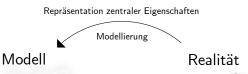


# Wahrscheinlichkeitstheorie und Frequentistische Inferenz

BSc Psychologie WiSe 2022/23

Prof. Dr. Dirk Ostwald

(6) Erwartungswert,	Varianz	Kovarianz
(o) Li wai tangswere,	varianz,	TOVATIATIZ



Wahrscheinlichkeitstheorie

Probabilistisches Modell

$$(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P}), \xi: \Omega \to \mathbb{R}$$

Wahrscheinlichkeitsrechnung

$$\mathbb{P}_{\xi}(S) = \mathbb{P}(\xi^{-1}(S))$$

Zufallsvorgänge

Phänomene, die von Menschen nicht mit absoluter Sicherheit vorhergesagt werden können.



Quantifizierung von Unsicherheit

Wir nehmen an, dass die BDI Score Fehler der Proband:innen Realisierungen unabhängiger und identisch normalverteilter Zufallsvariablen sind.



### Wahrscheinlichkeitstheorie

$$\begin{aligned} y_{1j} &= \mu_1 + \varepsilon_{1j} \cdot \varepsilon_{1j} \sim N(0, \sigma^2), j = 1, ..., n_1 \\ y_{2j} &= \mu_2 + \varepsilon_{2j} \cdot \varepsilon_{2j} \sim N(0, \sigma^2), j = 1, ..., n_2 \\ \mathbb{E}(\varepsilon_{ij}) &= 0, \mathbb{V}(\varepsilon_{ij}) = \sigma^2 \ \forall \ i, j \\ \mathbb{C}(\varepsilon_{ij}, \varepsilon_{kl}) &= 0 \ \forall \ i \neq k, j \neq l \end{aligned}$$

## Zufallsvorgang

Klinische Studie zum Vergleich der Effekte von Face-to-Face und Online PT bei Depression



Varianz und Standardabweichung

Stichprobenmittel, Stichprobenvarianz, Stichprobenstandardabweichung

Kovarianz und Korrelation

Stichprobenkovarianz und Stichprobenkorrelation

Varianz und Standardabweichung

Stichprobenmittel, Stichprobenvarianz, Stichprobenstandardabweichung

Kovarianz und Korrelation

Stichprobenkovarianz und Stichprobenkorrelation

## Definition (Erwartungswert)

 $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$  sei ein Wahrscheinlichkeitsraum und  $\xi$  sei eine Zufallsvariable. Dann ist der *Erwartungswert* von  $\xi$  definiert als

- $\bullet \ \ \mathbb{E}(\xi) := \sum\nolimits_{x \in \mathcal{X}} x \, p_{\xi}(x) \text{, wenn } \xi : \Omega \to \mathcal{X} \text{ diskret mit WMF } p_{\xi} \text{ und Ergebnisraum } \mathcal{X} \text{ ist,}$
- $\mathbb{E}(\xi):=\int^{\infty}x\,p_{\xi}(x)\,dx$ , wenn  $\xi:\Omega\to\mathbb{R}$  kontinuierlich mit WDF  $p_{\xi}$  ist.

Der Erwartungswert einer Zufallsvariable heißt existent, wenn er endlich ist.

### Bemerkungen

- Der Erwartungswert ist eine skalare Zusammenfassung einer Verteilung.
- Intuitiv ist  $\mathbb{E}(\xi) \approx \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \xi_i$  für eine große Zahl n von Kopien  $\xi_i$  von  $\xi$ .

## Beispiel (Erwartungswert einer Bernoulli Zufallsvariable)

Es sei  $\xi \sim \operatorname{Bern}(\mu)$ . Dann gilt  $\mathbb{E}(\xi) = \mu$ .

### Beweis

 $\xi$  ist diskret mit  $\mathcal{X} = \{0,1\}$ . Also gilt

$$\mathbb{E}(\xi) = \sum_{x \in \{0,1\}} x \operatorname{Bern}(x;\mu)$$

$$= 0 \cdot \mu^0 (1 - \mu)^{1-0} + 1 \cdot \mu^1 (1 - \mu)^{1-1}$$

$$= 1 \cdot \mu^1 (1 - \mu)^0$$

$$= \mu.$$
(1)

### Beispiel (Erwartungswert einer normalverteilten Zufallsvariable)

Es sei  $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$ . Dann gilt  $\mathbb{E}(\xi) = \mu$ .

#### Beweis

Wir halten zunächst ohne Beweis fest, dass

$$\int_{-\infty}^{\infty} \exp(-x^2) \, dx = \sqrt{\pi}.\tag{2}$$

Mit der Definition des Erwartungswerts für kontinuierliche Zufallsvariablen gilt

$$\mathbb{E}(\xi) = \int_{-\infty}^{\infty} x \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx. \tag{3}$$

Mit der Substitutionsregel

$$\int_{g(a)}^{g(b)} f(x) dx = \int_{a}^{b} f(g(x))g'(x) dx \tag{4}$$

und der Definition von

$$g: \mathbb{R} \to \mathbb{R}, x \mapsto g(x) := \sqrt{2\sigma^2}x + \mu \text{ with } g'(x) = \sqrt{2\sigma^2},$$
 (5)

gilt dann

$$\mathbb{E}(\xi) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^{\infty} x \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2\right) dx$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^{\infty} (\sqrt{2\sigma^2}x + \mu) \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \left(\left(\sqrt{2\sigma^2}x + \mu\right) - \mu\right)^2\right) \sqrt{2\sigma^2} dx$$

$$= \frac{\sqrt{2\sigma^2}}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^{\infty} (\sqrt{2\sigma^2}x + \mu) \exp\left(-x^2\right) dx$$

$$= \frac{1}{\sqrt{\pi}} \left(\sqrt{2\sigma^2} \int_{-\infty}^{\infty} x \exp\left(-x^2\right) dx + \mu \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-x^2\right) dx\right)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{\pi}} \left(\sqrt{2\sigma^2} \int_{-\infty}^{\infty} x \exp\left(-x^2\right) dx + \mu \sqrt{\pi}\right)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{\pi}} \left(\sqrt{2\sigma^2} \int_{-\infty}^{\infty} x \exp\left(-x^2\right) dx + \mu \sqrt{\pi}\right)$$

Eine Stammfunktion von  $x \exp\left(-x^2\right)$  ist  $-\frac{1}{2}\exp(-x^2)$ . Mit

$$\lim_{x \to -\infty} \exp(-x^2) = 0 \text{ und } \lim_{x \to \infty} \exp(-x^2) = 0$$
 (7)

verschwindet der Integralterm und wir erhalten

$$\mathbb{E}(\xi) = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \left( \mu \sqrt{\pi} \right) = \mu. \tag{8}$$

