

AnW - Woche 5

Heute:

I. Kurze Kommentare zum Peergrading

II. Theory Recap

- Bemerkungen und Konventionen
- Bedingte Wahrscheinlichkeit (Bayes)
- Unabhängigkeit
- Zufallsvariablen
- Erwartungswert
- Indikatorvariablen
- Bernoulli-Verteilung, Binomialverteilung
- Geometrische Verteilung

III. Übung

IV. Kahoot

I. Peergrading

Auch wenn die Lösung perfekt ist, könnt ihr Feedback geben!

II. Theory Recap - Wahrscheinlichkeit

Es gibt 2 Versionen der Siebformel im Skript:

Satz 1.35, der nur Aussagen über die Kardinalität einer Vereinigung $\bigcup_{i=1}^n A_i$ macht.

Satz 2.5: Aussage über die Wahrscheinlichkeitsverteilung von $\bigcup_{i=1}^n A_i$.

Aus 2.5 folgt 1.35 mit einem Laplace-Modell.

$$\left(\text{i.e. } \Pr[E] = \frac{|E|}{|\Omega|}, \forall E \subseteq \Omega \right)$$

Grundsätzlich ordnet $\Pr[\cdot]$ jedem Ereignis eine reelle Zahl zu.

In klassischer W'keitstheorie (4. Semester), werdet ihr sehen, dass $\Pr = P$ eine Funktion

$P: \mathcal{F} \rightarrow \mathbb{R}$ ist,

wobei $\mathcal{F} \subseteq \mathcal{P}(\Omega)$ und 3 Bedingungen (Axiome von Kolmogorov) erfüllt. (und P ebenfalls gewisse Bed. erfüllt)

Für diese Vorlesung nicht weiter wichtig,
Nehmt einfach die Def. 2.1 aus dem Skript.

Nicht relevant für die Prüfung

Definition 2.1. Ein *diskreter Wahrscheinlichkeitsraum* ist bestimmt durch eine *Ergebnismenge* $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots\}$ von *Elementarereignissen*. Jedem Elementarereignis ω_i ist eine (*Elementar-*)*Wahrscheinlichkeit* $\Pr[\omega_i]$ zugeordnet, wobei wir fordern, dass $0 \leq \Pr[\omega_i] \leq 1$ und

$$\sum_{\omega \in \Omega} \Pr[\omega] = 1. \quad \leftarrow$$

Eine Menge $E \subseteq \Omega$ heisst *Ereignis*. Die Wahrscheinlichkeit $\Pr[E]$ eines Ereignisses ist definiert durch

$$\Pr[E] := \sum_{\omega \in E} \Pr[\omega].$$

Ist E ein Ereignis, so bezeichnen wir mit $\bar{E} := \Omega \setminus E$ das *Komplementärereignis* zu E .

In dieser Vorlesung ist Ω meistens endlich, sonst abzählbar unendlich. (Bei überabzählbaren Mengen treten Schwierigkeiten auf, die in dieser Vorlesung nicht behandelt werden.)

Bmk: Die vollständige (mathematische) Beschreibung eines W'keitraumes ist bei den meisten Anwendungen recht umständlich und kompliziert.

Bsp. Kartenspiel wo zwei Spieler je 5 Karten erhalten.

$$\Omega := \{(X, Y) \mid X, Y \subseteq C, X \cap Y = \emptyset, |X| = |Y| = 5, \\ \text{wobei } C = \{\clubsuit, \spadesuit, \heartsuit, \diamondsuit\} \times \{2, 3, \dots, 9, 10, B, D, K, A\}\}.$$

Da eine solche explizite Darstellung mühsam sein kann, verzichtet man häufig darauf.

Allerdings sollte stets klar sein, wie eine solche Darstellung

im Prinzip anzusehen hätte.

Ähnlich wie bei Ω können wir auch ein Ereignis informell (aber eindeutig) definieren.

Bsp. $E :=$ „Spieler 1 hat 4 Asse“

anstatt $E := \{(X, Y) \in \Omega \mid X = \{(f_1, w_1), \dots, (f_5, w_5)\}$
und $w_1 = \dots = w_4 = A$.

Diese informelle Schreibweise können wir auch wie folgt verwenden:

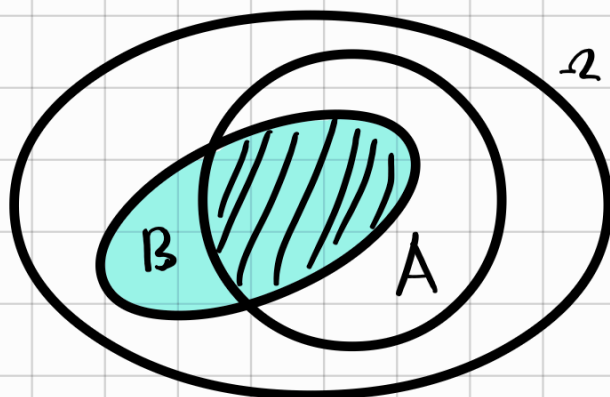
\Pr [„Spieler 1 hat 4 Asse“]
Platzhalter für die Menge E

Bedingte Wahrscheinlichkeit

Intuitiv: Zusätzliche Informationen können die Wahrscheinlichkeiten verändern \downarrow

Definition 2.8. A und B seien Ereignisse mit $\Pr[B] > 0$. Die bedingte Wahrscheinlichkeit $\Pr[A|B]$ von A gegeben B ist definiert durch

$$\Pr[A|B] := \frac{\Pr[A \cap B]}{\Pr[B]}$$



mögliche Ereignisse eingeschränkt auf B .

