, sodass  $\mathbb{P}$  auf  $\mathcal{P}(\Omega)$  gibt?.

**Beispiel.**  $\Omega = \{1, 2, \dots, 10\}$  würde genügen, da dann  $|\mathcal{P}(\Omega)| = 2^{|\Omega|} = 2^{10} = 1024$  endlich (diskret) ist.

## Vorlesung 3: Gleichverteilung, empirische Verteilung

Mo 19 Apr 2021 10:23

Wir stellen fest, dass es im letzten Beispiel auch genügt hätte,  $\mathbb{P}(\{k\})$  für  $k = 1, \dots, 10$  anzugeben, das motiviert Folgendes:

**Satz 1.7.** Sei  $\Omega$  abzählbar.

- (a) Sei  $p(\omega) \in [0, 1], \omega \in \Omega$ , sodass

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

Dann ist  $\mathbb{P}$  definiert durch:

$$\mathbb{P} : \begin{cases} \mathcal{P}(\Omega) & \longrightarrow & [0, 1] \\ A & \longmapsto & \sum_{\omega \in A} p(\omega) \end{cases}$$

eine Wahrscheinlichkeitsverteilung auf  $(\Omega, \mathcal{P}(\Omega))$ .

- (b) Jede Wahrscheinlichkeitsverteilung  $\mathbb{P}$  auf  $(\Omega, \mathcal{P}(\Omega))$  hat obige Form, wobei  $p(\omega) = \mathbb{P}(\{\omega\})$ .

**Bemerkung.**  $p : \Omega \rightarrow [0, 1]$  heißt Massenfunktion der Wahrscheinlichkeitsverteilung  $\mathbb{P}$ .

**Warnung.** Der Satz gilt nicht für  $\Omega$  überabzählbar.

**Bemerkung.** Sei  $A$  abzählbar und  $p(\omega) \geq 0$  für  $\omega \in A$ . Dann definiert

$$\sum_{\omega \in A} p(\omega) := \sum_{k \geq 1} p(\omega_k).$$

mit einer beliebigen Abzählung  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k$  von  $A$  eine wohldefinierte Summe der  $p(\omega)$ . Es ist wichtig, dass hier  $p(\omega) \geq 0$ , sonst ist obiges nicht wohldefiniert.

**Lemma 1.8.** Sei  $A$  abzählbar.

(a) Sei  $p(\omega) \in [0, 1]$  für alle  $\omega$ . Dann ist

$$\sum_{\omega \in A} p(\omega) \in [0, \infty].$$

wohldefiniert. Setzen wir

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

so gilt

$$P(A) = \sup_{\substack{F \subseteq A \\ |F| < \infty}} P(F).$$

und  $P(A) \leq P(B)$  für  $A \subseteq B$ .

(b) Ist  $A = \bigsqcup_{k=1}^{\infty} A_k$  eine disjunkte Vereinigung, so ist

$$P(A) = \sum_{k=1}^{\infty} P(A_k).$$

*Beweis.* (a) Sei  $\omega_1, \omega_2, \dots$  eine beliebige Abzählung von  $A$ . Dann ist die Funktion

$$n \mapsto \sum_{k=1}^n p(\omega_k).$$

monoton wachsend. Also ist

$$\sum_{k=1}^{\infty} p(\omega_k) := \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{k=1}^n p(\omega_k) = \sup_{n \in \mathbb{N}} \sum_{k=1}^n p(\omega_k) \in [0, \infty].$$

wohldefiniert.

Wir wollen nun noch zeigen, dass

$$P(A) := \sum_{k=1}^{\infty} p(\omega_k) \stackrel{!}{=} \sup_{\substack{F \subseteq A \\ |F| < \infty}} P(F).$$

Die Ungleichung ' $\leq$ ' folgt sofort, da wir mit  $F_n := \{\omega_1, \dots, \omega_n\}$  feststellen, dass

$$\sum_{k=1}^n p(\omega_k) = \sum_{\omega \in F_n} p(\omega) = P(F_n) \leq \sup_{\substack{F \subseteq A \\ |F| < \infty}} P(F).$$

Also ergibt sich im Limes genau wie gewünscht

$$P(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{k=1}^n p(\omega_k) \leq \lim_{n \rightarrow \infty} \sup_{\substack{F \subseteq A \\ |F| < \infty}} P(F) = \sup_{\substack{F \subseteq A \\ |F| < \infty}} P(F).$$

Für ' $\geq$ ' stellen wir fest, dass es für jedes  $F \subseteq A$  endlich ein  $n \in \mathbb{N}$  gibt, sodass  $F \subseteq \{\omega_1, \dots, \omega_n\}$ , und somit ist

$$P(F) = \sum_{\omega \in F} P(\omega) \leq \sum_{k=1}^n p(\omega_k) \leq \sum_{k=1}^{\infty} p(\omega_k) = P(A).$$

und somit ist das Supremum der  $P(F)$  für  $F \subseteq A, |F| < \infty$  durch  $P(A)$  beschränkt.