П

# Theorem (Eigenschaften des Erwartungswerts)

(1) (Linear-affine Transformation) Für eine Zufallsvariable  $\xi$  und  $a,b\in\mathbb{R}$  gilt

$$\mathbb{E}(a\xi + b) = a\mathbb{E}(\xi) + b. \tag{9}$$

(2) (Linearkombination) Für Zufallsvariablen  $\xi_1, ..., \xi_n$  und  $a_1, ..., a_n \in \mathbb{R}$  gilt

$$\mathbb{E}\left(\sum_{i=1}^{n} a_i \xi_i\right) = \sum_{i=1}^{n} a_i \mathbb{E}(\xi_i). \tag{10}$$

(3) (Faktorisierung bei Unabhängigkeit) Für unabhängige Zufallsvariablen  $\xi_1,...,\xi_n$  gilt

$$\mathbb{E}\left(\prod_{i=1}^{n} \xi_{i}\right) = \prod_{i=1}^{n} \mathbb{E}(\xi_{i}). \tag{11}$$

#### Bemerkung

• Die genannten Eigenschaften sind oft nützlich zur Berechnung von Erwartungswerten.

#### Beweis

Eigenschaft (1) folgt aus den Linearitätseigenschaften von Summen und Integralen. Wir betrachten nur den Fall einer kontinuierlichen Zufallsvariable  $\xi$  mit WDF  $p_{\xi}$  genauer. In diesem Fall gilt

$$\mathbb{E}(v) = \mathbb{E}(a\xi + b)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} (ax + b)p_{\xi}(x) dx$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} axp_{\xi}(x) + bp_{\xi}(x) dx$$

$$= a\int_{-\infty}^{\infty} xp_{\xi}(x) dx + b\int_{-\infty}^{\infty} p_{\xi}(x) dx$$

$$= a\mathbb{E}(\xi) + b.$$
(12)

### Beweis (fortgeführt)

Eigenschaft (2) folgt gleichfalls aus den Linearitätseigenschaften von Summen und Integralen. Wir betrachten nur den Fall von zwei kontinuierlichen Zufallsvariablen  $\xi_1$  und  $\xi_2$  mit bivariater WDF  $p_{\xi_1,\xi_2}$  genauer. In diesem Fall gilt

$$\begin{split} &\mathbb{E}\left(\sum_{i=1}^{2}a_{i}\xi_{i}\right) \\ &= \mathbb{E}(a_{1}\xi_{1} + a_{2}\xi_{2}) \\ &= \iint_{\mathbb{R}^{2}}(a_{1}x_{1} + a_{2}x_{2})p_{\xi_{1},\xi_{2}}(x_{1},x_{2})\,dx_{1}\,dx_{2} \\ &= \iint_{\mathbb{R}^{2}}a_{1}x_{1}p_{\xi_{1},\xi_{2}}(x_{1},x_{2}) + a_{2}x_{2}p_{\xi_{1},\xi_{2}}(x_{1},x_{2})\,dx_{1}\,dx_{2} \\ &= a_{1}\iint_{\mathbb{R}^{2}}x_{1}p_{\xi_{1},\xi_{2}}(x_{1},x_{2})\,dx_{1}\,dx_{2} + a_{2}\iint_{\mathbb{R}^{2}}x_{2}p_{\xi_{1},\xi_{2}}(x_{1},x_{2})\,dx_{1}\,dx_{2} \end{split}$$

$$(13)$$

### Beweis (fortgeführt)

$$\begin{split} &=a_{1}\int_{-\infty}^{\infty}x_{1}\left(\int_{-\infty}^{\infty}p_{\xi_{1},\xi_{2}}(x_{1},x_{2})\,dx_{2}\right)\,dx_{1}+a_{2}\int_{-\infty}^{\infty}x_{2}\left(\int_{-\infty}^{\infty}p_{\xi_{1},\xi_{2}}(x_{1},x_{2})\,dx_{1}\right)\,dx_{2}\\ &=a_{1}\int_{-\infty}^{\infty}x_{1}p_{\xi_{1}}(x_{1})\,dx_{1}+a_{2}\int_{-\infty}^{\infty}x_{2}p_{\xi_{2}}(x_{2})\,dx_{2}\\ &=a_{1}\mathbb{E}(\xi_{1})+a_{2}\mathbb{E}(\xi_{2})\\ &=\sum_{i=1}^{2}a_{i}\mathbb{E}(\xi_{i}). \end{split}$$

Ein Induktionsargument erlaubt dann die Generalisierung vom bivariaten zum n-variaten Fall.

#### Beweis (fortgeführt)

Zu Eigenschaft (3) betrachten wir den Fall von n kontinuierlichen Zufallsvariablen mit gemeinsamer WDF  $p_{\xi_1,\dots,\xi_n}$ . Weil als  $\xi_1,\dots,\xi_n$  unabhängig vorausgesetzt sind, gilt

$$p_{\xi_1,...,\xi_n}(x_1,...,x_n) = \prod_{i=1}^n p_{\xi_i}(x_i).$$
 (15)

Weiterhin gilt also

$$\mathbb{E}\left(\prod_{i=1}^{n} x_{i}\right) = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} \left(\prod_{i=1}^{n} x_{i}\right) p_{\xi_{1}, \dots, \xi_{n}}(x_{1}, \dots, x_{n}) dx_{1} \dots dx_{n}$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{i=1}^{n} x_{i} \prod_{i=1}^{n} p_{\xi_{i}}(x_{i}) dx_{1} \dots dx_{n}$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{i=1}^{n} x_{i} p_{\xi_{i}}(x_{i}) dx_{1} \dots dx_{n}$$

$$= \prod_{i=1}^{n} \int_{-\infty}^{\infty} x_{i} p_{\xi_{i}}(x_{i}) dx_{i} = \prod_{i=1}^{n} \mathbb{E}(\xi_{i}).$$
(16)

П

# Varianz und Standardabweichung

Stichprobenmittel, Stichprobenvarianz, Stichprobenstandardabweichung

Kovarianz und Korrelation

Stichprobenkovarianz und Stichprobenkorrelation

# Definition (Varianz und Standardabweichung)

Es sei  $\xi$  eine Zufallsvariable mit Erwartungswert  $\mathbb{E}(\xi)$ . Die Varianz von  $\xi$  ist definiert als

$$\mathbb{V}(\xi) := \mathbb{E}\left(\left(\xi - \mathbb{E}(\xi)\right)^2\right),\tag{17}$$

unter der Annahme, dass dieser Erwartungswert existiert. Die Standardabweichung von  $\xi$  ist definiert

$$\mathbb{S}(\xi) := \sqrt{\mathbb{V}(\xi)}.\tag{18}$$

### Bemerkungen

- Die Varianz misst die Streuung (Breite) einer Verteilung.
- Quadration ist nötig wegen  $\mathbb{E}(\xi \mathbb{E}(\xi)) = \mathbb{E}(\xi) \mathbb{E}(\xi) = 0$ .
- Ein alternatives Maß für die Streuung einer Verteilung ist  $\mathbb{E}(|\xi \mathbb{E}(\xi)|)$ .
- Ein weiteres Maß für die Streuung einer Verteilung ist die Entropie  $-\mathbb{E}(\ln p_{\xi})$ .

