

Vorlesung 5a

Vorlesung 5a

Die Varianz

X sei reellwertige Zufallsvariable
mit endlichem Erwartungswert μ .

X sei reellwertige Zufallsvariable
mit endlichem Erwartungswert μ .

Die **Varianz** von X ist definiert als

X sei reellwertige Zufallsvariable
mit endlichem Erwartungswert μ .

Die **Varianz** von X ist definiert als

$$\mathbf{Var}[X] := \mathbf{E}[(X - \mu)^2],$$

X sei reellwertige Zufallsvariable
mit endlichem Erwartungswert μ .

Die **Varianz** von X ist definiert als

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

die erwartete quadratische Abweichung
der Zufallsvariablen X von ihrem Erwartungswert μ .

Statt $\text{Var}[X]$ schreiben wir auch

$\text{Var}X$

oder

σ_X^2

oder (wenn klar ist, welche Zufallsvariable gemeint ist)

σ^2 .

Wie ändert sich die Varianz,
wenn man X um eine Konstante verschiebt?

Wie ändert sich die Varianz,
wenn man X um eine Konstante verschiebt?

$$\mathbf{Var}[X + d] = \mathbf{E}[\left((X + d) - (\mu + d)\right)^2] = \mathbf{Var}X$$

Wie ändert sich die Varianz,
wenn man X um eine Konstante verschiebt?

$$\text{Var}[X + d] = \mathbf{E}[\left((X + d) - (\mu + d)\right)^2] = \mathbf{Var}X$$

Und wenn man X mit einer Konstanten multipliziert
("skaliert")?

Wie ändert sich die Varianz,
wenn man X um eine Konstante verschiebt?

$$\text{Var}[X + d] = \mathbf{E}[\left((X + d) - (\mu + d)\right)^2] = \mathbf{Var}X$$

Und wenn man X mit einer Konstanten multipliziert
("skaliert")?

$$\text{Var}[cX] = \mathbf{E}[\left(cX - c\mu\right)^2] = c^2 \mathbf{Var}X$$

Die **Standardabweichung (Streuung)** von X
ist die Wurzel aus der Varianz:

Die **Standardabweichung (Streuung)** von X
ist die Wurzel aus der Varianz:

$$\sigma := \sigma_X := \sqrt{\text{Var}X}$$

Die **Standardabweichung (Streuung)** von X
ist die Wurzel aus der Varianz:

$$\begin{aligned}\sigma &:= \sigma_X := \sqrt{\text{Var}X} \\ &= \sqrt{\mathbf{E}[(X - \mu)^2]}.\end{aligned}$$

Die **Standardabweichung (Streuung)** von X
ist die Wurzel aus der Varianz:

$$\begin{aligned}\sigma &:= \sigma_X := \sqrt{\text{Var}X} \\ &= \sqrt{\mathbf{E}[(X - \mu)^2]}.\end{aligned}$$

Sie gibt an, mit welcher „typischen Abweichung“
der Zufallsvariablen X von ihrem Erwartungswert
man rechnen sollte.

Es gilt:

Es gilt:

$$\sigma_{X+d} = \sigma_X,$$

Es gilt:

$$\sigma_{X+d} = \sigma_X,$$

$$\sigma_{cX} = c\sigma_X.$$

Es gilt:

$$\sigma_{X+d} = \sigma_X,$$

$$\sigma_{cX} = c \sigma_X.$$

Man sagt: σ ist ein *Skalenparameter*.

Für Zufallsvariable mit endlichem Erwartungswert gilt:

$$\mathbf{Var}[X] = 0 \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{P}(X = \mathbf{E}[X]) = 1 .$$

Man sagt dann: X ist *fast sicher* konstant.

Für Zufallsvariable mit endlichem Erwartungswert gilt:

$$\mathbf{Var}[X] = 0 \quad \Leftrightarrow \quad \mathbf{P}(X = \mathbf{E}[X]) = 1 .$$

Man sagt dann: X ist *fast sicher* konstant.

Die Äquivalenz sieht man aus $\mathbf{Var}[X] = \mathbf{E}[(X - \mathbf{E}[X])^2]$
und aus dem Satz über die Positivität des Erwartungswertes.

Wie der Erwartungswert ist auch die Varianz von X
durch die Verteilung von X bestimmt:

Wie der Erwartungswert ist auch die Varianz von X
durch die Verteilung von X bestimmt:

Hat X die Verteilungsgewichte $\rho(a)$, $a \in S \subseteq \mathbb{R}$

Wie der Erwartungswert ist auch die Varianz von X
durch die Verteilung von X bestimmt:

Hat X die Verteilungsgewichte $\rho(a)$, $a \in S \subseteq \mathbb{R}$
und Erwartungswert μ , so ist

Wie der Erwartungswert ist auch die Varianz von X
durch die Verteilung von X bestimmt:

Hat X die Verteilungsgewichte $\rho(a)$, $a \in S \subseteq \mathbb{R}$
und Erwartungswert μ , so ist

$$\mathbf{Var} X = \sum_{a \in S} (a - \mu)^2 \rho(a) .$$

Beispiel:

Eine faire Münze wird einmal geworfen.