~ 'Welcher Anteil davon ist auch in A ?'
 $\Rightarrow \Pr[A|B]$

Bmk: $\Pr[B|B] = 1, \Pr[B|\bar{B}] = 0$

$$\Pr[A|\Omega] = \Pr[A]$$

Häufig betrachtet man Def 2.8 in einer anderen Form:

$$\Pr[A \cap B] = \Pr[B|A] \cdot \Pr[A] = \Pr[A|B] \cdot \Pr[B]. \quad (2.1)$$

Dann darf $\Pr[B] \geq 0$ sein. (bzw. $\Pr[A] \geq 0$)

Nun können wir dies n -mal erweitern und erhalten

Satz 2.10. (Multiplikationssatz) Seien die Ereignisse A_1, \dots, A_n gegeben. Falls $\Pr[A_1 \cap \dots \cap A_n] > 0$ ist, gilt

$$\Pr[A_1 \cap \dots \cap A_n] = \Pr[A_1] \cdot \Pr[A_2|A_1] \cdot \Pr[A_3|A_1 \cap A_2] \cdots \Pr[A_n|A_1 \cap \dots \cap A_{n-1}].$$

Von (2.1) können wir auch folgendes schlussfolgern.

Satz 2.13. (Satz von der totalen Wahrscheinlichkeit) Die Ereignisse (1) A_1, \dots, A_n seien paarweise disjunkt und es gelte $B \subseteq A_1 \cup \dots \cup A_n$. (2)

Dann folgt

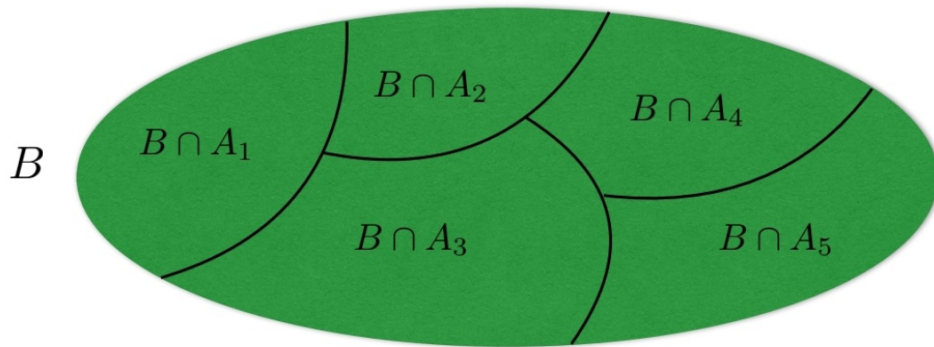
$$\Pr[B] = \sum_{i=1}^n \Pr[B|A_i] \cdot \Pr[A_i].$$

Analog gilt für paarweise disjunkte Ereignisse A_1, A_2, \dots mit $B \subseteq \bigcup_{i=1}^{\infty} A_i$, dass

$$\Pr[B] = \sum_{i=1}^{\infty} \Pr[B|A_i] \cdot \Pr[A_i].$$

Aus (1) folgt $A_1 \cap B, A_2 \cap B, \dots, A_n \cap B$ paarweise disjunkt.

$$\text{Ans (2) folgt } B = \bigcup_{i=1}^n (A_i \cap B)$$



$$\begin{aligned} \Rightarrow \Pr[B] &= \sum_{i=1}^n \Pr[A_i \cap B] && \text{(Additionssatz)} \\ &= \sum_{i=1}^n \Pr[B|A_i] \cdot \Pr[A_i] && (2.1) \end{aligned}$$

□

Zur Erinnerung:

Satz 2.3 (Additionssatz). Wenn die Ereignisse A_1, \dots, A_n paarweise disjunkt sind (also wenn für alle Paare $i \neq j$ gilt, dass $A_i \cap A_j = \emptyset$), so gilt

$$\Pr \left[\bigcup_{i=1}^n A_i \right] = \sum_{i=1}^n \Pr[A_i].$$

(Für eine unendliche Menge von disjunkten Ereignissen A_1, A_2, \dots gilt analog

$$\Pr \left[\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i \right] = \sum_{i=1}^{\infty} \Pr[A_i].$$

Aus dem Satz der totalen Wahrscheinlichkeit und (2.1)

folgt

Satz 2.15. (Satz von Bayes) Die Ereignisse A_1, \dots, A_n seien paarweise disjunkt. Ferner sei $B \subseteq A_1 \cup \dots \cup A_n$ ein Ereignis mit $\Pr[B] > 0$. Dann gilt für ein beliebiges $i = 1, \dots, n$

$$\Pr[A_i|B] = \frac{\Pr[A_i \cap B]}{\Pr[B]} = \frac{\Pr[B|A_i] \cdot \Pr[A_i]}{\sum_{j=1}^n \Pr[B|A_j] \cdot \Pr[A_j]}$$

Analog gilt für paarweise disjunkte Ereignisse A_1, A_2, \dots mit $B \subseteq \bigcup_{i=1}^{\infty} A_i$, dass

$$\Pr[A_i|B] = \frac{\Pr[A_i \cap B]}{\Pr[B]} = \frac{\Pr[B|A_i] \cdot \Pr[A_i]}{\sum_{j=1}^{\infty} \Pr[B|A_j] \cdot \Pr[A_j]}$$