### Beispiel (Varianz einer Bernoulli Zufallsvariable)

Es sei  $\xi \sim \mathrm{Bern}(\mu)$ . Dann ist die Varianz von  $\xi$  gegeben durch

$$\mathbb{V}(\xi) = \mu(1-\mu). \tag{19}$$

#### Beweis

 $\xi$  ist eine diskrete Zufallsvariable und es gilt  $\mathbb{E}(\xi)=\mu.$  Also gilt

$$V(\xi) = \mathbb{E}\left((\xi - \mu)^2\right)$$

$$= \sum_{x \in \{0,1\}} (x - \mu)^2 \operatorname{Bern}(x; \mu)$$

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

$$= \mu^2 (1 - \mu) + (1 - \mu)^2 \mu$$

$$= \left(\mu^2 + (1 - \mu)\mu\right) (1 - \mu)$$

$$= \left(\mu^2 + \mu - \mu^2\right) (1 - \mu)$$

$$= \mu(1 - \mu).$$
(20)

# Theorem (Varianzverschiebungssatz)

Es sei  $\xi$  eine Zufallsvariable. Dann gilt

$$\mathbb{V}(\xi) = \mathbb{E}\left(\xi^2\right) - \mathbb{E}(\xi)^2. \tag{21}$$

#### Beweis

Mit der Definition der Varianz und der Linearität des Erwartungswerts gilt

$$\mathbb{V}(\xi) = \mathbb{E}\left(\left(\xi - \mathbb{E}(\xi)\right)^{2}\right)$$

$$= \mathbb{E}\left(\xi^{2} - 2\xi\mathbb{E}(\xi) + \mathbb{E}(\xi)^{2}\right)$$

$$= \mathbb{E}(\xi^{2}) - 2\mathbb{E}(\xi)\mathbb{E}(\xi) + \mathbb{E}\left(\mathbb{E}(\xi)^{2}\right)$$

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

$$= \mathbb{E}(\xi^{2}) - \mathbb{E}(\xi)^{2}.$$
(22)

#### Bemerkung

ullet Das Theorem ist nützlich, wenn  $\mathbb{E}\left(\xi^2\right)$  und  $\mathbb{E}(\xi)$  leicht zu berechnen sind.

Beispiel (Varianz einer normalverteilten Zufallsvariable)

Es sei  $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$ . Dann gilt  $\mathbb{V}(\xi) = \sigma^2$ .

#### Beweis

Wir halten zunächst fest, dass mit dem Varianzverschiebungssatz gilt, dass

$$\mathbb{V}(\xi) = \mathbb{E}(\xi^2) - \mathbb{E}(\xi)^2 = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \int_{-\infty}^{\infty} x^2 \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right) dx - \mu^2 \tag{23}$$

Mit der Substitutionsregel

$$\int_{a}^{b} f(g(x))g'(x) dx = \int_{g(a)}^{g(b)} f(x) dx$$
 (24)

und der Definition von

$$g: \mathbb{R} \to \mathbb{R}, x \mapsto \sqrt{2\sigma^2}x + \mu, g(-\infty) := -\infty, g(\infty) := \infty, \text{ with } g'(x) = \sqrt{2\sigma^2}, \tag{25}$$

kann das Integral auf der rechten Seite von Gleichung (23) dann als

Beweis (fortgeführt)

$$\int_{-\infty}^{\infty} x^2 \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2\right) dx$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} (\sqrt{2\sigma^2}x + \mu)^2 \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}((\sqrt{2\sigma^2}x + \mu) - \mu)^2\right) \sqrt{2\sigma^2} dx$$

$$= \sqrt{2\sigma^2} \int_{-\infty}^{\infty} (\sqrt{2\sigma^2}x + \mu)^2 \exp\left(-\frac{2\sigma^2x^2}{2\sigma^2}\right) dx$$

$$= \sqrt{2\sigma^2} \int_{-\infty}^{\infty} (\sqrt{2\sigma^2}x + \mu)^2 \exp\left(-x^2\right) dx.$$
(26)

geschrieben werden. Also gilt

$$\mathbb{V}(\xi) = \frac{\sqrt{2\sigma^2}}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^{\infty} (\sqrt{2\sigma^2}x + \mu)^2 \exp\left(-x^2\right) dx - \mu^2$$

$$= \frac{1}{\sqrt{\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} (\sqrt{2\sigma^2}x)^2 + 2\sqrt{2\sigma^2}x\mu + \mu^2) \exp\left(-x^2\right) dx - \mu^2$$

$$= \frac{1}{\sqrt{\pi}} \left(2\sigma^2 \int_{-\infty}^{\infty} x^2 \exp\left(-x^2\right) dx + 2\sqrt{2\sigma^2}\mu \int_{-\infty}^{\infty} x \exp\left(-x^2\right) dx + \mu^2 \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-x^2\right) dx\right) - \mu$$

### Beweis (fortgeführt)

Wir halten weiterhin ohne Beweis fest, dass

$$\int_{-\infty}^{\infty} x \exp(-x^2) dx = 0 \text{ und } \int_{-\infty}^{\infty} \exp(-x^2) dx = \sqrt{\pi}.$$
 (27)

Es ergibt sich dann

$$\mathbb{V}(\xi) = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \left( 2\sigma^2 \int_{-\infty}^{\infty} x^2 \exp\left(-x^2\right) dx + \mu^2 \sqrt{\pi} \right) - \mu^2$$

$$= \frac{2\sigma^2}{\sqrt{\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x^2 \exp\left(-x^2\right) dx + \mu^2 - \mu^2$$

$$= \frac{2\sigma^2}{\sqrt{\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x^2 \exp\left(-x^2\right) dx$$

$$= \frac{2\sigma^2}{\sqrt{\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x^2 \exp\left(-x^2\right) dx$$
(28)