Für die letzte Behauptung sehen wir mit  $A \subseteq B$  leicht, dass

$$P(A) = \sup_{\substack{F \subseteq A \\ |F| < \infty}} P(F) \leq \sup_{\substack{F \subseteq B \\ |F| < \infty}} P(F) = P(B).$$

(b) ( $\sigma$ -Additivität) Wir unterscheiden zwei Fälle:

1) Falls  $|A| < \infty$ , so ist  $A = \bigsqcup_{k=1}^n A_k$  für ein  $n$ , und somit ist

$$\begin{aligned} P(A) &= \sum_{l=1}^{|A|} p(\omega_l) = \sum_{l=1}^{|A|} \sum_{k=1}^n p(\omega_l) \mathbb{1}_{A_k}(\omega_l) \\ &= \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^{|A|} p(\omega_l) \mathbb{1}_{A_k}(\omega_l) = \sum_{k=1}^n P(A_k) \end{aligned} \quad (5)$$

2) Sei nun  $|A| = \infty$ . Wir zeigen zunächst ' $\leq$ '. Für ein endliches  $F \subseteq A$  ist

$$F = \bigcup_{k=1}^{\infty} (F \cap A_k).$$

eine disjunkte Vereinigung mit endlich vielen Termen, also ist

$$P(F) = \sum_{k=1}^{\infty} P(F \cap A_k) \leq \sum_{k=1}^{\infty} P(A_k).$$

und somit liefert das Supremum über beide Seiten, dass

$$P(A) = \sup_{\substack{F \subseteq A \\ |F| < \infty}} P(F) \leq \sum_{k=1}^{\infty} P(A_k).$$

Wir zeigen nun ' $\geq$ '.

**Idee.** Wir können  $P(A_k) = \sup_{\substack{F_k \subseteq A_k \\ |F_k| < \infty}} P(F_k)$  schreiben und 'optimieren' nun jedes einzelne  $F_k$ .

Seien also  $F_k \subseteq A_k$  jeweils endlich. Dann ist  $F_k \cap F_l \subseteq A_k \cap A_l = \emptyset$ , also sind auch die  $F_k$  paarweise disjunkt, und wir lernen

$$\sum_{k=1}^n P(A_k) = \sum_{k=1}^n \sup_{\substack{F_k \subseteq A_k \\ |F_k| < \infty}} P(F_k) = \sup_{\substack{F_1 \subseteq A_1 \\ \text{abs } F_1 < \infty}} \dots \sup_{\substack{F_n \subseteq A_n \\ |F_n| < \infty}} \sum_{k=1}^n P(F_k) \quad (6)$$

Also ist

$$\sum_{k=1}^n P(F_k) = P\left(\bigcup_{k=1}^n F_k\right) \leq P\left(\bigcup_{k=1}^{\infty} F_k\right) \leq P\left(\bigcup_{k=1}^{\infty} A_k\right) \stackrel{\text{def}}{=} P(A).$$

setzen wir dies nun in die rechte Seite von (1) ein, so ergibt sich

$$\sum_{k=1}^n P(A_k) \leq P(A) \quad \Rightarrow \quad \sum_{k=1}^{\infty} P(A_k) \leq P(A).$$

□

*Beweis von Satz 1.7.* (a) Es gilt

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

nach Voraussetzung. Die  $\sigma$ -Additivität folgt nun aus Lemma 1.8. Deswegen ist  $P(A)$  eine Wahrscheinlichkeitsverteilung.

(b) Da  $P$   $\sigma$ -additiv ist, ist  $\forall A \subseteq \Omega$ :

$$P(A) = P\left(\bigcup_{\omega \in A} \{\omega\}\right) = \sum_{\omega \in A} P(\{\omega\}).$$

und dies hat genau die angegebene Form mit  $p(\omega) := P(\{\omega\})$

□

## 1.4 Die Gleichverteilung

Sei  $\Omega$  endlich ( $\neq \emptyset$ ) und betrachte  $\sigma$ -Algebra  $\mathcal{F} = \mathcal{P}(\Omega)$ .

Die **Gleichverteilung** ist die Wahrscheinlichkeitsverteilung, die ein uniformes "Gewicht" (Massenfunktion) auf die Elementarereignisse verteilt:

$$\forall \omega \in \Omega : p(\omega) = \mathbb{P}(\{\omega\}) = \frac{1}{|\Omega|}.$$

Aus Satz 1.7 folgt dann bereits, dass  $\forall A \subseteq \Omega$ :

$$\mathbb{P}(A) = \sum_{\omega \in A} p(\omega) = \frac{|A|}{|\Omega|}.$$

**Beispiel.** (a) Betrachte  $n$  Würfe eines fairen Würfels. In diesem Fall ist  $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}^n = \{\omega = (\omega_1, \dots, \omega_n) \mid \omega_k \in \{1, \dots, 6\}\}$  und somit  $|\Omega| = 6^n$  und die Gleichverteilung ist gegeben durch

$$\mathbb{P}(\omega) = \frac{1}{6^n}.$$

(b) (Zufällige Permutationen).