Unabhängigkeit

Wir definieren Unabhängigkeit wie folgt:

Definition 2.18. Die Ereignisse A und B heißen *unabhängig*, wenn gilt

$$\Pr[A \cap B] = \Pr[A] \cdot \Pr[B].$$

Wenn $\Pr[B] \neq 0$ können wir aus der Def. folgendes folgern

$$\Pr[A \cap B] = \Pr[A] \cdot \Pr[B]$$

$$\Leftrightarrow \frac{\Pr[A \cap B]}{\Pr[B]} = \Pr[A] \quad (\Pr[B] \neq 0)$$

$$\Leftrightarrow \Pr[A|B] = \Pr[A]$$

Diese Definition von Unabhängigkeit ist äquivalent (\Leftrightarrow) zu Def. 2.18, gdw. $\Pr[B] \neq 0$.

Beispielaufgabe:

Zeige: Für $0 < \Pr[B] < 1$:

$$\Pr[A|B] = \Pr[A|\bar{B}] \Leftrightarrow A, B \text{ unabhängig}$$

$$\frac{\Pr[A \cap B]}{\Pr[B]} = \frac{\Pr[A \cap \bar{B}]}{\Pr[\bar{B}]} \stackrel{\Pr[A]}{\Rightarrow} \Pr[A \cap B] = \Pr[A] \Pr[B]$$

$$\Pr[B] \neq 0$$

$$\Pr[A \cap B] = \frac{\Pr[A \cap \bar{B}]}{1 - \Pr[B]} \Pr[B]$$

$$\Pr[A \cap B] \cdot (1 - \Pr[B]) = \Pr[A \cap \bar{B}] \cdot \Pr[B]$$

$$\Pr[A \cap B] \cdot (1 - \Pr[B]) = (\Pr[A] - \Pr[A \cap B]) \cdot \Pr[B]$$

$$\Pr[A \cap B] - \Pr[A \cap B] \Pr[B] = \Pr[A] \Pr[B] - \Pr[A \cap B] \Pr[B]$$

$$\Pr[A \cap B] = \Pr[A] \Pr[B]$$

Bsp.: Wir werfen eine faire Münze 2-mal nacheinander.

$$\Omega = \{(k,k), (k,z), (z,k), (z,z)\}$$

$A :=$ "1. Wurf zeigt Kopf" ($= \{(k,z), (k,k)\}$)

$B :=$ "2. Wurf zeigt Kopf" ($= \{(k,k), (z,k)\}$)

$C :=$ "Die 2 Würfe sind verschieden" ($= \{(k,z), (z,k)\}$)

$$\Pr[A \cap B] = \Pr[\{(k,k)\}] = \frac{1}{4} = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{2} = \Pr[A] \cdot \Pr[B]$$

$$\Pr[A \cap C] = \frac{1}{4} = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{2} = \Pr[A] \cdot \Pr[C]$$

$$\Pr[B \cap C] = \frac{1}{4} = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{2} = \Pr[B] \cdot \Pr[C]$$

\Rightarrow A, B sind unabhängig. B, C sind unabhängig.
 A, C sind unabhängig.

Aber: A, B, C sind nicht unabhängig.

Insbesondere gilt, dass wenn 2 eintreten, das 3. Ereignis nicht eintreten kann, da $A \cap B \cap C = \emptyset$.

$$\Rightarrow \Pr[A \cap B \cap C] = 0 \neq \frac{1}{8} = \Pr[A] \cdot \Pr[B] \cdot \Pr[C]$$

paarweise Unabhängigkeit ist nicht ausreichend.

Definition 2.22. Die Ereignisse A_1, \dots, A_n heißen *unabhängig*, wenn für alle Teilmengen $I \subseteq \{1, \dots, n\}$ mit $I = \{i_1, \dots, i_k\}$ gilt, dass

$$\Pr[A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_k}] = \Pr[A_{i_1}] \cdot \dots \cdot \Pr[A_{i_k}]. \quad (2.2)$$

(Eine unendliche Familie von Ereignissen A_i mit $i \in \mathbb{N}$ heisst unabhängig, wenn (2.2) für jede endliche Teilmenge $I \subseteq \mathbb{N}$ erfüllt ist.)

Alle Teilmengen überprüfen / berechnen könnte man mit Bitstrings (wie bei Hamilton DP Woche 02 gezeigt)

Lemma 2.23. Die Ereignisse A_1, \dots, A_n sind genau dann unabhängig, wenn für alle $(s_1, \dots, s_n) \in \{0, 1\}^n$ gilt, dass

$$\Pr[A_1^{s_1} \cap \dots \cap A_n^{s_n}] = \Pr[A_1^{s_1}] \cdots \Pr[A_n^{s_n}], \quad (2.3)$$

wobei $A_i^0 = \bar{A}_i$ und $A_i^1 = A_i$.

Nützliches Lemma

Lemma 2.24. Seien A , B und C unabhängige Ereignisse. Dann sind auch $A \cap B$ und C bzw. $A \cup B$ und C unabhängig.