Mit der partiellen Integrationsregel

$$\int_{-b}^{b} f'(x)g(x) dx = f(x)g(x)\Big|_{a}^{b} - \int_{-a}^{b} f(x)g'(x) dx$$
 (29)

und der Definition von

$$f: \mathbb{R} \to \mathbb{R}, x \mapsto f(x) := \exp(-x^2) \text{ with } f'(x) = -2\exp(-x^2)$$
 (30)

#### Beweis (fortgeführt)

und

$$g: \mathbb{R} \to \mathbb{R}, x \mapsto g(x) := -\frac{1}{2}x \text{ with } g'(x) = -\frac{1}{2},$$
 (31)

so dass

$$f'(x)g(x) = -2\exp(-x^2)\left(-\frac{1}{2}x\right) = x^2\exp(-x^2),$$
 (32)

gilt, ergibt sich dann

$$\mathbb{V}(\xi) = \frac{2\sigma^2}{\sqrt{\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x^2 \exp\left(-x^2\right) dx$$

$$= \frac{2\sigma^2}{\sqrt{\pi}} \left( -\frac{1}{2} x \exp(-x^2) \Big|_{-\infty}^{\infty} - \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-x^2\right) \left(-\frac{1}{2}\right) dx \right)$$

$$= \frac{2\sigma^2}{\sqrt{\pi}} \left( -\frac{1}{2} x \exp(-x^2) \Big|_{-\infty}^{\infty} + \frac{1}{2} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-x^2\right) dx \right),$$
(33)

Aus  $\lim_{x\to\pm\infty}\exp(-x^2)=0$  schließen wir, dass der erste Term in den Klammern auf der rechten Seite der obigen Gleichung gleich 0 ist. Schließlich ergibt sich

$$\mathbb{V}(\xi) = \frac{2\sigma^2}{\sqrt{\pi}} \left( \frac{1}{2} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-x^2\right) dx \right) = \frac{\sigma^2}{\sqrt{\pi}} \sqrt{\pi} = \sigma^2. \tag{34}$$

П

## Theorem (Eigenschaften der Varianz)

(1) (Linear-affine Transformation) Für eine Zufallsvariable  $\xi$  und  $a,b\in\mathbb{R}$  gelten

$$\mathbb{V}(a\xi + b) = a^2 \mathbb{V}(\xi) \text{ und } \mathbb{S}(a\xi + b) = |a|\mathbb{S}(\xi). \tag{35}$$

(2) (Linearkombination bei Unabhängigkeit) Für unabhängige Zufallsvariablen  $\xi_1,...,\xi_n$  und  $a_1,...,a_n\in\mathbb{R}$  gilt

$$\mathbb{V}\left(\sum_{i=1}^{n} a_i \xi_i\right) = \sum_{i=1}^{n} a_i^2 \mathbb{V}(\xi_i). \tag{36}$$

#### Beweis

Um Eigenschaft (1) zu zeigen, definieren wir zunächst  $v:=a\xi+b$  und halten fest, dass  $\mathbb{E}(v)=a\mathbb{E}(\xi)+b$ . Für die Varianz von v ergibt sich dann

$$V(v) = \mathbb{E}\left((v - \mathbb{E}(v))^2\right)$$

$$= \mathbb{E}\left((a\xi + b - a\mathbb{E}(\xi) - b)^2\right)$$

$$= \mathbb{E}\left((a\xi - a\mathbb{E}(\xi))^2\right)$$

$$= \mathbb{E}\left((a(\xi - \mathbb{E}(\xi))^2\right)$$

$$= \mathbb{E}\left(a^2(\xi - \mathbb{E}(\xi))^2\right)$$

$$= a^2\mathbb{E}\left((\xi - \mathbb{E}(\xi))^2\right)$$

$$= a^2\mathbb{V}(\xi)$$
(37)

Wurzelziehen ergibt dann das Resultat für die Standardabweichung.

Für Eigenschaft (2) betrachten wir den Fall zweier unabhängiger Zufallsvariablen  $\xi_1$  und  $\xi_2$  genauer. Wir halten zunächst fest, dass in diesem Fall gilt, dass

$$\mathbb{E}(a_1\xi_1 + a_2\xi_2) = a_1\mathbb{E}(\xi_1) + a_2\mathbb{E}(\xi_2). \tag{38}$$

Beweis (fortgeführt)

Es ergibt sich also

$$\begin{split} & \mathbb{V}\left(\sum_{i=1}^{2} a_{i}\xi_{i}\right) \\ & = \mathbb{V}(a_{1}\xi_{1} + a_{2}\xi_{2}) \\ & = \mathbb{E}\left((a_{1}\xi_{1} + a_{2}\xi_{2} - \mathbb{E}\left(a_{1}\xi_{1} + a_{2}\xi_{2}\right))^{2}\right) \\ & = \mathbb{E}\left((a_{1}\xi_{1} + a_{2}\xi_{2} - a_{1}\mathbb{E}(\xi_{1}) - a_{2}\mathbb{E}(\xi_{2}))^{2}\right) \\ & = \mathbb{E}\left((a_{1}\xi_{1} - a_{1}\mathbb{E}(\xi_{1}) + a_{2}\xi_{2} - a_{2}\mathbb{E}(\xi_{2}))^{2}\right) \\ & = \mathbb{E}\left(((a_{1}(\xi_{1} - \mathbb{E}(\xi_{1})) + (a_{2}(\xi_{2} - \mathbb{E}(\xi_{2})))^{2}\right) \\ & = \mathbb{E}\left((a_{1}(\xi_{1} - \mathbb{E}(\xi_{1})))^{2} - 2(a_{1}(\xi_{1} - \mathbb{E}(\xi_{1}))(a_{2}(\xi_{2} - \mathbb{E}(\xi_{2})) + (a_{2}(\xi_{2} - \mathbb{E}(\xi_{2})))^{2}\right) \\ & = \mathbb{E}\left((a_{1}^{2}(\xi_{1} - \mathbb{E}(\xi_{1})))^{2} - 2a_{1}a_{2}(\xi_{1} - \mathbb{E}(\xi_{1}))(\xi_{2} - \mathbb{E}(\xi_{2})) + a_{2}^{2}(\xi_{2} - \mathbb{E}(\xi_{2}))^{2}\right) \\ & = a_{1}^{2}\mathbb{E}\left((\xi_{1} - \mathbb{E}(\xi_{1}))^{2}\right) - 2a_{1}a_{2}\mathbb{E}\left((\xi_{1} - \mathbb{E}(\xi_{1}))(\xi_{2} - \mathbb{E}(\xi_{2}))) + a_{2}^{2}\mathbb{E}\left((\xi_{2} - \mathbb{E}(\xi_{2}))^{2}\right) \\ & = a_{1}^{2}\mathbb{V}(\xi_{1}) - 2a_{1}a_{2}\mathbb{E}\left((\xi_{1} - \mathbb{E}(\xi_{1}))(\xi_{2} - \mathbb{E}(\xi_{2}))\right) + a_{2}^{2}\mathbb{V}(\xi_{2}) \\ & = \sum_{1}^{2}a_{1}^{2}\mathbb{V}(\xi_{i}) - 2a_{1}a_{2}\mathbb{E}\left((\xi_{1} - \mathbb{E}(\xi_{1}))(\xi_{2} - \mathbb{E}(\xi_{2}))\right) \end{split}$$