- Eine Permutation  $\sigma \in \mathfrak{S}_n$  von  $\{1, \dots, n\}$  ist eine Abbildung von  $\{1, \dots, n\}$  nach  $\{1, \dots, n\}$ , die bijektiv ist. Oft schreiben wir

$$\sigma = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 4 & 3 & 1 & 2 \end{pmatrix}.$$

und meinen damit  $\sigma(1) = 4, \sigma(2) = 3, \sigma(3) = 1, \sigma(4) = 2$ . Manchmal schreiben wir dann auch

$$\sigma = (4, 3, 1, 2) = (\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4).$$

- Sei  $\Omega = \mathfrak{S}_n$  die Menge aller Permutation von  $\{1, \dots, n\}$ . Dann ergibt sich

$$|\mathfrak{S}_n| = n!.$$

Also ergibt sich für die Gleichverteilung eine Wahrscheinlichkeit von

$$\mathbb{P}(\sigma) = \frac{1}{n!} \quad \forall \sigma \in \mathfrak{S}_n.$$

**Beispiel.** Sei  $N$  die Anzahl von Karten eines Kartenspiels, die gut gemischt sind, d.h. jede Reihenfolge ist gleich wahrscheinlich.

- (1) Was ist die Wahrscheinlichkeit, dass die  $k$ -te Karte auf der  $l$ . Stelle ist? D.h, was ist:

$$\mathbb{P}(\{\omega \in \mathfrak{S}_n \mid \omega(k) = l\}).$$

*Lösung.* Es ergibt sich

$$\mathbb{P}(\{\omega \in \mathfrak{S}_n \mid \omega(k) = l\}) = \frac{|\{\omega \in \mathfrak{S}_n \mid \omega(k) = l\}|}{|\Omega|} = \frac{(n-1)!}{n!} = \frac{1}{n}.$$

□

- (2) Was ist die Wahrscheinlichkeit, dass eine Karte 'auf ihrer Stelle' ist, dh.

$$\mathbb{P}(\{\omega \mid \exists k: \omega(k) = k\}).$$

*Lösung.* Definiere die Ereignisse  $A_k := \{\omega(k) = k\}$ . Diese sind nicht disjunkt für verschiedene  $k$ . Es ergibt sich:

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(\exists k: \omega(k) = k) &= \mathbb{P}\left(\bigcup_{k=1}^n A_k\right) \\ &= \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n} \underbrace{\mathbb{P}(A_{i_1} \cap A_{i_2} \cap \dots \cap A_{i_k})}_{= \frac{(n-k)!}{n!}} \\ &= \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} \frac{(n-k)!}{n!} \underbrace{\sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n} 1}_{= \binom{n}{k}} \\ &= \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} \frac{(n-k)!}{n!} \cdot \frac{n!}{(n-k)!k!} \\ &= - \sum_{k=1}^n \frac{(-1)^k}{k!} \\ &= 1 - \frac{1}{e} + \sum_{k=n+1}^{\infty} \frac{(-1)^k}{k!} \end{aligned} \tag{7}$$

Für  $n \rightarrow \infty$  geht das gegen  $1 - \frac{1}{e} \in (0, 1)$ . □

**Bemerkung\*.** Wir verwenden hier die Exponentialreihe, d.h.

$$e^x := \exp(x) := \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x^k}{k!}.$$

konvergiert absolut und auf ganz  $\mathbb{R}$ , insbesondere für  $x = -1$  gegen  $\frac{1}{e}$

## 1.5 Die empirische Verteilung

Diese wird aus den Beobachtungen definiert.

**Definition** (Empirische Verteilung). Seien  $x_1, x_2, \dots, x_n \in \Omega$   $n$  Beobachtungen. Setze

$$N(A) := |\{k \in \{1, \dots, n\} \mid x_k \in A\}|.$$

Denn definiert

$$\mathbb{P}(A) = \frac{N(A)}{n}.$$

die **empirische Häufigkeit** von  $A$ .  $\mathbb{P}$  nennen wir die **empirische Verteilung**. Zudem ist

$$p(\omega) = \frac{N(\{\omega\})}{n}.$$

die **relative Häufigkeit** von  $\omega \in \Omega$ .

**Beispiel.** Die empirische Verteilung von  $n$  Zufallswürfeln eines Würfels wird gegeben durch  $x_1, \dots, x_n \in \{1, \dots, 6\}$ . Die Plots für  $p_k := \frac{N(k)}{n}$  für verschieden  $n$  sehen wie folgt aus:

Plots einfügen

## Vorlesung 4

Mi 21 Apr 2021 10:15

### 1.6 Zufallsvariablen

Wir werden Funktionen der Ergebnisse betrachten:

**Definition 1.9** (Diskrete Zufallsvariable). Sei  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$  ein Wahrscheinlichkeitsraum. Eine **diskrete Zufallsvariable** ist eine messbare Abbildung

$$X : \Omega \longrightarrow \mathcal{S}.$$

mit  $\mathcal{S}$  abzählbar (denke: 'diskret').