Beweis (siehe Skript S. 107)

Brnk: disjunkt $\not\Rightarrow$ unabhängig
 unabhängig $\not\Rightarrow$ disjunkt

Zufallsvariablen

Eine Zufallsvariable X ist eine Funktion

$$X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$$

Wir definieren (für diskrete Wertebereiche) den Wertebereich einer Zufallsvariable:

$$W_x = \{ z \in \mathbb{R} \mid \exists \omega \in \Omega \text{ mit } X(\omega) = z \} \quad (\hat{=} X(\Omega))$$

Bildraum der Abbildung

Beispiel: Wir werfen eine faire Münze 3-mal,

$$\text{Dann ist } \Omega = \{K, Z\}^3$$

Die Zufallsvariable Y betrachte die Gesamtanzahl der Würfe mit Ergebnis 'K' und quadriere diese.

$$\text{Beispielsweise wäre } Y(\underbrace{(K, Z, K)}_{\omega \in \Omega}) = 4$$

$$Y(\underbrace{(K, K, K)}_{\omega \in \Omega}) = 9$$

$$\text{Dann wäre } W_Y = \{0, 1, 4, 9\}$$

Wie bei den Beschreibungen der W'keitsräume haben sich auch bei den Zufallsvariablen einige Konventionen eingebürgert.

Meistens interessieren wir uns für Ereignisse wo die Zufallsvariable einen gewissen Wert annimmt.

z. Bsp.: $E_y = \{ \omega \in \Omega \mid X(\omega) = y \}$ ($= X^{-1}(y)$)

Meistens schreiben wir aber ' $X=y$ '. (intuitiver)

$$\Rightarrow \Pr[E_y] = \Pr[X=y]$$

Analog steht ' $X \leq y$ ' für das Ereignis $D = \{ \omega \in \Omega \mid X(\omega) \leq y \}$

$$\Pr['X \cdot Y = z'] = \Pr[\{ \omega \in \Omega \mid X(\omega) \cdot Y(\omega) = z \}]$$

Mit dieser Notation können wir für jede Zufallsvariable zwei Funktionen definieren:

Dichte(-funktion)

$$f_x: \mathbb{R} \rightarrow [0,1], \quad x \mapsto \Pr[X=x]$$

Verteilungs(-funktion)

$$F_x: \mathbb{R} \rightarrow [0,1], \quad x \mapsto \sum_{y \in W_x: y \leq x} \Pr[X=y]$$

$\Pr[X \leq x]$

Beispielaufgabe

Wir werfen zwei faire 6-seitige Würfel.
Falls die Augenzahlen gleich sind, werfen wir eine faire Münze
4 Mal, sonst 2 Mal. Wenn die Anzahl Köpfe und Zahlen gleich ist,
was ist die Wahrscheinlichkeit, dass wir die Münze 4 Mal geworfen
haben?

Ereignisse sauber definieren!

Sei

$A = \text{"Köpfe und Zahlen gleich"}$

$B = \text{"Augenzahl gleich"} = \text{"4 Mal Münze werfen"}$

Wir berechnen

$$\Pr[B|A] = \frac{\Pr[B \cap A]}{\Pr[A]}$$

$$\Pr[B \cap A] = \Pr[B \cap A | B] \cdot \Pr[B]$$

$$\begin{aligned} &= \frac{\binom{4}{2}}{2^4} \cdot \frac{6}{36} \\ &= \frac{6}{2^4} \cdot \frac{1}{6} = \frac{1}{2^4} \end{aligned}$$

2 Münzwürfe
Kopf von 4

6 von 36
Würfelpaaren
(alle gleichwahrscheinlich)

$$Pr[A] = Pr[A|B] \cdot Pr[B] + Pr[A|\bar{B}] \cdot Pr[\bar{B}] \quad (\text{Satz der totalen W'keit})$$

$$= \frac{\binom{4}{2}}{2^4} \cdot \frac{6}{36} + \frac{\binom{2}{1}}{2^2} \cdot \frac{30}{36}$$

$$= \frac{1}{2^4} + \frac{1}{2} \cdot \frac{5}{6}$$

$$= \frac{1}{16} + \frac{5}{12}$$

$$= \frac{3 + 20}{48} = \frac{23}{48}$$

$$Pr[B|A] = \frac{Pr[B \cap A]}{Pr[A]} = \frac{\frac{1}{16}}{\frac{23}{48}} = \frac{3}{23}$$

Erwartungswert

Wir möchten meistens einen "Durchschnittswert" finden, den eine Zufallsvariable annimmt.

Definition 2.27. Zu einer Zufallsvariablen X definieren wir den Erwartungswert $\mathbb{E}[X]$ durch

$$\mathbb{E}[X] := \sum_{x \in W_X} \underbrace{x}_{\text{W'keit, das } x \text{ eintritt}} \cdot \underbrace{\Pr[X = x]}_{\text{W'keit, das } x \text{ eintritt}},$$

sofern die Summe absolut konvergiert. Ansonsten sagen wir, dass der Erwartungswert undefiniert ist.

