

# Stochastik für Informatiker



Dr. rer. nat. Johannes Riesterer

## Erwartungswert

Eine reelle Zufallsvariable ist integrierbar und ihr Erwartungswert definiert durch

$$\mathbb{E}(X) := \int_{\Omega} X dP .$$

## Erwartungswert

Ist  $(\Omega, \mathcal{A}, P)$  ein diskreter Wahrscheinlichkeitsraum und  $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  eine eindimensionale reelle Zufallsvariable, so ist

$$\mathbb{E}(X) = \sum_{\omega \in \Omega} X(\omega) \cdot P(\omega)$$

## Transformationsformel

Für eine reelle Zufallsvariable  $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$  und eine integrierbare Funktion  $g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  gilt

$$\mathbb{E}(g \circ X) := \int_{\Omega} g \circ X dP = \int_{\mathbb{R}^n} g dP_X .$$

Ist insbesondere  $f(x) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  eine Dichte für  $P_X$ , so ist

$$\mathbb{E}(X) = \int_{\mathbb{R}^n} x \cdot f(x) d\mu$$

das Lebesgue-Integral der Funktion  $x \cdot f(x)$ .

## Transformationsformel

Für  $g = 1_A$  mit  $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^n)$  ist

$$\begin{aligned}\int 1_A dP_X &= P_X(A) = P(X^{-1}(A)) = \int 1_{X^{-1}(A)} dP \\ &= \int 1_A \circ X dP\end{aligned}$$

Für eine Treppenfunktion  $g = \sum_{i=1}^n c_i 1_{A_i}$  folgt das Ergebnis aus der Linearität des Integrals für Treppenfunktionen. Für integrierbares  $g$  folgt das Resultat mit Hilfe von Konvergenzsätzen für das Integral.

## Beispiel

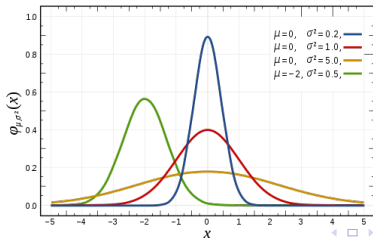
$$\Omega = \{\text{Kopf}, \text{Zahl}\}, P(\text{Kopf}) = P(\text{Zahl}) = \frac{1}{2}, \\ X(\text{Kopf}) = 0, X(\text{Zahl}) = 1$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X) &= 0 \cdot P(X^{-1}(0)) + 1 \cdot P(X^{-1}(1)) \\ &= 0 \cdot P(\text{Kopf}) + 1 \cdot P(\text{Zahl}) = \frac{1}{2} \end{aligned}$$

## Beispiel

Sei  $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ .

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(X) &:= \int_{\mathbb{R}} x \cdot \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} dx \\ &= \int_{\mathbb{R}} (y + \mu) \cdot \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}y^2} dy \\ &= \mu \int_{\mathbb{R}} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}y^2} dy + \int_{\mathbb{R}} y \cdot \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}y^2} dy = \mu\end{aligned}$$



## Eigenschaften

Sind  $X, Y : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$  reelle, integrierbare Zufallsvariablen und  $a, b \in \mathbb{R}$  konstant, so gilt:

$$\mathbb{E}(a \cdot X + b \cdot Y) = a \cdot \mathbb{E}(X) + b \cdot \mathbb{E}(Y)$$

$$X(x) \leq Y(x) \forall x \in \Omega \Rightarrow \mathbb{E}(X) \leq \mathbb{E}(Y)$$

$$X, Y \text{ stoch. unabhängig} \Rightarrow \mathbb{E}(X \cdot Y) = \mathbb{E}(X) \cdot \mathbb{E}(Y)$$

$$\mathbb{E}(1_A) = P(A)$$



## Markov Ungleichung

Sei  $Y : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  eine reelle, integrierbare Zufallsvariablen und  $f : [0, \infty) \rightarrow [0, \infty)$  monoton wachsend. Dann gilt für alle  $\epsilon > 0$  mit  $f(\epsilon) > 0$

$$P(|Y| \geq \epsilon) \leq \frac{\mathbb{E}(f \circ |Y|)}{f(\epsilon)}$$

## Beweis

Da  $f(\epsilon)1_{\{|Y| \geq \epsilon\}} \leq f \circ |Y|$  folgt

$$\begin{aligned} f(\epsilon)P(|Y| \geq \epsilon) &= f(\epsilon)\mathbb{E}(1_{\{|Y| \geq \epsilon\}}) = \mathbb{E}(f(\epsilon)1_{\{|Y| \geq \epsilon\}}) \\ &\leq \mathbb{E}(f \circ |Y|) \end{aligned}$$

## Varianz

Für eine reelle Zufallsvariable ist die Varianz definiert durch

$$\mathbb{V}(X) := \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))^2) .$$

## Verschiebungssatz

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

## Beispiel

Sei  $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ .

$$\begin{aligned}\mathbb{V}(X) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x^2 e^{-\frac{x^2}{2}} dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x(xe^{-\frac{x^2}{2}}) dx \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left( \left[ x(e^{-\frac{x^2}{2}}) \right]_{-\infty}^{\infty} - \int_{-\infty}^{\infty} -e^{-\frac{x^2}{2}} dx \right) = 0 + 1 = 1\end{aligned}$$

LINK: Partielle Integration. Mit "Verschiebungstrick"

$$\Rightarrow \mathbb{V}(X) = \sigma^2.$$

## Tschebyscheff-Ungleichung

Für eine reelle, integrierbare und quadratintegrierbare Zufallsvariablen  $Y : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  gilt:

$$P(|Y - \mathbb{E}(Y)| \geq \epsilon) \leq \frac{\mathbb{V}(Y)}{\epsilon^2}$$

## Beweis

Folgt direkt aus der Markov-Ungleichung mit  $Y' = Y - \mathbb{E}(Y)$  und  $f(x) = x^2$

## Schwaches Gesetz der großen Zahlen

Seien  $X_i : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  unabhängige, reelle Zufallsvariablen (iid, iid(englisch)) mit  $\mathbb{E}(X_i) = \mu < \infty$  und  $\mathbb{V}(X_i) = \sigma < \infty$ , dann gilt

$$P\left(\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \mu\right| \geq \epsilon\right) \leq \frac{\sigma}{n \cdot \epsilon^2} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$$

(stochastische Konvergenz).

## Beweis

Mit  $Y_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \mu$  ist  $\mathbb{E}(Y_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}(X_i - \mu) = 0$  und  $\mathbb{V}(Y_n) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \mathbb{V}(X_i) = \frac{\sigma}{n}$ . Aus der Tschebyscheff-Ungleichung folgt die Behauptung.

# Erwartungswert