### Beweis (fortgeführt)

Weil  $\xi_1$  und  $\xi_2$  unabhängig sind, ergibt sich mit den Eigenschaften des Erwartungswerts für unabhängige Zufallsvariablen, dass

$$\mathbb{E}((\xi_{1} - \mathbb{E}(\xi_{1}))(\xi_{2} - \mathbb{E}(\xi_{2}))) = \mathbb{E}((\xi_{1} - \mathbb{E}(\xi_{1}))) \,\mathbb{E}((\xi_{2} - \mathbb{E}(\xi_{2})))$$

$$= (\mathbb{E}(\xi_{1}) - \mathbb{E}(\xi_{1}))(\mathbb{E}(\xi_{2}) - \mathbb{E}(\xi_{2}))$$

$$= 0$$
(39)

ist. Damit folgt also

$$\mathbb{V}\left(\sum_{i=1}^{2} a_i \xi_i\right) = \sum_{i=1}^{2} a_i^2 \mathbb{V}(\xi_i). \tag{40}$$

Ein Induktionsargument erlaubt dann die Generalisierung vom bivariaten zum n-variaten Fall.

Varianz und Standardabweichung

Stichprobenmittel, Stichprobenvarianz, Stichprobenstandardabweichung

Kovarianz und Korrelation

Stichprobenkovarianz und Stichprobenkorrelation

# Stichprobenmittel, Stichprobenvarianz, Stichprobenstandardabweichung

# Definition (Stichprobenmittel, -varianz, -standardabweichung)

 $\xi_1,...,\xi_n$  seien Zufallsvariablen. Dann nennt man  $\xi_1,...,\xi_n$  auch eine Stichprobe.

• Das Stichprobenmittel von  $\xi_1, ..., \xi_n$  ist definiert als der arithmetische Mittelwert

$$\bar{\xi}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i. \tag{41}$$

• Die Stichprobenvarianz von  $\xi_1, ..., \xi_n$  ist definiert als

$$S_n^2 := \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\xi_i - \bar{\xi}_n)^2. \tag{42}$$

• Die Stichprobenstandardabweichung ist definiert als

$$S_n := \sqrt{S_n^2}. (43)$$

#### Bemerkungen

- $\mathbb{E}(\xi)$ ,  $\mathbb{V}(\xi)$ , und  $\mathbb{S}(\xi)$  sind Kennzahlen einer Zufallsvariable  $\xi$ .
- $\bar{\xi}_n, S_n^2$ , und  $S_n$  sind Kennzahlen einer Stichprobe  $\xi_1, ..., \xi_n$ .
- $\bar{\xi}_n, S_n^2$ , und  $S_n$  sind Zufallsvariablen, ihre Realisationen werden mit  $\bar{x}_n, s_n^2$ , und  $s_n$  bezeichnet.

# Stichprobenmittel, Stichprobenvarianz, Stichprobenstandardabweichung

### Beispiel (Stichprobenmittel, Stichprobenvarianz, Stichprobenstandardabweichung)

- Es seien  $\xi_1, ..., \xi_{10} \sim N(1, 2)$ .
- Wir nehmen die folgenden Realisationen an

Die Stichprobenmittelrealisation ist

$$\bar{x}_{10} = \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} x_i = \frac{6.88}{10} = 0.68.$$
 (44)

Die Stichprobenvarianzrealisation ist

$$s_{10}^{2} = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^{10} (x_{i} - \bar{x}_{10})^{2} = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^{10} (x_{i} - 0.68)^{2} = \frac{25.37}{9} = 2.82.$$
 (45)

· Die Stichprobenstandardabweichungrealisation ist

$$s_{10} = \sqrt{s_{10}^2} = \sqrt{2.82} = 1.68.$$
 (46)

Varianz und Standardabweichung

Stichprobenmittel, Stichprobenvarianz, Stichprobenstandardabweichung

### Kovarianz und Korrelation

Stichprobenkovarianz und Stichprobenkorrelation

# Definition (Kovarianz und Korrelation)

Die Kovarianz zweier Zufallsvariablen  $\xi$  und v ist definiert als

$$\mathbb{C}(\xi, \upsilon) := \mathbb{E}\left(\left(\xi - \mathbb{E}(\xi)\right)\left(\upsilon - \mathbb{E}(\upsilon)\right)\right). \tag{47}$$

Die Korrelation zweier Zufallsvariablen  $\xi$  und v ist definiert als

$$\rho(\xi, v) := \frac{\mathbb{C}(\xi, v)}{\sqrt{\mathbb{V}(\xi)}\sqrt{\mathbb{V}(v)}} = \frac{\mathbb{C}(\xi, v)}{\mathbb{S}(\xi)\mathbb{S}(v)}.$$
 (48)

#### Bemerkungen

• Die Kovarianz von  $\xi$  mit sich selbst ist die Varianz von  $\xi$ ,

$$\mathbb{C}(\xi,\xi) = \mathbb{E}\left(\left(\xi - \mathbb{E}(\xi)\right)^2\right) = \mathbb{V}(\xi). \tag{49}$$

- $\rho(\xi, \upsilon)$  wird auch Korrelationskoeffizient von  $\xi$  und  $\upsilon$  genannt.
- Wenn  $\rho(\xi, v) = 0$  ist, werden  $\xi$  und v unkorreliert genannt.
- Wir zeigen später mit der Cauchy-Schwarz Ungleichung, dass  $-1 \leq \rho(\xi, \upsilon) \leq 1$ .