Messbar bedeutet hierbei, dass

$$\forall s \in \mathcal{S}: X^{-1}(s) = \{\omega \in \Omega \mid X(\omega) = s\} \in \mathcal{F}.$$

**Notation.** Wir schreiben auch kurz:

$$X^{-1}(s) = \{X(\omega) = s\} = \{X = s\}.$$

**Definition 1.10.** Sei  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$  ein Wahrscheinlichkeitsraum. und  $X : \Omega \rightarrow \mathcal{S}$  eine diskrete Zufallsvariable.

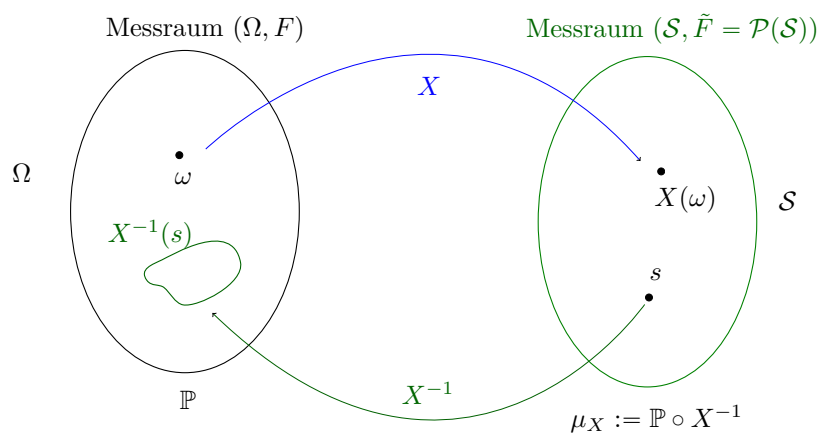


Abbildung 2: Diskrete Zufallsvariable

Die **Verteilung von  $X$**  ist die Wahrscheinlichkeitsverteilung  $\mu_X$  auf  $\mathcal{S}$ ,  $\mathcal{P}(\mathcal{S}) = \tilde{\mathcal{F}}$ , s.d.  $\forall B \in \tilde{\mathcal{F}} : \mu_X(B) := \mathbb{P}(X^{-1}(B))$ .  
 $\mu_X$  hat eine **Massenfunktion**

$$p_X(s) := \mathbb{P}.$$

**Beispiel** (Werfen von  $n$  Münzen). Betrachte folgende Situation:

- Sei  $\Omega = \{\omega = (\omega_1, \dots, \omega_n) \mid \omega_i \in \{0, 1\} \text{ für } 1 \leq i \leq n\}$  wobei

$$\omega_k = \begin{cases} 0 & \text{falls } k\text{-ter Wurf ist Zahl} \\ 1 & \text{falls } k\text{-ter Wurf ist Kopf} \end{cases}.$$

- $\mathcal{F} = \mathcal{P}(\Omega)$  und  $\mathbb{P}$  die Gleichverteilung

(1) Setze

$$X_k : \begin{cases} \Omega & \longrightarrow & \mathcal{S} = \{0, 1\} \\ \omega & \longmapsto & \omega_k \end{cases}$$

für  $k = 1, \dots, n$ . Dies ist eine diskrete Zufallsvariable mit Verteilung  $\mu_{X_k}$  mit

$$p_{X_k}(s) = \mathbb{P}(X_k = s) = \frac{2^{n-1}}{2^n} = \frac{1}{2}.$$

Wir sehen also, dass  $X_k$  gleichverteilt ist.

(2) Definiere

$$Y : \begin{cases} \Omega & \longrightarrow & \mathcal{S} := \{0, 1, \dots, n\} \\ \omega & \longmapsto & \omega_1 + \dots + \omega_n \end{cases}$$

d.h.

$$Y(\omega) = \# \{\text{geworfene Köpfe}\}.$$



Es hat nun  $\mu_Y$  die Massenfunktion:

$$p_Y(k) = \frac{1}{2^n} |\{\omega \mid w_1 + \dots + w_n = k\}| = \frac{\binom{n}{k}}{2^n}.$$

Diese Verteilung sieht wie folgt aus:

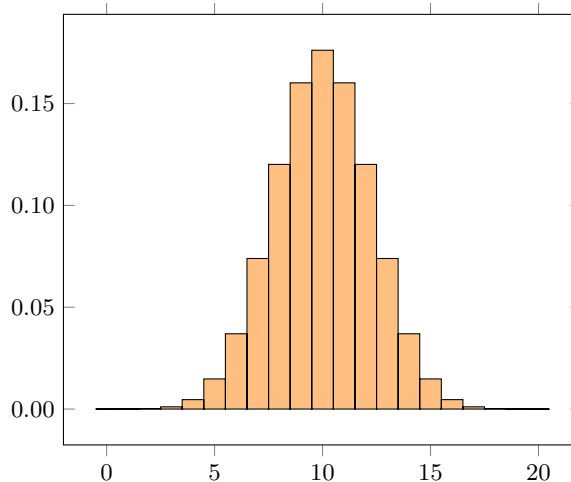


Abbildung 3: Massenfunktion  $p_Y(k)$

Diese sind Sonderfälle der Bernoulli-Verteilung und der Binomialverteilung

### 1.6.1 Die Bernoulli-Verteilung

**Definition 1.11** (Bernoulli-Verteilung). Sei  $p \in [0, 1]$  gegeben. Die Wahrscheinlichkeitsverteilung auf  $\{0, 1\}$  mit Massenfunktion

$$p(k) = \begin{cases} p & k = 1 \\ 1 - p & k = 0 \end{cases}.$$

heißt **Bernoulli-Verteilung mit Parameter  $p$** .