Beispiel:

Eine faire Münze wird einmal geworfen.

$$\mathbf{P}(Z = 1) = \mathbf{P}(Z = 0) = \frac{1}{2}.$$

Var Z

Beispiel:

Eine faire Münze wird einmal geworfen.

$$\mathbf{P}(Z = 1) = \mathbf{P}(Z = 0) = \frac{1}{2}.$$

$\mathbf{Var} Z$

$$= \frac{1}{2}\left(0 - \frac{1}{2}\right)^2 + \frac{1}{2}\left(1 - \frac{1}{2}\right)^2 = \frac{1}{4}$$

Beispiel:

Eine faire Münze wird einmal geworfen.

$$\mathbf{P}(Z = 1) = \mathbf{P}(Z = 0) = \frac{1}{2}.$$

Var Z

$$= \frac{1}{2}\left(0 - \frac{1}{2}\right)^2 + \frac{1}{2}\left(1 - \frac{1}{2}\right)^2 = \frac{1}{4}$$

$$\text{Oder: } \left(Z - \frac{1}{2}\right)^2 \equiv \frac{1}{4}, \quad \mathbf{Var } Z = \frac{1}{4}.$$

Beispiel:

Eine faire Münze wird zweimal geworfen.

$$\text{Var} [Z_1 + Z_2]$$

$$= \frac{1}{4}(0 - 1)^2 + \frac{1}{2}(1 - 1)^2 + \frac{1}{4}(2 - 1)^2$$

$$= 2 \cdot \frac{1}{4}$$

Beispiel:

Eine faire Münze wird dreimal geworfen.

$$\text{Var} [Z_1 + Z_2 + Z_3]$$

$$= \frac{1}{8} \left(0 - \frac{3}{2}\right)^2 + \frac{3}{8} \left(1 - \frac{3}{2}\right)^2 + \frac{3}{8} \left(2 - \frac{3}{2}\right)^2 + \frac{1}{8} \left(3 - \frac{3}{2}\right)^2$$

$$= \frac{1}{8} \cdot \frac{9 + 3 + 3 + 9}{4} = 3 \cdot \frac{1}{4}$$

Fairer Münzwurf:

$$\text{Var } Z_1 = \frac{1}{4}$$

$$\text{Var } [Z_1 + Z_2] = 2 \cdot \frac{1}{4}$$

$$\text{Var } [Z_1 + Z_2 + Z_3] = 3 \cdot \frac{1}{4}$$

Beispiel:

Eine p -Münze wird einmal geworfen.

$$\mathbf{P}(Z = 1) = p, \quad \mathbf{P}(Z = 0) = q$$

Beispiel:

Eine p -Münze wird einmal geworfen.

$$\mathbf{P}(Z = 1) = p, \quad \mathbf{P}(Z = 0) = q$$

$$\mathbf{Var}[Z] = ?$$

Beispiel:

Eine p -Münze wird einmal geworfen.

$$\mathbf{P}(Z = 1) = p, \quad \mathbf{P}(Z = 0) = q$$

$$\mathbf{Var}[Z] = ?$$

$$q(0 - p)^2 + p(1 - p)^2 = qp^2 + pq^2$$

Beispiel:

Eine p -Münze wird einmal geworfen.

$$\mathbf{P}(Z = 1) = p, \quad \mathbf{P}(Z = 0) = q$$

$$\mathbf{Var}[Z] = ?$$

$$q(0 - p)^2 + p(1 - p)^2 = qp^2 + pq^2$$

$$= pq(p + q) = pq.$$

Beispiel:

Eine p -Münze wird einmal geworfen.

$$\mathbf{P}(Z = 1) = p, \quad \mathbf{P}(Z = 0) = q$$

$$\mathbf{Var}[Z] = ?$$

$$q(0 - p)^2 + p(1 - p)^2 = qp^2 + p^2$$

$$= pq(p + q) = pq.$$

Aufgabe:

Eine p -Münze wird n -mal geworfen.

$$\text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_n] = ?$$

Das möchte man nicht mehr per Hand ausrechnen.

Aufgabe:

Eine p -Münze wird n -mal geworfen.

$$\text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_n] = ?$$

Das möchte man nicht mehr per Hand ausrechnen.

Es gibt hilfreiche Formeln.

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

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

Denn:

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

Denn:

$$\mathbf{E}[(X - \mu)^2] = \mathbf{E}[X^2 - 2\mu X + \mu^2]$$

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

Denn:

$$\mathbf{E}[(X - \mu)^2] = \mathbf{E}[X^2 - 2\mu X + \mu^2]$$

$$= \mathbf{E}[X^2] - 2\mu\mathbf{E}[X] + \mu^2$$

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

Denn:

$$\mathbf{E}[(X - \mu)^2] = \mathbf{E}[X^2 - 2\mu X + \mu^2]$$

$$= \mathbf{E}[X^2] - 2\mu\mathbf{E}[X] + \mu^2$$

(wegen Linearität des Erwartungswertes)