### Beispiel (Kovarianz und Korrelation zweier diskreter Zufallsvariablen)

Es sei  $\xi:=(\xi_1,\xi_2)$  ein Zufallsvektor mit WMF  $p_{\xi_1,\xi_2}$  definiert durch

$p_{\xi_1,\xi_2}(x_1,x_2)$	$x_2 = 1$	$x_2 = 2$	$x_2 = 3$	$p_{\xi_1}(x_1)$
$x_1 = 1$	0.10	0.05	0.15	0.30
$x_1 = 2$	0.60	0.05	0.05	0.70
$p_{\xi_2}(x_2)$	0.70	0.10	0.20	

 $\xi_1$ ,  $\xi_2$  sind also zwei Zufallsvariablen mit einer definierten bivariaten Verteilung. Um  $\mathbb{C}(\xi_1, \xi_2)$  und  $\rho(\xi_1, \xi_2)$  zu berechnen, halten wir zunächst fest, dass

$$\mathbb{E}(\xi_1) = \sum_{x_1 = 1}^{2} x_1 p_{\xi_1}(x_1) = 1 \cdot 0.3 + 2 \cdot 0.7 = 1.7 \tag{50}$$

und

$$\mathbb{E}(\xi_2) = \sum_{x_2=1}^{3} x_2 p_{\xi_2}(x_2) = 1 \cdot 0.7 + 2 \cdot 0.1 + 3 \cdot 0.2 = 1.5.$$
 (51)

Mit der Definition der Kovarianz von  $\xi_1$  und  $\xi_2$ , gilt dann

$$\begin{split} &\mathbb{C}(\xi_1,\xi_2) \\ &= \mathbb{E}((\xi_1 - \mathbb{E}(\xi_1))(\xi_2 - \mathbb{E}(\xi_2))) \\ &= \sum_{x_1 = 1}^2 \sum_{x_2 = 1}^3 (x_1 - \mathbb{E}(\xi_1))(x_2 - \mathbb{E}(\xi_2))p_{\xi_1,\xi_2}(x_1,x_2) \\ &= \sum_{x_1 = 1}^2 \sum_{x_2 = 1}^3 (x_1 - 1.7)(x_2 - 1.5)p_{\xi_1,\xi_2}(x_1,x_2) \\ &= \sum_{x_1 = 1}^2 \sum_{x_2 = 1}^3 (x_1 - 1.7)(1 - 1.5)p_{\xi_1,\xi_2}(x_1,1) \\ &+ (x_1 - 1.7)(2 - 1.5)p_{\xi_1,\xi_2}(x_1,1) \\ &+ (x_1 - 1.7)(3 - 1.5)p_{\xi_1,\xi_2}(x_1,3) \\ &= (1 - 1.7)(1 - 1.5)p_{\xi_1,\xi_2}(x_1,1) + (1 - 1.7)(2 - 1.5)p_{\xi_1,\xi_2}(1,2) + (1 - 1.7)(3 - 1.5)p_{\xi_1,\xi_2}(1,3) \\ &+ (2 - 1.7)(1 - 1.5)p_{\xi_1,\xi_2}(2,1) + (2 - 1.7)(2 - 1.5)p_{\xi_1,\xi_2}(2,2) + (2 - 1.7)(3 - 1.5)p_{\xi_1,\xi_2}(2,3) \\ &= (-0.7) \cdot (-0.5) \cdot 0.10 & + (-0.7) \cdot 0.5 \cdot 0.05 & + (-0.7) \cdot 1.5 \cdot 0.15 \\ &+ 0.3 \cdot (-0.5) \cdot 0.60 & + 0.3 \cdot 0.5 \cdot 0.05 & + 0.3 \cdot 1.5 \cdot 0.05 \\ &= 0.035 - 0.0175 - 0.1575 - 0.09 + 0.0075 + 0.0225 \\ &= -0.2. \end{split}$$

## Theorem (Kovarianzverschiebungssatz)

 $\xi$  und  $\upsilon$  seien Zufallsvariablen. Dann gilt

$$\mathbb{C}(\xi, v) = \mathbb{E}(\xi v) - \mathbb{E}(\xi)\mathbb{E}(v). \tag{52}$$

#### Beweis

Mit der Definition der Kovarianz gilt

$$\mathbb{C}(\xi, \upsilon) = \mathbb{E}\left((\xi - \mathbb{E}(\xi))(\upsilon - \mathbb{E}(\upsilon))\right) 
= \mathbb{E}\left(X\upsilon - X\mathbb{E}(\upsilon) - \mathbb{E}(\xi)\upsilon + \mathbb{E}(\xi)\mathbb{E}(\upsilon)\right) 
= \mathbb{E}(\xi\upsilon) - \mathbb{E}(\xi)\mathbb{E}(\upsilon) - \mathbb{E}(\xi)\mathbb{E}(\upsilon) + \mathbb{E}(\xi)\mathbb{E}(\upsilon) 
= \mathbb{E}(\xi\upsilon) - \mathbb{E}(\xi)\mathbb{E}(\upsilon).$$
(53)

#### Bemerkungen

- Das Theorem ist nützlich, wenn  $\mathbb{E}(\xi v)$ ,  $\mathbb{E}(\xi)$ , und  $\mathbb{E}(v)$  leicht zu berechnen sind
- Für  $v = \xi$  erhalten wir  $V(\xi) = \mathbb{E}(\xi^2) \mathbb{E}(\xi)^2$ .

# Theorem (Korrelation und Unabhängigkeit)

 $\xi$  und v seien zwei Zufallsvariablen. Wenn  $\xi$  und v unabhängig sind, dann ist  $\mathbb{C}(\xi,v)=0$  und  $\xi$  und v sind unkorreliert. Ist dagegen  $\mathbb{C}(\xi,v)=0$  und sind  $\xi$  und v somit unkorreliert, dann sind  $\xi$  und v nicht notwendigerweise unabhängig.

#### Beweis

Wir zeigen zunächst, dass aus der Unabhängigkeit von  $\xi$  und  $\upsilon$   $\mathbb{C}(\xi,\upsilon)=0$  folgt. Hierzu halten wir zunächst fest, dass für unabhängige Zufallsvariablen gilt, dass

$$\mathbb{E}(\xi v) = \mathbb{E}(\xi)\mathbb{E}(v). \tag{54}$$

Mit dem Kovarianzverschiebungssatz folgt dann

$$\mathbb{C}(\xi, \upsilon) = \mathbb{E}(\xi\upsilon) - \mathbb{E}(\xi)\mathbb{E}(\upsilon) = \mathbb{E}(\xi)\mathbb{E}(\upsilon) - \mathbb{E}(\xi)\mathbb{E}(\upsilon) = 0. \tag{55}$$

Mit der Definition des Korrelationskoeffizienten folgt dann unmittelbar, dass  $\rho(\xi, v)=0$  und  $\xi$  und v somit unkorreliert sind.