**Notation.** Wir notieren auch  $\text{Ber}(p)$  für die Bernoulli-Verteilung mit Parameter  $p$ .

**Beispiel.** (a) Eine Münze, die mit Wahrscheinlichkeit  $p$  Kopf zeigt. Hier ist

$$\Omega = \{\text{Zahl}, \text{Kopf}\} \quad \mathbb{P}(\text{Kopf}) = p = 1 - \mathbb{P}(\text{Zahl}).$$

Sei

$$X(\omega) = \begin{cases} 1 & \omega = \text{Kopf} \\ 0 & \omega = \text{Zahl} \end{cases}.$$

Dann ist  $\mathbb{P}(X = 1) = p$  und  $X \sim \text{Ber}(p)$ .

**Notation.** Wir schreiben  $X \sim \text{Ber}(p)$ , wenn  $X$  die Verteilung  $\text{Ber}(p)$  hat.

- (b) In einer Urne befinden sich  $n$  blaue Kugeln und  $m$  rote Kugeln. Wir ziehen eine Kugel aus der Urne (Annahme: Gleichverteilung). Dann ist

$$\Omega = \{\omega = (\omega_1, \dots, \omega_{n+m}) \mid \omega_i \in \{\text{blau, rot}\} \text{ mit } n \text{ mal blau}\}.$$

Setze  $\mathcal{F} = \mathcal{P}(\Omega)$  und wähle  $\mathbb{P}$  als die Gleichverteilung. Betrachte

$$X(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{falls } \omega_i \text{ ist blau} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}.$$

Diese hat also die Verteilung

$$\mathbb{P}(X = 1) = \frac{\binom{m+n-1}{n-1}}{\binom{m+n}{n}} = \frac{(m+n-1)!}{(n-1)!m!} \frac{n!m!}{(m+n)!} = \frac{n}{m+n}.$$

Also ist  $X \sim \text{Ber}\left(\frac{n}{n+m}\right)$

### 1.6.2 Die Binomial-Verteilung

**Definition 1.12** (Binomial-Verteilung). Seien  $n \in \mathbb{N}$  und  $p \in [0, 1]$  gegeben. Die Wahrscheinlichkeitsverteilung auf  $\{0, 1, \dots, n\}$  mit Massenfunktion

$$p(k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}.$$

für  $k = 0, \dots, n$  heißt **Binomialverteilung mit Parametern  $n$  und  $p$** .

**Notation.** Wir notieren  $\text{Bin}(n, p)$  für die Binomialverteilung mit Parametern  $n$  und  $p$ .

**Beispiel** (Ziehen mit Zurücklegen). • Seien  $m$  Kugeln in einer Urne, davon  $p \cdot m \in \mathbb{N}$  weiße Kugeln und  $(1-p)m$  schwarze Kugeln.

- Wir ziehen eine Kugel, notieren uns die Farbe und legen sie wieder zurück.
- Wir mischen die übrigen Kugeln wieder gut
- Wir wiederholen die vorherigen Schritte, bis wir  $n$  Ziehungen durchgeführt haben.
- Dies modellieren wir durch

$$\Omega = \{0, 1\}^n.$$

wobei  $\omega = (\omega_1, \dots, \omega_n) \in \Omega$  gegeben ist durch

$$\omega_i = \begin{cases} 1 & \text{falls Farbe der } i\text{-ten Kugeln weiß ist} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}.$$

- Sei nun  $X(\omega) = \sum_{k=1}^n \omega_k = \# \{\text{weiße Kugeln}\}$   
Dann behaupten wir, dass  $X \sim \text{Bin}(n, p)$ . In der Tat:

$$\begin{aligned} \frac{|\{\omega \in \Omega \mid X(\omega) = l\}|}{|\Omega|} &= \frac{\binom{n}{l} \cdot (pm)^l ((1-p)m)^{n-l}}{m^n} \\ &= \frac{\binom{n}{l} p^l (1-p)^{n-l} \cdot m^n}{m^n} = \binom{n}{l} p^l (1-p)^{n-l} \end{aligned} \quad (8)$$

**Bemerkung.** Wir haben hier den Begriff der **Unabhängigkeit** genutzt, den wir nun genauer kennenlernen wollen.

**Definition 1.13** (Unabhängige Ereignisse). Sei  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$  ein Wahrscheinlichkeitsraum. Die Ereignisse  $E_1, E_2, \dots, E_n$  heißen **unabhängig**, falls

$$\mathbb{P}(E_{i_1} \cap E_{i_2} \cap \dots \cap E_{i_k}) = \prod_{l=1}^k \mathbb{P}(E_{i_l}).$$

für alle  $2 \leq k \leq n$  und  $1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_k \leq n$ .