Aus der Gleichheit

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

folgt

Aus der Gleichheit

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

folgt

$$\text{Var}[X] = \mathbf{E}[X(X - 1)] + \mathbf{E}[X] - \mathbf{E}[X]^2$$

Beispiel: Sei X eine $\text{Bin}(n, p)$ -verteilte Zufallsvariable

Beispiel: Sei X eine $\text{Bin}(n, p)$ -verteilte Zufallsvariable

$$\text{Var } X = ?$$

Beispiel: Sei X eine $\text{Bin}(n, p)$ -verteilte Zufallsvariable

$$\text{Var } X = ?$$

$$\mathbf{E}[X(X - 1)] = \sum_{k=0}^n k(k - 1) \binom{n}{k} p^k q^{n-k}$$

Beispiel: Sei X eine $\text{Bin}(n, p)$ -verteilte Zufallsvariable

$$\text{Var } X = ?$$

$$\begin{aligned} \mathbf{E}[X(X - 1)] &= \sum_{k=0}^n k(k - 1) \binom{n}{k} p^k q^{n-k} \\ &= n(n - 1)p^2 \sum_{k=2}^n \binom{n - 2}{k - 2} p^{k-2} q^{(n-2)-(k-2)} \end{aligned}$$

Beispiel: Sei X eine $\text{Bin}(n, p)$ -verteilte Zufallsvariable

$$\text{Var } X = ?$$

$$\begin{aligned} \mathbf{E}[X(X - 1)] &= \sum_{k=0}^n k(k - 1) \binom{n}{k} p^k q^{n-k} \\ &= n(n - 1) p^2 \sum_{k=2}^n \binom{n - 2}{k - 2} p^{k-2} q^{(n-2)-(k-2)} \end{aligned}$$

Beispiel: Sei X eine $\text{Bin}(n, p)$ -verteilte Zufallsvariable

$$\text{Var } X = ?$$

$$\begin{aligned} \mathbf{E}[X(X - 1)] &= \sum_{k=0}^n k(k - 1) \binom{n}{k} p^k q^{n-k} \\ &= n(n - 1)p^2 \sum_{k=2}^n \binom{n - 2}{k - 2} p^{k-2} q^{(n-2)-(k-2)} \\ &= n(n - 1)p^2 . \end{aligned}$$

$$\mathbf{E}[X(X - 1)] = n(n - 1)p^2.$$

$$\mathbf{E}[X(X - 1)] = n(n - 1)p^2.$$

$$\mathbf{Var}[X]$$

$$= \mathbf{E}[X(X - 1)] + \mathbf{E}[X] - \mathbf{E}[X]^2$$

$$\mathbf{E}[X(X - 1)] = n(n - 1)p^2.$$

$$\mathbf{Var}[X]$$

$$= \mathbf{E}[X(X - 1)] + \mathbf{E}[X] - \mathbf{E}[X]^2$$

$$= n(n - 1)p^2 + np - (np)^2 = np - np^2 = npq.$$

$$\mathbf{E}[X(X - 1)] = n(n - 1)p^2.$$

$$\mathbf{Var}[X]$$

$$= \mathbf{E}[X(X - 1)] + \mathbf{E}[X] - \mathbf{E}[X]^2$$

$$= n(n - 1)p^2 + np - (np)^2 = np - np^2 = npq.$$

Fazit:

Die Varianz einer $\text{Bin}(n, p)$ -verteilten Zufallsvariablen X ist

$$\boxed{\mathbf{Var}X = npq.}$$

Die Varianz einer Poissonverteilten Zufallsvariablen:

Die Varianz einer Poissonverteilten Zufallsvariablen:

Zur Erinnerung:

Die Varianz einer Poissonverteilten Zufallsvariablen:

Zur Erinnerung:

Die Poissonverteilung mit Parameter λ entsteht als Grenzwert von Binomialverteilungen mit $n \rightarrow \infty$, $p \rightarrow 0$, $np \rightarrow \lambda$.

Die Varianz einer Poissonverteilten Zufallsvariablen:

Zur Erinnerung:

Die Poissonverteilung mit Parameter λ entsteht als Grenzwert von Binomialverteilungen mit $n \rightarrow \infty$, $p \rightarrow 0$, $np \rightarrow \lambda$.

Weil dann npq gegen λ konvergiert,

Die Varianz einer Poissonverteilten Zufallsvariablen:

Zur Erinnerung:

Die Poissonverteilung mit Parameter λ entsteht als Grenzwert von Binomialverteilungen mit $n \rightarrow \infty$, $p \rightarrow 0$, $np \rightarrow \lambda$.

Weil dann npq gegen λ konvergiert,
steht zu vermuten:

Die Varianz einer Poissonverteilten Zufallsvariablen:

Zur Erinnerung:

Die Poissonverteilung mit Parameter λ entsteht als Grenzwert von Binomialverteilungen mit $n \rightarrow \infty$, $p \rightarrow 0$, $np \rightarrow \lambda$.

Weil dann npq gegen λ konvergiert,

steht zu vermuten:

Die Varianz einer $\text{Pois}(\lambda)$ -verteilten Zufallsvariablen X ist λ .