Wir erinnern uns, dass ' $X=x$ ' nur ein Platzhalter für die Ereignismenge

$$E_x = \{\omega \in \Omega \mid X(\omega) = x\} \text{ ist.}$$

$$\Rightarrow \Pr[X=x] = \sum_{\omega \in E_x} \Pr[\omega] \quad \text{per Def. von } \Pr[\cdot] \text{ für Mengen}$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow \mathbb{E}[X] &= \sum_{x \in W_X} \sum_{\omega \in E_x} x \cdot \Pr[\omega] \\ &= \sum_{x \in W_X} \sum_{\omega \in E_x} X(\omega) \cdot \Pr[\omega] \end{aligned}$$

Da $\bigcup_{x \in W_X} E_x = \Omega$ und $E_x \cap E_y = \emptyset$ für $x \neq y \in W_X$

Lemma 2.29. Ist X eine Zufallsvariable, so gilt:

$$\mathbb{E}[X] = \sum_{\omega \in \Omega} X(\omega) \cdot \Pr[\omega].$$

Beispiel: Für unsere ZV Y mit $\Omega = \{k, z\}^3$ und Münzwurf fair, gilt:

$$\begin{aligned}
E(Y) &= 0 \cdot \Pr[Y=0] + 1 \cdot \Pr[Y=1] + 4 \cdot \Pr[Y=4] + 9 \cdot \Pr[Y=9] \\
&= 0 + 1 \cdot \Pr[\{(k,z,z), (z,k,z), (z,z,k)\}] \\
&\quad + 4 \cdot \Pr[\{(k,k,z), (k,z,k), (z,k,k)\}] \\
&\quad + 9 \cdot \Pr[\{(k,k,k)\}] \\
&= 1 \cdot \frac{3}{8} + 4 \cdot \frac{3}{8} + 9 \cdot \frac{1}{8} = \frac{24}{8} = \underline{\underline{3}}
\end{aligned}$$

Für Zufallsvariablen X , die nur auf \mathbb{N}_0 abbilden, gilt:

$$X: \Omega \rightarrow \mathbb{N}_0$$

$$E[X] = \sum_{x \in W_X} x \cdot \Pr[X=x] = \sum_{i=0}^{\infty} i \cdot \Pr[X=i] \quad (1)$$

da $W_X \subseteq \mathbb{N}_0$,

Es folgt auch

Satz 2.30. Sei X eine Zufallsvariable mit $W_X \subseteq \mathbb{N}_0$. Dann gilt

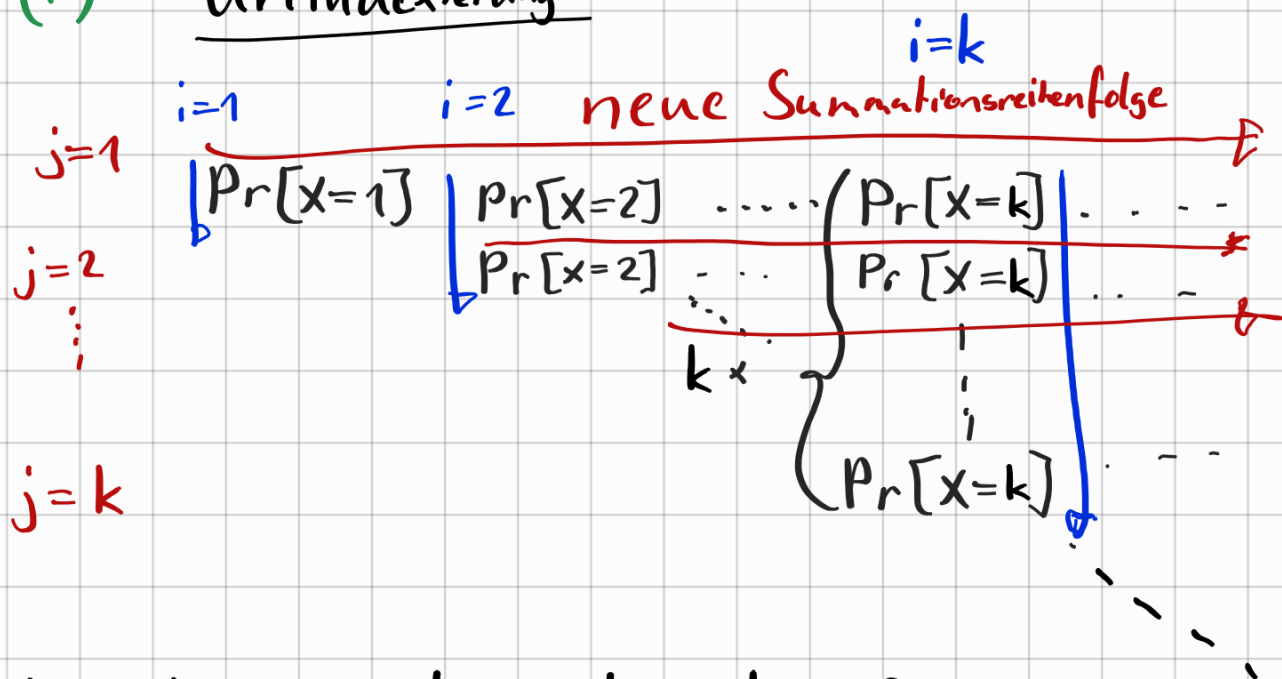
$$E[X] = \sum_{i=1}^{\infty} \Pr[X \geq i].$$

Beweis: Per (1)

$$E[X] = \sum_{i=0}^{\infty} i \cdot \Pr[X=i] = \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=1}^i \Pr[X=i]$$

$$\stackrel{(*)}{=} \sum_{j=1}^{\infty} \sum_{i=j}^{\infty} \Pr[X=i] = \sum_{j=1}^{\infty} \Pr[X \geq j] \quad \square$$

(*) Umindexierung:



Man bemerke, dass da alle Summanden ≥ 0 sind, die Summe absolut konvergent ist.