**Beispiel.** • Betrachte zwei Würfelwürfe, d.h.  $\Omega = \{1, \dots, 6\}^2$  und notiere  $\omega = (\omega_1, \omega_2)$ . Dann können wir

$$E_1 = \{\omega_1 = 3\} \quad E_2 = \{\omega_2 \geq 4\}.$$

betrachten. Wir rechnen nach, dass

$$\mathbb{P}(\omega_1 = 3 \cap \omega_2 \geq 4) = \frac{3}{36} = \frac{1}{6} \cdot \frac{3}{6} = \mathbb{P}(\omega_1 = 3) \cdot \mathbb{P}(\omega_2 \geq 4).$$

also sind die beiden Ereignisse unabhängig voneinander. Das macht auch semantisch Sinn, weil wir durch das Ergebnis des einen Würfelwurfs keine Informationen über das Ergebnis des zweiten Würfelwurfs erhalten.

- Falls  $E_1, E_2, \dots, E_n$  unabhängige Ereignisse sind, mit  $\mathbb{P}(E_i) = p$  für  $1 \leq i \leq n$ , dann ist

$$\mathbb{P}(\text{genau } k \text{ der Ereignisse treten ein}) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}.$$

Dies rechnen wir nach. Setze hierzu

$$A_{(i_1, \dots, i_k)} = \{\omega \in \Omega \mid E_{i_1}, \dots, E_{i_k} \text{ treten ein, die anderen nicht}\}$$

Dann ist

$$\tilde{A} = \bigsqcup_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n} A_{i_1, \dots, i_k}.$$

eine disjunkte Vereinigung, also erhalten wir

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(\tilde{A}) &= \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n} \mathbb{P}(A_{i_1, \dots, i_k}) \\ &\stackrel{\text{unabhängig}}{=} \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n} \prod_{j \in \{i_1, \dots, i_k\}} \mathbb{P}(E_j) \cdot \prod_{l \notin \{i_1, \dots, i_k\}} \mathbb{P}(E_l^c) \\ &= \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n} p^k (1-p)^{n-k} \\ &= \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} \end{aligned} \tag{9}$$

**Bemerkung.** Strenggenommen haben wir in der letzten Rechnung verwendet, dass mit  $E_1, \dots, E_n$  unabhängig auch  $F_1, \dots, F_n$  für  $F_i = E_i$  oder  $F_i = E_i^c$  unabhängig voneinander sind. Dies müssten wir noch einmal nachrechnen, dazu für den Fall  $n = 2$  ist z.B:

$$\mathbb{P}(E_1 \cap E_2^c) + \mathbb{P}(E_1 \cap E_2) = \mathbb{P}(E_1 \cap (E_2 \cup E_2^c)) = \mathbb{P}(E_1).$$

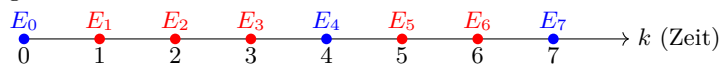
Also ergibt sich

$$\mathbb{P}(E_1 \cap E_2^c) = \mathbb{P}(E_1) - \mathbb{P}(E_1) \mathbb{P}(E_2) = \mathbb{P}(E_1)(1 - \mathbb{P}(E_2)) = \mathbb{P}(E_1) \mathbb{P}(E_2^c).$$

wie zu zeigen war.

### 1.6.3 Die Poisson-Verteilung

Betrachte Ereignisse  $E_1, \dots, E_n$ , die unabhängig voneinander sind und jeweils Wahrscheinlichkeit  $p$  haben, eintreten. Wir skizzieren dies mit  $\bullet$  für ein eingetretenes Ereignis und  $\bullet$  für das Nicht-Eintreten des entsprechenden Ereignisses



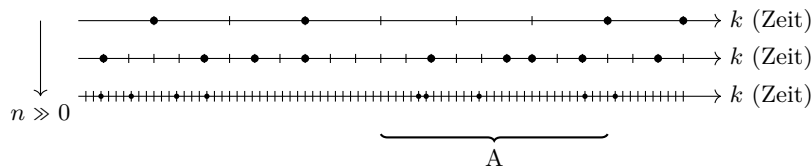
**Frage.** Was passiert wenn  $n \gg 1$ , d.h. wie viele Erfolge werden wir (ca.) unter diesen  $n$  Ereignissen haben?

Typischerweise haben wir dann  $\mathcal{O}(pn)$  Erfolge in  $E_1, \dots, E_n$ . Die Erfolgswahrscheinlichkeit  $p$  hänge nun von  $n$  ab, d.h.  $p = p(n)$ . Wir wollen den Erwartungswert  $p \cdot n$  festhalten und  $n$  groß werden lassen, d.h. sei  $\lambda \in (0, \infty)$  so, dass

$$\lim_{n \rightarrow \infty} p(n) \cdot n = \lambda.$$

Wir können uns das ganze so vorstellen, dass wir in einem Zeitintervall von 1 erwarten, dass  $\lambda$  Ereignisse eintreten, und wir nun mit einem kleinen Zeitintervall  $\delta = \frac{1}{n}$  für große  $n$  das kontinuierliche Zeitintervall durch  $n$  unabhängige Ereignisse ersetzen, die jeweils mit Wahrscheinlichkeit  $\frac{\lambda}{n}$  eintreten, und uns nun fragen, wie wahrscheinlich es also ist, dass wir

eine gewisse Anzahl an Ereignissen im Zeitintervall beobachten.