Beweis durch Rechnung:

Beweis durch Rechnung:

$$\mathbf{E}[X(X - 1)] = \sum_{k=0}^{\infty} k(k - 1) \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$$

Beweis durch Rechnung:

$$\begin{aligned}\mathbf{E}[X(X - 1)] &= \sum_{k=0}^{\infty} k(k - 1) \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \\ &= \lambda^2 \sum_{k=2}^{\infty} \frac{\lambda^{k-2}}{(k - 2)!} e^{-\lambda} = \lambda^2.\end{aligned}$$

Beweis durch Rechnung:

$$\begin{aligned}\mathbf{E}[X(X - 1)] &= \sum_{k=0}^{\infty} k(k - 1) \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \\ &= \lambda^2 \sum_{k=2}^{\infty} \frac{\lambda^{k-2}}{(k - 2)!} e^{-\lambda} = \lambda^2.\end{aligned}$$

$$\mathbf{Var}[X] = \mathbf{E}[X(X - 1)] + \mathbf{E}[X] - \mathbf{E}[X]^2$$

Beweis durch Rechnung:

$$\begin{aligned}\mathbf{E}[X(X - 1)] &= \sum_{k=0}^{\infty} k(k - 1) \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \\ &= \lambda^2 \sum_{k=2}^{\infty} \frac{\lambda^{k-2}}{(k - 2)!} e^{-\lambda} = \lambda^2.\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\mathbf{Var}[X] &= \mathbf{E}[X(X - 1)] + \mathbf{E}[X] - \mathbf{E}[X]^2 \\ &= \lambda^2 + \lambda - \lambda^2. \quad \square\end{aligned}$$

Z_1, \dots, Z_n p -Münzwurf,

Z_1, \dots, Z_n p -Münzwurf,

$$X = Z_1 + \dots + Z_n$$

Z_1, \dots, Z_n p -Münzwurf,

$$X = Z_1 + \dots + Z_n$$

$$\text{Var}[Z_i] = pq,$$

Z_1, \dots, Z_n p -Münzwurf,

$$X = Z_1 + \dots + Z_n$$

$$\text{Var}[Z_i] = pq,$$

$$\text{Var}[X] = npq.$$

Z_1, \dots, Z_n p -Münzwurf,

$$X = Z_1 + \dots + Z_n$$

$$\text{Var}[Z_i] = pq,$$

$$\text{Var}[X] = npq.$$

Wir haben das über die Binomialgewichte ausgerechnet.

Z_1, \dots, Z_n p -Münzwurf,

$$X = Z_1 + \dots + Z_n$$

$$\text{Var}[Z_i] = pq,$$

$$\text{Var}[X] = npq.$$

Wir haben das über die Binomialgewichte ausgerechnet.

Kann man es auch direkt sehen?

Z_1, \dots, Z_n p -Münzwurf,

$$X = Z_1 + \dots + Z_n$$

$$\text{Var}[Z_i] = pq,$$

$$\text{Var}[X] = npq.$$

Wir haben das über die Binomialgewichte ausgerechnet.

Kann man es auch direkt sehen?

Wie steht's mit der

Varianz einer Summe von Zufallsvariablen?

$$\text{Var}[X + Y] = \mathbf{E}[\left((X - \mu_X) + (Y - \mu_Y)\right)^2]$$

$$\begin{aligned}\text{Var}[X + Y] &= \mathbf{E}[(X - \mu_X + Y - \mu_Y)^2] \\ &= \mathbf{E}[(X - \mu_X)^2 + (Y - \mu_Y)^2 + 2(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\text{Var}[X + Y] &= \mathbf{E}[\left((X - \mu_X) + (Y - \mu_Y)\right)^2] \\ &= \mathbf{E}[(X - \mu_X)^2 + \mathbf{E}[(Y - \mu_Y)^2] + 2\mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]]\end{aligned}$$

Mit der Definition der **Covarianz**

$$\begin{aligned}\text{Var}[X + Y] &= \mathbf{E}[\left((X - \mu_X) + (Y - \mu_Y)\right)^2] \\ &= \mathbf{E}[(X - \mu_X)^2 + \mathbf{E}[(Y - \mu_Y)^2] + 2\mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]]\end{aligned}$$

Mit der Definition der **Covarianz**

$$\mathbf{Cov}[X, Y] := \mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$$

$$\begin{aligned}\text{Var}[X + Y] &= \mathbf{E}[\left((X - \mu_X) + (Y - \mu_Y)\right)^2] \\ &= \mathbf{E}[(X - \mu_X)^2 + \mathbf{E}[(Y - \mu_Y)^2] + 2\mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]]\end{aligned}$$

Mit der Definition der **Covarianz**

$$\mathbf{Cov}[X, Y] := \mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$$

bekommen wir

$$\begin{aligned}\text{Var}[X + Y] &= \mathbf{E}[\left((X - \mu_X) + (Y - \mu_Y)\right)^2] \\ &= \mathbf{E}[(X - \mu_X)^2 + \mathbf{E}[(Y - \mu_Y)^2] + 2\mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]]\end{aligned}$$

Mit der Definition der **Covarianz**

$$\mathbf{Cov}[X, Y] := \mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$$

bekommen wir

$$\boxed{\text{Var}[X + Y] = \text{Var } X + \text{Var } Y + 2\text{Cov}[X, Y].}$$

Die Kovarianz

$$\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$$

Die Covarianz

$$\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$$

ist positiv, wenn X und Y die Tendenz haben,
gemeinsam über bzw. gemeinsam unter
ihrem Erwartungswert zu sein.