### Beweis (fortgeführt)

Wir zeigen nun durch Angabe eines Beispiels, dass die Kovarianz von abhängigen Zufallsvariablen  $\xi$  und v null sein kann.

Zu diesem Zweck betrachten wir den Fall zweier diskreter Zufallsvariablen  $\xi$  und v mit Ergebnisräumen  $\mathcal{X}=\{-1,0,1\}$  und  $v=\{0,1\}$ , marginaler WMF von  $\xi$  gegeben durch  $p_{\xi}(x):=1/3$  für  $x\in\mathcal{X}$  und der Definition  $v:=\xi^2$ .

Wir halten dann zunächst fest, dass

$$\mathbb{E}(\xi) = \sum_{x \in \mathcal{X}} x p_{\xi}(x) = -1 \cdot \frac{1}{3} + 0 \cdot \frac{1}{3} + 1 \cdot \frac{1}{3} = 0$$
 (56)

und

$$\mathbb{E}(\xi v) = \mathbb{E}(\xi \xi^2) = \mathbb{E}(\xi^3) = \sum_{x \in \mathcal{X}} x^3 p_{\xi}(x) = -1^3 \cdot \frac{1}{3} + 0^3 \cdot \frac{1}{3} + 1^3 \cdot \frac{1}{3} = 0.$$
 (57)

Mit dem Kovarianzverschiebungssatz ergibt sich dann

$$\mathbb{C}(\xi, \upsilon) = \mathbb{E}(\xi\upsilon) - \mathbb{E}(\xi)\mathbb{E}(\upsilon) = \mathbb{E}(\xi^3) - \mathbb{E}(\xi)\mathbb{E}(\upsilon) = 0 - 0 \cdot \mathbb{E}(\upsilon) = 0.$$
 (58)

Die Kovarianz von  $\xi$  und v ist also null. Wie unten gezeigt faktorisiert die gemeinsame WMF von  $\xi$  und v jedoch nicht, und somit sind  $\xi$  und v nicht unabhängig.

#### Beweis (fortgeführt)

Die Definition of  $\upsilon:=\xi^2$  impliziert die folgende bedingte WMF

$p_{v \xi}(y x)$	x = -1	x = 0	x = 1
y = 0	0	1	0
y = 1	1	0	1

Die marginale WMF  $p_{\xi}$  und die bedingte WMF  $p_{v \mid \xi}$  implizieren die gemeinsame WMF

Es gilt also zum Beispiel

$$p_{\xi,\upsilon}(-1,0) = 0 \neq \frac{1}{9} = \frac{1}{3} \cdot \frac{1}{3} = p_{\xi}(-1)p_{\upsilon}(0)$$
 (59)

und damit sind  $\xi$  und  $\upsilon$  nicht unabhängig.

# Theorem (Varianzen von Summen und Differenzen von Zufallsvariablen)

 $\xi$  und  $\upsilon$  seien zwei Zufallsvariablen und es seien  $a,b,c\in\mathbb{R}$ . Dann gilt

$$\mathbb{V}(a\xi + b\upsilon + c) = a^2 \mathbb{V}(\xi) + b^2 \mathbb{V}(\upsilon) + 2ab\mathbb{C}(\xi, \upsilon). \tag{60}$$

Speziell gelten

$$\mathbb{V}(X+\upsilon) = \mathbb{V}(\xi) + \mathbb{V}(\upsilon) + 2\mathbb{C}(\xi,\upsilon)$$
(61)

und

$$\mathbb{V}(X - \upsilon) = \mathbb{V}(\xi) + \mathbb{V}(\upsilon) - 2\mathbb{C}(\xi, \upsilon)$$
(62)

### Bemerkungen

- Varianzen von Zufallsvariablen addieren sich nicht einfach
- Die Varianz der Summe zweier Zufallsvariablen hängt von ihrer Kovarianz ab.

#### Beweis

Wir halten zunächst fest, dass

$$\mathbb{E}(a\xi + b\upsilon + c) = a\mathbb{E}(\xi) + b\mathbb{E}(\upsilon) + c. \tag{63}$$

Es ergibt sich also

$$\mathbb{V}(a\xi + bv + c) \\
= \mathbb{E}\left((a\xi + bv + c - a\mathbb{E}(\xi) - b\mathbb{E}(v) - c)^2\right) \\
= \mathbb{E}\left((a(X - \mathbb{E}(\xi)) + b(v - \mathbb{E}(v)))^2\right) \\
= \mathbb{E}\left(a^2(\xi - \mathbb{E}(\xi))^2 + b^2(v - \mathbb{E}(v))^2 + 2ab(\xi - \mathbb{E}(\xi))(v - \mathbb{E}(v))\right) \\
= a^2\mathbb{E}\left((\xi - \mathbb{E}(\xi))^2\right) + b^2\mathbb{E}\left((v - \mathbb{E}(v))^2\right) + 2ab\mathbb{E}\left((\xi - \mathbb{E}(\xi))(v - \mathbb{E}(v))\right) \\
= a^2\mathbb{V}(\xi) + b^2\mathbb{V}(v) + 2ab\mathbb{C}(\xi, v)$$
(64)

Die Spezialfälle folgen dann direkt mit a:=b:=1 und a:=1,b:=-1, respektive.

Varianz und Standardabweichung

Stichprobenmittel, Stichprobenvarianz, Stichprobenstandardabweichung

Kovarianz und Korrelation

Stichprobenkovarianz und Stichprobenkorrelation

## Stichprobenkovarianz und Stichprobenkorrelation

# Definition (Stichprobenkovarianz und Stichprobenkorrelation)

 $(\xi_1, v_1), ..., (\xi_n, v_n)$  seien zweidimensionale Zufallsvektoren.

ullet Das Stichprobenmittel der  $(\xi_1, \upsilon_1), ..., (\xi_n, \upsilon_n)$  ist definiert als

$$\overline{(\xi, v)}_n := (\bar{\xi}_n, \bar{v}_n) = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i\right).$$
 (65)

 $\bullet~$  Die Stichprobenkovarianz der  $(\xi_1,\upsilon_1),...,(\xi_n,\upsilon_n)$  ist definiert als

$$C_n := \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\xi_i - \bar{\xi}_n)(v_i - \bar{v}_n). \tag{66}$$

• Der Stichprobenkorrelationskoeffizient der  $(\xi_1, v_1), ..., (\xi_n, v_n)$  ist definiert als

$$R_n := \frac{C_n}{S_{\xi, n} S_{v, n}},\tag{67}$$

wobei  $S_{\xi,n}$  und  $S_{\upsilon,n}$  die Stichprobenstandardabweichungen von  $\xi_1,...,\xi_n$  und  $\upsilon_1,...,\upsilon_n$ , bezeichnen.