Es stellt sich also

**Frage.** Was ist für ein Zeitintervall  $A$  die Wahrscheinlichkeit, dass wir im Intervall genau  $k$  Ereignisse beobachten, d.h. was ist

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(\exists k \text{ Erfolge in } A).$$

?

- Sei  $p = p(n)$  sodass  $\lim_{n \rightarrow \infty} pn = \lambda \in (0, \infty)$
- Wähle Zeiteinheit  $\delta = \frac{1}{n}$

Die Antwort gibt folgender

**Satz 1.14.** Sei  $\lambda \in (0, \infty)$ . Dann ist

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \text{Bin}\left(n, \frac{\lambda}{n}\right)(k) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!}.$$

für  $k = 0, 1, 2, \dots$

*Beweis.* Sei  $k$  fest. Dann ist

$$\begin{aligned} \text{Bin}\left(n, \frac{\lambda}{n}\right)(k) &= \frac{n!}{(n-k)!k!} \left(\frac{\lambda}{n}\right)^k \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{n-k} \\ &= \underbrace{\frac{n(n-1) \cdots (n-k+1)}{n^k}}_{\rightarrow 1} \frac{\lambda^k}{k!} \underbrace{\left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^n}_{\rightarrow e^{-\lambda}} \underbrace{\left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{-k}}_{\rightarrow (1-0)^{-k} = 1} \\ &= \frac{\lambda^k}{k!} \cdot e^{-\lambda} \end{aligned} \tag{10}$$

□

**Definition 1.15** (Poisson-Verteilung). Sei  $\lambda \in (0, \infty)$  fest. Die Wahrscheinlichkeitsverteilung auf  $\{0, 1, 2, \dots\}$  mit Massenfunktion

$$p(k) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!}.$$

heißt **Poisson-Verteilung mit Parameter  $\lambda$** .

**Notation.** Wir schreiben auch  $\text{Poi}(\lambda)$  für die Poisson-Verteilung zum Parameter  $\lambda$ .

## Vorlesung 5

Mo 26 Apr 2021 10:17

### 1.6.4 Die geometrische Verteilung

- Seien  $E_1, E_2, \dots$  unabhängige Ereignisse mit

### 1.7 Simulation von Gleichverteilung

Typischerweise benutzen wir folgende Situation:

**Input** Zahl(en), z.B. Redinerzeit

**Output** 'Zufällige Zahl' in  $\{0, \dots, n\}$

#### 1.7.1 Lineare Kongruenzgeneratoren (LCG)

**Startwert**  $x_0 \in \mathbb{N}$  gegeben.

**Parameter**  $a, c, m \in \mathbb{N}$

**Schritt** Setze  $x_{n+1} := (a \cdot x_n + c) \bmod m$ .

Dieses Vorgehen produziert eine scheinbar zufällige Folge.

**Beispiel.**

**Beispiel** (Eine schlechte Wahl). Wenn wir  $a = 4, c = 1, m = 31$  wählen sowie  $x_0 = 3$ , so erreichen wir Periode 9, und somit werden nicht alle Zahlen erreichen / generieren.

**Lemma 1.16** (Knuth). Die Periode eines LCG ist gleich  $m$ , genau dann, wenn

- (a)  $c$  und  $m$  haben keine gemeinsamen Primfaktoren
- (b) Jeder Primfaktor von  $m$  ist ein Teiler von  $a - 1$
- (c) Falls  $4 \mid m$ , dann  $4 \mid a - 1$ .

**Beispiel.**

#### 1.7.2 Zufallsvariablen aus $[0, 1)$

- Sei  $(x_n)_{n \geq 1}$  eine Folge von (Pseudo)zufallszahlen aus  $\{0, 1, \dots, m - 1\}$ . Dann ist

$$u_n := \left( \frac{x_n}{m} \right)_{n \geq 1}.$$

eine Folge von Pseudozahlen in  $[0, 1)$ . Gut ist aber nur der Fall, wenn  $m \approx 10^N$ , wobei  $N$  = Rechnergenauigkeit, d.h. #Ziffern.

#### 1.7.3 Zufallspermutationen

Wie erzeugt man eine gleichverteilte Permutation von  $\{1, \dots, N\}$ ?