\Rightarrow Diese Umordnung verandert demzufolge das Resultat nicht.

Linearitat des Erwartungswertes

Wun kommt der wichtigste Grund, warum wir meist lieber mit einer Summe von simpleren Zufallsvariablen rechnen, als mit einer einzigen komplexeren Zufallsvariable.

Satz 2.33. (Linearitat des Erwartungswertes) Fur Zufallsvariablen X_1, \dots, X_n und $X := a_1 X_1 + \dots + a_n X_n + b$ mit $a_1, \dots, a_n, b \in \mathbb{R}$ gilt

$$\mathbb{E}[X] = a_1 \mathbb{E}[X_1] + \dots + a_n \mathbb{E}[X_n] + b.$$

Beweis: Per Lemma 2.29 (siehe oben)

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

Da $X := a_1 X_1 + \dots + a_n X_n + b$

$$\mathbb{E}[X] = \sum_{\omega \in \Omega} (a_1 X_1(\omega) + \dots + a_n X_n(\omega) + b) \cdot \Pr[\omega]$$

$$= \sum_{\omega \in \Omega} a_1 X_1(\omega) \Pr[\omega] + \dots + \sum_{\omega \in \Omega} a_n X_n(\omega) \Pr[\omega] + \sum_{\omega \in \Omega} b \Pr[\omega]$$

$$= a_1 \cdot \mathbb{E}[X_1] + \dots + a_n \mathbb{E}[X_n] + b \cdot 1$$

□

Die Linearität gilt in jedem Fall. Ob X_1, \dots, X_n abhängig oder unabhängig sind, spielt keine Rolle!

Deswegen ist diese Eigenschaft so interessant!

Indikatorvariablen

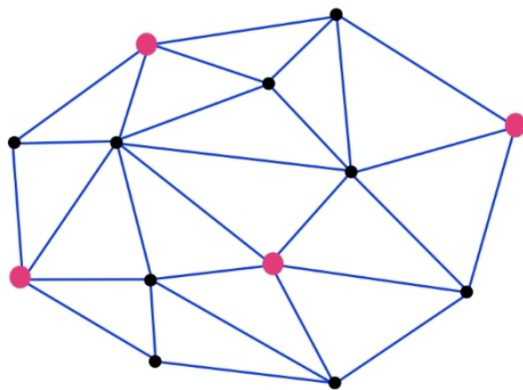
Beobachtung 2.35. Für ein Ereignis $A \subseteq \Omega$ ist die zugehörige Indikatorvariable X_A definiert durch:

$$X_A(\omega) := \begin{cases} 1, & \text{falls } \omega \in A \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases}$$

Für den Erwartungswert von X_A gilt: $\mathbb{E}[X_A] = \Pr[A]$.

Eine kompliziertere Zufallsvariable als Summe von mehreren einfacheren Indikatorvariablen darzustellen, lässt komplexe Probleme plötzlich einfach erscheinen.

Beispiel: Stabile Mengen



Formal:

$S \subseteq V$ ist stabil

\Leftrightarrow

$G[S]$ enthält
keine Kanten

stabile Menge \triangleq Knoten, die nicht durch Kanten verbunden sind

Randomisierter Algorithmus mit 2 Schritten.

1. Für jeden Knoten $v \in V$, fügen wir ihn mit Wahrscheinlichkeit p zu S hinzu.
2. Für alle Kanten noch in $G[S]$ entfernen wir einen der beiden Knoten aus S .

Sei $X_v = "v \in S \text{ nach dem 1. Schritt}"$ eine Indikatorvariable für alle $v \in V$ und $X = \sum_{v \in V} X_v$. ($X = "Knoten in S \text{ nach 1. Schritt}"$)

Für eine beliebige Kante $e = \{u, v\} \in E$, definieren wir eine Indikatorvariable $Y_e = \begin{cases} 1 & \text{if } X_u = X_v = 1 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$

Sei also $Y = \sum_{e \in E} Y_e$ die Anzahl Kanten in $G[S]$ nach dem 1. Schritt.

Sei $T = "Anzahl Knoten in S \text{ nach beiden Schritten}"$.

$$T \geq X - Y \Rightarrow \mathbb{E}[T] \geq \mathbb{E}[X] - \mathbb{E}[Y]$$

$$\mathbb{E}[X] = \sum_{v \in V} \mathbb{E}[X_v] = \sum_{v \in V} p = n \cdot p$$

$$\mathbb{E}[Y] = \sum_{e \in E} \mathbb{E}[Y_e] = \sum_{e \in E} p^2 = m \cdot p^2$$

$$\Rightarrow \mathbb{E}[S] \geq f(p) := np - mp^2$$

$$f'(p) = n - 2mp$$

$$f'(p) = 0 \text{ für } p = \frac{n}{2m}$$

Da $f''(p) = -2m < 0$ hat $f(p)$ ein **Maximum**
für $p = \frac{n}{2m}$.

$$\Rightarrow \mathbb{E}[S] \geq \frac{n^2}{2m} - \frac{m \cdot n^2}{4m^2} = \frac{2n^2 - n^2}{4m} = \underline{\underline{\frac{n^2}{4m}}}$$

$$\left(\text{für } p = \frac{n}{2m} \right)$$

Wenn G d -regulär $\left(m = n \cdot \frac{d}{2} \right)$

$$\mathbb{E}[S] \geq \frac{n^2}{4 \cdot n \cdot \frac{d}{2}} = \frac{n}{2d}$$

Bemerkung: $\text{Var}[X \cdot Y] \neq \text{Var}[X] \cdot \text{Var}[Y]$ im Allg.