#### Bemerkungen

- $\bullet$   $\overline{(\xi,v)}_n$ ,  $C_n$ , und  $R_n$  sind Zufallsvariablen
- ullet  $\overline{(x,y)}_n$ ,  $c_n$ , und  $r_n$  bezeichnen ihre Realisierungen

### Stichprobenkovarianz und Stichprobenkorrelation

### Beispiel (Stichprobenkovarianz und Stichprobenkorrelation)

- ullet Es seien  $(\xi_1, v_1), ..., (\xi_{10}, v_{10})$  zweidimensionale Zufallsvariablen.
- Wir nehmen folgende Realisierungen an

Die Stichprobenmittelrealisation ergibt sich zu

$$\overline{(x,y)}_{10} = (\bar{x}_{10}, \bar{y}_{10}) = \left(\frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} x_i, \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} y_i\right) = (0.75, 0.26).$$
 (68)

Die Stichprobenstandardabweichungrealisationen ergeben sich zu

$$s_{\xi,n} = \sqrt{\frac{1}{9} \sum_{i=1}^{10} (x_i - \bar{x}_{10})^2} = 0.79 \text{ und } s_{v,n} = \sqrt{\frac{1}{9} \sum_{i=1}^{10} (y_i - \bar{y}_{10})^2} = 0.99.$$
 (69)

• Die Stichprobenkovarianz- und Stichprobenkorrelationsrealisationen ergeben sich zu

$$c_n = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1} (x_i - \bar{x}_n)(y_i - \bar{y}_n) = -0.26 \text{ und } r_n = \frac{c_n}{s_{x,n} s_{y,n}} = -0.33. \tag{70}$$

### Stichprobenkovarianz und Stichprobenkorrelation

#### Zur Mechanik der Kovariationsterme

$$(x_{i} - \bar{x}) < 0, (y_{i} - \bar{y}) > 0$$

$$\Rightarrow (x_{i} - \bar{x})(y_{i} - \bar{y}) < 0$$

$$(\bar{x}, \bar{y})$$

$$(x_{i} - \bar{x})(y_{i} - \bar{y}) > 0$$

$$(\bar{x}, \bar{y})$$

$$(x_{i} - \bar{x}) < 0, (y_{i} - \bar{y}) < 0$$

$$(x_{i} - \bar{x}) < 0, (y_{i} - \bar{y}) < 0$$

$$\Rightarrow (x_{i} - \bar{x})(y_{i} - \bar{y}) < 0$$

$$\Rightarrow (x_{i} - \bar{x})(y_{i} - \bar{y}) < 0$$

$$\Rightarrow (x_{i} - \bar{x})(y_{i} - \bar{y}) < 0$$

Häufige richtungsgleiche Abweichung der  $x_i$  und  $y_i$  von ihren Mittelwerten  $\Rightarrow$  Positive Korrelation

Häufige richtungsungleiche Abweichung der  $x_i$  und  $y_i$  von ihren Mittelwerten  $\Rightarrow$  Negative Korrelation

Keine häufigen richtungsgleichen oder -entgegengesetzten Abweichungen  $\Rightarrow$  Keine Korrelation

Eine anwendungsorientierte Diskussion der Stichprobenkorrelation und ihren engen Bezug zur einfachen linearen Regression gibt es im Rahmen der Einführung des Allgemeinen Linearen Modells, siehe Regression und Korrelation.

Varianz und Standardabweichung

Stichprobenmittel, Stichprobenvarianz, Stichprobenstandardabweichung

Kovarianz und Korrelation

Stichprobenkovarianz und Stichprobenkorrelation

- 1. Definieren und interpretieren Sie den Erwartungswert einer Zufallsvariable.
- 2. Berechnen Sie den Erwartungswert einer Bernoulli Zufallsvariable.
- 3. Nennen Sie drei Eigenschaften des Erwartungswerts.
- 4. Definieren und interpretieren Sie die Varianz einer Zufallsvariable.
- 5. Berechnen Sie die Varianz einer Bernoulli Zufallsvariable.
- 6. Drücken Sie  $\mathbb{E}(\xi^2)$  mithilfe der Varianz und des Erwartungswerts von  $\xi$  aus.
- 7. Was ist  $V(a\xi)$  für konstantes  $a \in \mathbb{R}$ ?
- 8. Definieren Sie die Kovarianz und Korrelation zweier Zufallsvariablen  $\xi$  und v.
- 9. Geben Sie das Theorem zur Varianz von Linearkombinationen von Zufallsvariablen bei Unabhängigkeit wieder.
- 10. Definieren Sie den Begriff der Stichprobe.
- 11. Definieren Sie den Begriff des Stichprobenmittels.
- 12. Definieren Sie Stichprobenvarianz und Stichprobenstandardabweichung.

- Erläutern Sie die Unterschiede zwischen dem Erwartungswertparameter, dem Erwartungswert und dem Stichprobenmittel von normalverteilten Zufallsvariablen.
- 14. Definieren Sie die Kovarianz und die Korrelation zweier Zufallsvariablen.
- 15. Schreiben Sie die Kovarianz zweier Zufallsvariablen mithilfe von Erwartungswerten.
- 16. Geben Sie das Theorem zur Korrelation und Unabhängigkeit zweier Zufallsvariablen wieder.
- 17. Was ist die Varianz der Summe zweier Zufallsvariablen bei Unabhängigkeit?
- 18. Was ist die Varianz der Summe zweier Zufallsvariablen im Allgemeinen?
- 19. Definieren Sie das Stichprobenmittel für eine Stichprobe zweidimensionaler Zufallsvektoren.
- 20. Definieren Sie die Stichprobenkovarianz einer Stichproben von zweidimensionaler Zufallsvektoren.
- 21. Wann ergeben sich für die Stichprobenkovarienz hohe positive oder hohe negative Werte?
- 22. Wann ergeben sich für die Stichprobenkovarianzwerte nahe Null?
- 23. Definieren Sie den Stichprobenkorrelationskoeffizienten.