**Algorithmus 1 : Zufallspermutationen****Eingabe :** Möglichkeit, aus endlicher Menge gleichverteilt zufällige Zahlen zu ziehen**Ausgabe :** Eine zufällige Permutation von  $\{1, \dots, N\}$ Setze  $\sigma_0 := \{1, \dots, N\}$ **for**  $i = 1$  **to**  $n - 1$  **do**    wähle  $k \in \{i, \dots, N\}$  gleichverteilt    Setze  $\sigma_k := \sigma_{k-1} \circ \tau_{i,k}$ **Lemma 1.17.** Der Algorithmus erzeugt eine zufällige gleichverteilte Permutation.*Beweis.* Der Algorithmus benutzt eine Gleichverteilung auf

$$\Omega_n := \{1, \dots, N\} \times \{2, \dots, n\} \times \{n-1, n\}.$$

Für  $\omega = (w_1, \dots, w_{N-1}) \in \Omega_N$  ist

$$\sigma(\omega) = \tau_{N-1, \omega_{N-1}} \circ \dots \circ \tau_{1, w} \circ \underbrace{(1, \dots, N)}_{\sigma_0}.$$

Es genügt also zu zeigen, dass  $\sigma : \Omega_N \rightarrow \mathcal{S}_N$  eine Bijektion ist. Wir sehen:(a)  $|\Omega_N| = |\mathcal{S}_N| = N!$ (b) Sei  $w \neq \tilde{w}$  und setze  $k = \min \{j \mid \omega_j \neq \tilde{\omega}_j\}$ . Dann ist  $\sigma(\omega)_k \neq \sigma(\tilde{\omega})_k$  und somit ist die Funktion injektivDamit ist die Abbildung sogar bijektiv und wir sind fertig.  $\square$ **1.7.4 Geometrische Verteilung**

- Sei  $X \sim \text{Geo}(q)$ , d.h.

$$\mathbb{P}(X = k) = (1 - q)q^k.$$

Wie simuliert man nun  $X$ ?(a) Erzeuge  $n \sim U[0, 1)$  als Gleichverteilte Zufallsvariable auf  $[0, 1)$ .(b) Sei  $T_k := \mathbb{P}(X < k)$ . Falls  $n \in [T_k, T_{k+1})$ , dann setze  $X = k$ .**1.8 Erwartungswert und Varianz**

- Sei  $X$  eine reellwertige diskrete Zufallsverteilung. Sei

$$X : \Omega \rightarrow \mathcal{S} \subseteq \mathbb{R}.$$

eine diskrete Zufallsvariable, d.h.  $\mathcal{S}$  abzählbar.**Definition 1.18.** Seien  $x_1, \dots, x_n \in \mathcal{S}$   $n$  Beobachtungen einer Zufallsvariable  $X$ . Der **empirische Mittelwert** ist durch

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i.$$

definiert.

- Wir wollen eine Sorte von Mittelwert definieren, der nur von  $X$  abhängig ist, und nicht von den Beobachtungen.
- Folgende Forderungen ergeben sich an solch einen Mittelwert:
  - Falls  $X(\omega) = x$  für jedes  $\omega$ , dann muss der Mittelwert von  $X$  gleich  $x$  sein.
  - Jeder Wert  $x \in \mathcal{S}$  muss bezüglich der Massenfunktion  $p_X(x)$  gewichtet sein.

**Definition 1.19.** Der **Erwartungswert** von  $X$  bzgl.  $\mathbb{P}$  ist durch

$$\mathbb{E}(X) = \sum_{s \in \mathcal{S}} s \cdot \mathbb{P}(X = s) = \sum_{s \in \mathcal{S}} s \cdot p_X(s).$$

definiert. Dies ist wohldefiniert, falls die Reihe absolut gegen einen Wert  $< \infty$  konvergiert.

**Bemerkung.** Nicht alle Wahrscheinlichkeitsverteilungen besitzen einen endlichen Mittelwert, das zeigt folgendes

**Beispiel.** Sei  $X$  auf  $\{1, 2, \dots\}$  verteilt mit

$$\mathbb{P}_X(s) = \frac{6}{\pi^2 s^2}.$$

dann ergibt sich für den Erwartungswert:

$$\mathbb{E}(X) = \sum_{s \geq 1} s \cdot \frac{6}{\pi^2 s^2} = \frac{6}{\pi^2} \cdot \sum_{s \geq 1} \frac{1}{s} \rightarrow \infty.$$

## Vorlesung 6

Sa 01 Mai 2021 09:18

**Beispiel.**



## Stichwortverzeichnis

- $\sigma$ -Algebra, 7
- Algebra, 6
- Bernoulli-Verteilung mit  
Parameter  $p$ , 17
- Binomialverteilung mit  
Parametern  $n$  und  $p$ ,  
18
- Brown'sche Bewegung, 4
- diskrete Zufallsvariable, 15
- Elementarereignisse, 5
- empirische Häufigkeit, 15
- empirische Mittelwert, 23
- empirische Verteilung, 15
- Ereignisse, 5
- Ergebnissen, 5
- Erwartungswert, 24
- Gegenereignis, 6
- Gleichverteilung, 13
- Komplement von  $A$ , 6
- Massenfunktion, 16
- Messraum, 7
- Modellierung, 4
- Poisson-Verteilung mit  
Parameter  $\lambda$ , 21
- relative Häufigkeit, 15
- unabhängig, 19
- Unabhängigkeit, 19
- Verteilung von  $X$ , 16
- Wahrscheinlichkeitsraum  
( $\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}$ ), 8
- Wahrscheinlichkeitsverteilung, 7
- Wahrscheinlichkeitsverteilung  
(auch W-maß), 5
- Zufall, 3
- Zufallsexperiment, 5
- zufällige Stöße, 4