Verteilungen

Zur Erinnerung: Für eine Zufallsvariable $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$:

Dichtefunktion: $f_x(k) = \text{Pr}[X=k]$

Verteilungsfunktion: $F_x(k) = \text{Pr}[X \leq k]$

$X \sim \text{Bernoulli}(p)$

$$f_x(k) = \begin{cases} p & \text{für } k=1 \\ 1-p & \text{für } k=0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad \begin{array}{l} \text{Pr}[X=1] = p \\ \text{Pr}[X=0] = 1-p \end{array}$$

$$E[X] = 1 \cdot p + 0 \cdot (1-p) = p$$

$$\begin{aligned} \text{Var}[X] &= E(X^2) - E(X)^2 \\ &= (1^2 \cdot p + 0^2 \cdot (1-p)) - p^2 \\ &= p - p^2 = p(1-p) \end{aligned}$$

Intuition: Eine binomialverteilte Zufallsvariable ist eine Summe von n **unabhängigen** bernoulliverteilten Zufallsvariablen mit gleicher W'keit p .

$$X \sim \text{Bin}(n, p) \sim \sum_{i=1}^n \text{Ber}(p)$$

$$f_X(k) = \begin{cases} \binom{n}{k} p^k \cdot (1-p)^{n-k} & 0 \leq k \leq n, k \in \mathbb{N}_0 \quad \text{Pr}[X=k] \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

$$\text{Pr}[X=k] = \binom{n}{k} \cdot p^k \cdot (1-p)^{n-k}$$

$0 \leq k \leq n, k \in \mathbb{N}_0$

(Note that $X = \sum_{i=1}^n X_i$ mit $X_i \sim \text{Ber}(p) \quad \forall i \in \{1, \dots, n\}$)

$$\mathbb{E}[X] = \mathbb{E}\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n \mathbb{E}(X_i) = np$$

↑
per Linearität des Erwartungswertes.

$$\text{Var}[X] = \text{Var}\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) \stackrel{X_i \text{ unabhängig}}{=} \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i) = np(1-p)$$

$$X \sim P_0(\lambda)$$

$$f_X(i) = \begin{cases} e^{-\lambda} \cdot \frac{\lambda^i}{i!} & \text{für } i \in \mathbb{N}_0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad \text{Pr}[X=i]$$

$$\mathbb{E}[X] = \lambda$$



Herleitung

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[X] &= \sum_{i=0}^{\infty} i \cdot e^{-\lambda} \cdot \frac{\lambda^i}{i!} && \text{(da } W_X \subseteq \mathbb{N}_0) \\ &= \sum_{i=1}^{\infty} i \cdot e^{-\lambda} \cdot \frac{\lambda^i}{i!} \\ &= \sum_{i=1}^{\infty} e^{-\lambda} \cdot \frac{\lambda^i}{(i-1)!} = e^{-\lambda} \cdot \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^{k+1}}{k!} \\ &= \lambda \cdot e^{-\lambda} \cdot \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^k}{k!} = \lambda \cdot e^{-\lambda} \cdot e^{\lambda} \\ &= \underline{\underline{\lambda}} \end{aligned}$$

Potenzreihenentwicklung von e^x . Siehe Analysis.

$$\text{Var}[X] = \mathbb{E}(X^2) - \mathbb{E}(X)^2$$

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

$$= \sum_{i=0}^{\infty} i^2 \text{Pr}[X=i] - \lambda^2 \quad \text{(da } W_X \subseteq \mathbb{N}_0)$$

$$= \sum_{i=0}^{\infty} i^2 \cdot e^{-\lambda} \cdot \frac{\lambda^i}{i!} - \lambda^2$$

$$= \sum_{i=0}^{\infty} i \cdot e^{-\lambda} \frac{\lambda^i}{(i-1)!} - \lambda^2$$

$$= \sum_{i=1}^{\infty} i \cdot e^{-\lambda} \frac{\lambda^i}{(i-1)!} - \lambda^2$$

$$= \sum_{i=0}^{\infty} (i+1) e^{-\lambda} \frac{\lambda^{i+1}}{i!} - \lambda^2$$

$$= \sum_{i=0}^{\infty} \lambda \cdot i e^{-\lambda} \frac{\lambda^i}{i!} + \lambda e^{-\lambda} \frac{\lambda^i}{i!} - \lambda^2$$

$$= \lambda \cdot \sum_{i=0}^{\infty} i e^{-\lambda} \frac{\lambda^i}{i!} + \lambda e^{-\lambda} \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\lambda^i}{i!} - \lambda^2$$

$$= \lambda \cdot \mathbb{E}(X) + \lambda \cdot e^{-\lambda} \cdot e^{\lambda} - \lambda^2$$

Potenzreihenentw. v. e^{λ}

$$= \lambda^2 + \lambda - \lambda^2 = \lambda$$

Bin $(n, \frac{\lambda}{n}) \rightarrow P_0(\lambda)$
für $n \rightarrow \infty$

$$X \sim \text{Geo}(p)$$

Intuition: Wir versuchen etwas mit Erfolgswahrscheinlichkeit p so lange bis wir Erfolg haben.