Die Covarianz

$$\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$$

ist positiv, wenn X und Y die Tendenz haben,
gemeinsam über bzw. gemeinsam unter
ihrem Erwartungswert zu sein.

(Größere Abweichungen fallen dabei mehr ins Gewicht.)

Die Covarianz

$$\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$$

ist positiv, wenn X und Y die Tendenz haben,
gemeinsam über bzw. gemeinsam unter
ihrem Erwartungswert zu sein.

(Größere Abweichungen fallen dabei mehr ins Gewicht.)

Zwei Spezialfälle:

Zwei Spezialfälle:

$$Y = X :$$

Zwei Spezialfälle:

$$Y = X :$$

$$\mathbf{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(X - \mu_X)] = \mathbf{Var}[X]$$

Zwei Spezialfälle:

$$Y = X :$$

$$\mathbf{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(X - \mu_X)] = \mathbf{Var}[X]$$

$$Y = -X :$$

Zwei Spezialfälle:

$$Y = X :$$

$$\mathbf{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(X - \mu_X)] = \mathbf{Var}[X]$$

$$Y = -X :$$

$$\mathbf{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(-X + \mu_X)] = -\mathbf{Var}[X]$$

$$\text{Var}[X + Y] = \text{Var}X + \text{Var}Y + 2\text{Cov}[X, Y].$$

$$\text{Var}[X + Y] = \text{Var}X + \text{Var}Y + 2\text{Cov}[X, Y].$$

Ganz analog ergibt sich:

$$\text{Var}[X + Y] = \text{Var}X + \text{Var}Y + 2\text{Cov}[X, Y].$$

Ganz analog ergibt sich:

$$\begin{aligned} & \text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_n] \\ &= \text{Var} Z_1 + \cdots + \text{Var} Z_n + 2 \sum_{i < j} \text{Cov}[Z_i, Z_j] \end{aligned}$$

$$\text{Var}[X + Y] = \text{Var}X + \text{Var}Y + 2\text{Cov}[X, Y].$$

Ganz analog ergibt sich:

$$\begin{aligned} & \text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_n] \\ &= \text{Var} Z_1 + \cdots + \text{Var} Z_n + 2 \sum_{i < j} \text{Cov}[Z_i, Z_j] \end{aligned}$$

Was ist $\text{Cov}[Z_i, Z_j]$ beim Münzwurf?

Eine nützliche Umformung von
 $\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]:$

Eine nützliche Umformung von
 $\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]:$

$$\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[XY] - \mathbf{E}[X]\mathbf{E}[Y]$$

Eine nützliche Umformung von
 $\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]:$

$$\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[XY] - \mathbf{E}[X]\mathbf{E}[Y]$$

Beim p -Münzwurf:

Eine nützliche Umformung von
 $\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$:

$$\boxed{\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[XY] - \mathbf{E}[X]\mathbf{E}[Y]}$$

Beim p -Münzwurf:

$$\mathbf{E}[Z_i Z_j] = \mathbf{P}(Z_i = 1, Z_j = 1) = p^2,$$

Eine nützliche Umformung von
 $\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]:$

$$\boxed{\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[XY] - \mathbf{E}[X]\mathbf{E}[Y]}$$

Beim p -Münzwurf:

$$\mathbf{E}[Z_i Z_j] = \mathbf{P}(Z_i = 1, Z_j = 1) = p^2,$$

$$\mathbf{E}[Z_i] \mathbf{E}[Z_j] = \mathbf{P}(Z_i = 1)\mathbf{P}(Z_j = 1) = p^2$$

Eine nützliche Umformung von
 $\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]:$

$$\text{Cov}[X, Y] = \mathbf{E}[XY] - \mathbf{E}[X]\mathbf{E}[Y]$$

Beim p -Münzwurf:

$$\mathbf{E}[Z_i Z_j] = \mathbf{P}(Z_i = 1, Z_j = 1) = p^2,$$

$$\mathbf{E}[Z_i] \mathbf{E}[Z_j] = \mathbf{P}(Z_i = 1) \mathbf{P}(Z_j = 1) = p^2$$

Also ist beim p -Münzwurf $\text{Cov}[Z_i, Z_j] = 0$.

Damit haben wir noch einmal bewiesen:

Damit haben wir noch einmal bewiesen:

Die Varianz einer $\text{Bin}(n, p)$ -verteilten Zufallsvariablen ist $n p q$.

Wir halten fest:

Wir halten fest:

Sind X_1, \dots, X_n reellwertige Zufallsvariable
mit endlicher Varianz und

Wir halten fest:

Sind X_1, \dots, X_n reellwertige Zufallsvariable
mit endlicher Varianz und

$$\text{Cov}[X_i, X_j] = 0 \quad \text{für } i \neq j$$

Wir halten fest:

Sind X_1, \dots, X_n reellwertige Zufallsvariable
mit endlicher Varianz und

$$\text{Cov}[X_i, X_j] = 0 \quad \text{für } i \neq j$$

(man sagt dafür auch: die X_i sind *paarweise unkorreliert*)

Wir halten fest:

Sind X_1, \dots, X_n reellwertige Zufallsvariable
mit endlicher Varianz und

$$\text{Cov}[X_i, X_j] = 0 \quad \text{für } i \neq j$$

(man sagt dafür auch: die X_i sind *paarweise unkorreliert*)

dann gilt:

Wir halten fest:

Sind X_1, \dots, X_n reellwertige Zufallsvariable
mit endlicher Varianz und

$$\text{Cov}[X_i, X_j] = 0 \quad \text{für } i \neq j$$

(man sagt dafür auch: die X_i sind *paarweise unkorreliert*)

dann gilt:

$$\text{Var}[X_1 + \dots + X_n] = \text{Var } X_1 + \dots + \text{Var } X_n$$

Wir halten fest:

Sind X_1, \dots, X_n reellwertige Zufallsvariable
mit endlicher Varianz und

$$\text{Cov}[X_i, X_j] = 0 \quad \text{für } i \neq j$$

(man sagt dafür auch: die X_i sind *paarweise unkorreliert*)

dann gilt:

$$\text{Var}[X_1 + \dots + X_n] = \text{Var } X_1 + \dots + \text{Var } X_n$$

Und allgemein gilt:

$$\begin{aligned} & \text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_n] = \\ & \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{i < j} \text{Cov}[Z_i, Z_j] \end{aligned}$$

$$\text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_n] =$$
$$\text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{i < j} \text{Cov}[Z_i, Z_j]$$

Beispiel:

$$\text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_n] = \\ \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{i < j} \text{Cov}[Z_i, Z_j]$$

Beispiel:

Die Anzahl der “Erfolge” beim Ziehen ohne Zurücklegen –

$$\text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_n] = \\ \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{i < j} \text{Cov}[Z_i, Z_j]$$

Beispiel:

Die Anzahl der “Erfolge” beim Ziehen ohne Zurücklegen –
Die hypergeometrische Verteilung.

$$\begin{aligned} \text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_n] = \\ \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{i < j} \text{Cov}[Z_i, Z_j] \end{aligned}$$

Beispiel:

Die Anzahl der “Erfolge” beim Ziehen ohne Zurücklegen –
Die hypergeometrische Verteilung.

In einer Urne sind r rote und b blaue Kugeln.

Es wird n -mal ohne Zurücklegen gezogen.

$X :=$ Anzahl der gezogenen roten Kugeln.

$$\text{Var}[X] = ?$$

Zur Erinnerung:

Mit $g := r + b$ ist

Zur Erinnerung:

Mit $g := r + b$ ist

$$\mathbf{P}(X = k) = \frac{\binom{r}{k} \binom{b}{n-k}}{\binom{g}{n}}, \quad k = 0, \dots, r.$$

Zur Erinnerung:

Mit $g := r + b$ ist

$$\mathbf{P}(X = k) = \frac{\binom{r}{k} \binom{b}{n-k}}{\binom{g}{n}}, \quad k = 0, \dots, r.$$

X heißt **hypergeometrisch verteilt** mit Parametern n , g und r .

Zur Erinnerung:

Mit $g := r + b$ ist

$$\mathbf{P}(X = k) = \frac{\binom{r}{k} \binom{b}{n-k}}{\binom{g}{n}}, \quad k = 0, \dots, r.$$

X heißt **hypergeometrisch verteilt** mit Parametern n , g und r .

Erwartungswert und Varianz kann man direkt

Zur Erinnerung:

Mit $g := r + b$ ist

$$\mathbf{P}(X = k) = \frac{\binom{r}{k} \binom{b}{n-k}}{\binom{g}{n}}, \quad k = 0, \dots, r.$$

X heißt **hypergeometrisch verteilt** mit Parametern n , g und r .

Erwartungswert und Varianz kann man direkt über die Verteilungsgewichte ausrechnen (siehe Buch S. 32).

Zur Erinnerung:

Mit $g := r + b$ ist

$$\mathbf{P}(X = k) = \frac{\binom{r}{k} \binom{b}{n-k}}{\binom{g}{n}}, \quad k = 0, \dots, r.$$

X heißt **hypergeometrisch verteilt** mit Parametern n , g und r .

Erwartungswert und Varianz kann man direkt über die Verteilungsgewichte ausrechnen (siehe Buch S. 32).

Es geht auch eleganter (vgl Buch S. 50/51):

Wir betrachten dazu die Zufallsvariable Z_i , die

Wir betrachten dazu die Zufallsvariable Z_i , die

... den Wert 1 annimmt, falls die i -te gezogene Kugel rot ist,

Wir betrachten dazu die Zufallsvariable Z_i , die

... den Wert 1 annimmt, falls die i -te gezogene Kugel rot ist,

... und sonst den Wert 0.

Wir betrachten dazu die Zufallsvariable Z_i , die

... den Wert 1 annimmt, falls die i -te gezogene Kugel rot ist,

... und sonst den Wert 0.