$$f_x(i) = \begin{cases} p(1-p)^{i-1} & \text{für } i \in \mathbb{N} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad \text{Pr}[X=i]$$

$$E[X] = \frac{1}{p}$$



$$E[X] = \sum_{i=0}^{\infty} i \cdot \text{Pr}[X=i] = \sum_{i=1}^{\infty} i \cdot \text{Pr}[X=i]$$

$$= \sum_{i=1}^{\infty} i \cdot p \cdot (1-p)^{i-1} = p \cdot \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\partial}{\partial p} \left(-(1-p)^i \right)$$

$$= (-p) \cdot \frac{\partial}{\partial p} \left(\sum_{i=0}^{\infty} (1-p)^i \right) = (-p) \cdot \frac{\partial}{\partial p} \left(\frac{1}{p} \right)$$

$$= (-p) \cdot \left(-\frac{1}{p^2} \right) = \frac{1}{p}$$

$$\text{Alternatively: } E[X] = \sum_{i=1}^{\infty} i \cdot \overbrace{p \cdot (1-p)^{i-1}}^{\text{Pr}[X=i]} = \sum_{i=0}^{\infty} (i+1) \cdot p \cdot (1-p)^i$$

$$= \sum_{i=0}^{\infty} i \cdot p \cdot (1-p)^i + \sum_{i=1}^{\infty} p \cdot (1-p)^{i-1}$$

$$= (1-p) \cdot \sum_{i=0}^{\infty} i \cdot p \cdot (1-p)^{i-1} + \sum_{i=1}^{\infty} \text{Pr}[X=i]$$

$$= (1-p) E[X] + 1$$

$$\Rightarrow E[X] - (1-p)E[X] = 1$$

$$\Rightarrow p E[X] = 1$$

$$E[X] = \frac{1}{p}$$

$$\text{Var}[X] = E(X^2) - E(X)^2$$

$$= \sum_{i=1}^{\infty} i^2 \cdot p \cdot (1-p)^{i-1} - E(X)^2$$

$$= p \cdot \left(\sum_{i=1}^{\infty} (i+1)i (1-p)^{i-1} - \sum_{i=1}^{\infty} i (1-p)^{i-1} \right) - E(X)^2$$

$$= p \cdot \left(\sum_{i=1}^{\infty} \frac{\partial^2}{\partial p^2} \left((1-p)^{i+1} \right) + \frac{\partial}{\partial p} \left((1-p)^i \right) \right) - E(X)^2$$

$$= p \cdot \left(\frac{\partial^2}{\partial p^2} \left(\sum_{i=1}^{\infty} (1-p)^{i+1} \right) + \frac{\partial}{\partial p} \left(\sum_{i=1}^{\infty} (1-p)^i \right) \right) - E(X)^2$$

$$= p \cdot \left(\frac{\partial^2}{\partial p^2} \left(\sum_{i=0}^{\infty} (1-p)^{i+2} \right) + \frac{\partial}{\partial p} \left(\sum_{i=0}^{\infty} (1-p)^{i+1} \right) \right) - \frac{1}{p^2}$$

$$= p \cdot \left(\frac{\partial^2}{\partial p^2} (1-p)^2 \cdot \frac{1}{p} + \frac{\partial}{\partial p} (1-p) \cdot \frac{1}{p} \right) - \frac{1}{p^2}$$

$$= p \cdot \left(\frac{\partial^2}{\partial p^2} \left(\frac{1-2p+p^2}{p} \right) + \frac{\partial}{\partial p} \left(\frac{1}{p} - 1 \right) \right) - \frac{1}{p^2}$$

$$= p \cdot \left(\frac{2}{p^3} - 0 + 0 - \frac{1}{p^2} - 0 \right) - \frac{1}{p^2}$$

$$= \frac{2}{p^2} - \frac{1}{p} - \frac{1}{p^2} = \frac{1-p}{p^2}$$

Gedächtnislosigkeit der geometrischen Verteilung:

Satz 2.45. Ist $X \sim \text{Geo}(p)$, so gilt für alle $s, t \in \mathbb{N}$:

$$\Pr[X \geq s+t \mid X > s] = \Pr[X \geq t].$$

$$\Rightarrow E[x] - (1-p)E[x] = 1$$

$$\Rightarrow p E[x] = 1$$

$$E[x] = \frac{1}{p}$$

Übung

Aufgabe 1 – Verteilungen

- (a) Alice und Bob werfen abwechselnd eine Münze. Wer zuerst "Kopf" wirft, gewinnt. Da Alice anfängt, darf Bob eine gezinkte Münze nehmen, die mit Wahrscheinlichkeit $1/2 \leq p \leq 1$ "Kopf" zeigt. Die Münze von Alice ist hingegen fair. Wie hoch ist die Wahrscheinlichkeit, dass Alice gewinnt? Kann man p so wählen, dass das Spiel fair wird?

(b) Sei $X \sim \text{Bin}(n, 2/n)$ eine Binomial-verteilte Zufallsvariable.

(i) Berechnen Sie $\Pr[X = 3]$ für $n = 5, 10, 50, 100, 500$.

(ii) Sei $X' \sim \text{Poi}(\lambda)$. Wie müssen Sie λ wählen, so dass X und X' annähernd gleich verteilt sind (für $n \rightarrow \infty$)? Berechnen Sie $\Pr[X' = 3]$ für dieses spezielle λ .