Man sagt dafür auch:

Wir betrachten dazu die Zufallsvariable Z_i , die

... den Wert 1 annimmt, falls die i -te gezogene Kugel rot ist,
... und sonst den Wert 0.

Man sagt dafür auch:

Z_i ist die *Indikatorvariable*

(kurz: der *Indikator*)

des Ereignisses $\{i\text{-te gezogene Kugel rot}\}$.

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$\mathbf{E}[Z_i] = \mathbf{P}(Z_i = 1) = p, \quad \text{mit}$$

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$\mathbf{E}[Z_i] = \mathbf{P}(Z_i = 1) = p, \quad \text{mit}$$

$p := \frac{r}{g}$ der Anteil der roten Kugeln in der Urne.

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$\mathbf{E}[Z_i] = \mathbf{P}(Z_i = 1) = p, \quad \text{mit}$$

$p := \frac{r}{g}$ der Anteil der roten Kugeln in der Urne.

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$\mathbf{E}[Z_i] = \mathbf{P}(Z_i = 1) = p, \quad \text{mit}$$

$p := \frac{r}{g}$ der Anteil der roten Kugeln in der Urne.

$$\text{Also: } \mathbf{E}[X] = np.$$

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$\mathbf{E}[Z_i] = \mathbf{P}(Z_i = 1) = p, \quad \text{mit}$$

$p := \frac{r}{g}$ der Anteil der roten Kugeln in der Urne.

$$\text{Also: } \mathbf{E}[X] = np.$$

Und wie stehts mit der Varianz von X ?

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$\text{Var } X = \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \text{Cov}[Z_i, Z_j]$$

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$\text{Var } X = \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \text{Cov}[Z_i, Z_j]$$

Sei $g = r + b$ die Gesamtanzahl der Kugeln,

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$\text{Var } X = \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \text{Cov}[Z_i, Z_j]$$

Sei $g = r + b$ die Gesamtanzahl der Kugeln,
 $p := \frac{r}{g}$ der Anteil der roten Kugeln in der Urne.

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$\text{Var } X = \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \text{Cov}[Z_i, Z_j]$$

Sei $g = r + b$ die Gesamtanzahl der Kugeln,
 $p := \frac{r}{g}$ der Anteil der roten Kugeln in der Urne.

$$q := 1 - p.$$

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$\text{Var } X = \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \text{Cov}[Z_i, Z_j]$$

Sei $g = r + b$ die Gesamtanzahl der Kugeln,
 $p := \frac{r}{g}$ der Anteil der roten Kugeln in der Urne.

$$q := 1 - p.$$

$$\text{Var } Z_i = ?$$

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$\text{Var } X = \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \text{Cov}[Z_i, Z_j]$$

Sei $g = r + b$ die Gesamtanzahl der Kugeln,
 $p := \frac{r}{g}$ der Anteil der roten Kugeln in der Urne,

$$q := 1 - p.$$

$$\text{Var } Z_i = pq.$$

$$X := Z_1 + \cdots + Z_n$$

$$\text{Var } X = \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \text{Cov}[Z_i, Z_j]$$

Sei $g = r + b$ die Gesamtanzahl der Kugeln,
 $p := \frac{r}{g}$ der Anteil der roten Kugeln in der Urne,

$$q := 1 - p.$$

$$\text{Var } Z_i = pq.$$

$$\text{Cov}[Z_i, Z_j] = ?$$

$$\text{Cov}[Z_i, Z_j] = \mathbf{P}(Z_i = 1, Z_j = 1) - \mathbf{P}(Z_i = 1)\mathbf{P}(Z_j = 1)$$

$$\text{Cov}[Z_i, Z_j] = \mathbf{P}(Z_i = 1, Z_j = 1) - \mathbf{P}(Z_i = 1)\mathbf{P}(Z_j = 1)$$

$$= \frac{r(r-1)}{g(g-1)} - \left(\frac{r}{g}\right)^2$$

$$\text{Cov}[Z_i, Z_j] = \mathbf{P}(Z_i = 1, Z_j = 1) - \mathbf{P}(Z_i = 1)\mathbf{P}(Z_j = 1)$$

$$= \frac{r(r-1)}{g(g-1)} - \left(\frac{r}{g}\right)^2$$

$$= \frac{r}{g} \left(\frac{r-1}{g-1} - \frac{r}{g} \right) = \frac{r}{g} \cdot \frac{-g+r}{(g-1)g} = -\frac{1}{g-1} \cdot \frac{r}{g} \cdot \frac{g-r}{g}$$

$$\text{Cov}[Z_i, Z_j] = \mathbf{P}(Z_i = 1, Z_j = 1) - \mathbf{P}(Z_i = 1)\mathbf{P}(Z_j = 1)$$

$$= \frac{r(r-1)}{g(g-1)} - \left(\frac{r}{g}\right)^2$$

$$= \frac{r}{g} \left(\frac{r-1}{g-1} - \frac{r}{g} \right) = \frac{r}{g} \cdot \frac{-g+r}{(g-1)g} = -\frac{1}{g-1} \cdot \frac{r}{g} \cdot \frac{g-r}{g}$$

$$= -\frac{1}{g-1} pq.$$

$$\mathbf{Var} X = \mathbf{Var} Z_1 + \cdots + \mathbf{Var} Z_n + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \mathbf{Cov}[Z_i, Z_j]$$

$$\mathbf{Var} X = \mathbf{Var} Z_1 + \cdots + \mathbf{Var} Z_n + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \mathbf{Cov}[Z_i, Z_j]$$

$$= n \mathbf{Var} Z_1 + n(n - 1) \mathbf{Cov}[Z_1, Z_2]$$

$$\text{Var } X = \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \text{Cov}[Z_i, Z_j]$$

$$= n \text{Var } Z_1 + n(n - 1) \text{Cov}[Z_1, Z_2]$$

$$= npq - n(n - 1) \frac{1}{g - 1} pq$$

$$\text{Var } X = \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_n + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \text{Cov}[Z_i, Z_j]$$

$$= n \text{Var } Z_1 + n(n-1) \text{Cov}[Z_1, Z_2]$$

$$= npq - n(n-1) \frac{1}{g-1} pq$$

$$= npq \left(1 - \frac{n-1}{g-1} \right) = npq \frac{g-n}{g-1}. \quad \square$$

Fazit:

Die Varianz von $\text{Hyp}(n, g, pg)$ ist

$$npq \frac{g - n}{g - 1}.$$

Wir hatten gebraucht:

$$\text{Cov}[Z_i, Z_j] = -\frac{1}{g-1} pq$$

Diese Formel bekommt man übrigens noch eleganter:

Wir hatten gebraucht:

$$\text{Cov}[Z_i, Z_j] = -\frac{1}{g-1} pq$$

Diese Formel bekommt man übrigens noch eleganter:

Wir ziehen in Gedanken, bis die Urne leer ist

(d.h. wir setzen $n = g$.)

Wir ziehen in Gedanken, bis die Urne leer ist.

Dann ist

$$Z_1 + \cdots + Z_g = r,$$

Wir ziehen in Gedanken, bis die Urne leer ist.

Dann ist

$$Z_1 + \cdots + Z_g = r,$$

also $\text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_g] =$

Wir ziehen in Gedanken, bis die Urne leer ist.

Dann ist

$$Z_1 + \cdots + Z_g = r,$$

$$\text{also } \text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_g] = 0.$$

Wir ziehen in Gedanken, bis die Urne leer ist.

Dann ist

$$Z_1 + \cdots + Z_g = r,$$

$$\text{also } \text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_g] = 0.$$

$$0 = \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_g + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq g} \text{Cov}[Z_i, Z_j], \quad \text{d.h.}$$

Wir ziehen in Gedanken, bis die Urne leer ist.

Dann ist

$$Z_1 + \cdots + Z_g = r,$$

$$\text{also } \text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_g] = 0.$$

$$0 = \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_g + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq g} \text{Cov}[Z_i, Z_j], \quad \text{d.h.}$$

$$0 = gpq + g(g - 1)\text{Cov}[Z_1, Z_2], \quad \text{d.h.}$$

Wir ziehen in Gedanken, bis die Urne leer ist.

Dann ist

$$Z_1 + \cdots + Z_g = r,$$

$$\text{also } \text{Var}[Z_1 + \cdots + Z_g] = 0.$$

$$0 = \text{Var } Z_1 + \cdots + \text{Var } Z_g + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq g} \text{Cov}[Z_i, Z_j], \quad \text{d.h.}$$

$$0 = gpq + g(g - 1)\text{Cov}[Z_1, Z_2], \quad \text{d.h.}$$

$$\text{Cov}[Z_1, Z_2] = -\frac{1}{g-1}pq$$

Zusammenfassung:

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

Zusammenfassung:

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

$$\text{Var}[X + Y] = \text{Var}[X] + \text{Var}[Y] + \text{Cov}[X, Y]$$

Zusammenfassung:

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

$$\text{Var}[X + Y] = \text{Var}[X] + \text{Var}[Y] + \text{Cov}[X, Y]$$

Die Varianz einer Summe von unkorrelierten ZV'en
ist gleich der Summe der Varianzen,

Zusammenfassung:

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

$$\text{Var}[X + Y] = \text{Var}[X] + \text{Var}[Y] + \text{Cov}[X, Y]$$

Die Varianz einer Summe von unkorrelierten ZV'en
ist gleich der Summe der Varianzen,

die Varianz einer Summe von negativ korrelierten ZV'en
ist kleiner als die Summe der Varianzen.

Die Varianz von $\text{Bin}(n, p)$ ist npq .

Die Varianz von $\text{Hyp}(n, g, pg)$ ist $npq \frac{g - n}{g - 1}$.

Die Varianz von $\text{Bin}(n, p)$ ist npq .

Die Varianz von $\text{Hyp}(n, g, pg)$ ist $npq \frac{g - n}{g - 1}$.

Die Varianz einer $\text{Poisson}(\lambda)$ -verteilten Zufallsvariablen
ist so groß wie ihr Erwartungswert,
nämlich λ .