

Mit Hilfe von zwei gegebenen Funktionen $X_1: \Omega \rightarrow \mathfrak{R}$ und $X_2: \Omega \rightarrow \mathfrak{R}$ lässt sich eine zweidimensionale Funktion $X: \Omega \rightarrow \mathfrak{R}^2$ definieren, die jedem $\omega \in \Omega$ das geordnete Paar $(X_1(\omega), X_2(\omega)) \in \mathfrak{R}^2$ zuordnet.

Diese Funktion X heißt 2-dimensionale Zufallsvariable, wenn das Urbild jeder 2-dimensionalen Borel-Menge (Rechtecke und andere einfache Teilmengen des \mathfrak{R}^2) ein Ereignis ist. In diesem Fall sind automatisch auch X_1 und X_2 Zufallsvariablen.

Gemeinsame Verteilungsfunktion von X_1 und X_2 :

$$\begin{aligned} F(x_1, x_2) &= P(X_1 \leq x_1 \wedge X_2 \leq x_2) \\ &= P(X^{-1}((-\infty, x_1] \times (-\infty, x_2])) \end{aligned}$$

Die Randverteilungsfunktionen

$$\begin{aligned} F_1(x_1) &= P(X_1 \leq x_1) = P(X^{-1}((-\infty, x_1] \times \mathfrak{R})), \\ F_2(x_2) &= P(X_2 \leq x_2) = P(X^{-1}(\mathfrak{R} \times (-\infty, x_2])) \end{aligned}$$

sind identisch mit den üblichen (1-dimensionalen) Verteilungsfunktionen von X_1 und X_2 .

Die 2-dimensionale Zufallsvariable X heißt diskret, falls $X(\Omega)$ endlich oder abzählbar unendlich ist, und stetig, falls eine 2-dimensionale Dichtefunktion f existiert, sodass

$$F(x_1, x_2) = \int_{-\infty}^{x_2} \left(\int_{-\infty}^{x_1} f(t_1, t_2) dt_1 \right) dt_2.$$

Im letzteren Fall sind die Randdichtefunktionen

$$\begin{aligned} f_1(x_1) &= \int_{-\infty}^{\infty} f(x_1, t_2) dt_2, \\ f_2(x_2) &= \int_{-\infty}^{\infty} f(t_1, x_2) dt_1. \end{aligned}$$

identisch mit den üblichen (1-dimensionalen) Dichtefunktionen von X_1 und X_2 .

Beispiel:

Gemeinsame Dichtefunktion $f(x,y)=x+10y$ für $0 < x < 4$,
 $0 < y < 0.1$ und $f(x,y)=0$ sonst, $2F(1,7) = ?$

Lösung:

$$2F(1,7) = 2 P(X_1 \leq 1 \wedge X_2 \leq 7)$$

$$= 2 \int_{-\infty}^7 \left(\int_{-\infty}^1 f(x,y) dx \right) dy$$

$$= 2 \int_{-\infty}^7 \left(\int_0^1 f(x,y) dx \right) dy \quad \# \text{ weil } f(x,y) = 0 \text{ für } x < 0$$

$$= 2 \int_0^7 \left(\int_0^1 f(x,y) dx \right) dy \quad \# \text{ weil } f(x,y) = 0 \text{ für } y < 0$$

$$= 2 \int_0^{0.1} \left(\int_0^1 f(x,y) dx \right) dy \quad \# \text{ weil } f(x,y) = 0 \text{ für } y > 0.1$$

$$= 2 \int_0^{0.1} \left(\int_0^1 (x + 10y) dx \right) dy$$

weil der Integrationsbereich $(0,1) \times (0,0.1)$ dieses Integrals eine Teilmenge des Rechtecks $(0,4) \times (0,0.1)$ ist, auf dem die Dichtefunktion gegeben ist durch $f(x,y) = x + 10y$

$$= 2 \int_0^{0.1} \left(\left. \left\{ \frac{x^2}{2} + (10y) \cdot x \right\} \right|_0^1 \right) dy$$

$$= \int_0^{0.1} (\{x^2 + (20y) \cdot x\} |_0^1) dy$$

$$= \int_0^{0.1} (1^2 + (20y) \cdot 1 - (0^2 + (20y) \cdot 0)) dy$$

$$= \int_0^{0.1} (1 + 20y) dy$$

$$= \{y + 10y^2\} |_0^{0.1}$$

$$= 0.1 + 10 \cdot 0.1^2 - (0 + 10 \cdot 0^2)$$

$$= \mathbf{0.2}$$

Beispiel:

Gemeinsame Dichtefunktion $f(x,y)=0.2+sy$ für $-3<x<-2.5$,
 $1<y<3$ und $f(x,y)=0$ sonst, $s = ?$

Lösung:

$$1 = \int_{-\infty}^{\infty} \left(\int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) dx \right) dy$$

das Integral von f über dem ganzen \mathfrak{R}^2 muss gleich 1 sein

$$= \int_1^3 \left(\int_{-3}^{-2.5} f(x,y) dx \right) dy$$

$f(x,y) = 0$ außerhalb des Rechtecks $(-3, -2.5) \times (1, 3)$

$$= \int_1^3 \left(\int_{-3}^{-2.5} (0.2 + sy) dx \right) dy$$

$f(x,y) = 0.2 + sy$ innerhalb dieses Rechtecks

$$= \int_1^3 (0.2 + sy) \cdot (-2.5 - (-3)) dy$$

inneres Integral ist Fläche eines Rechtecks

$$= 0.5 \int_1^3 (0.2 + sy) dy$$

$$= 0.5 \left\{ 0.2y + s \frac{y^2}{2} \right\} \Big|_1^3$$

$$= 0.5 \left\{ 0.2 \cdot 3 + s \frac{3^2}{2} - \left(0.2 \cdot 1 + s \frac{1^2}{2} \right) \right\}$$

$$= 0.5 \left\{ 0.4 + s \frac{8}{2} \right\} = 0.2 + 2s$$

Aus $1 = 0.2 + 2s$ folgt, dass $s = \mathbf{0.4}$.

Beispiel:

Gemeinsame Dichtefunktion $f(x,y)=0.8+0.3x$ für $1 < x < 2$,
 $c < y < d$ und $f(x,y)=0$ sonst, $d-c=?$

Lösung:

$$1 = \int_{-\infty}^{\infty} \left(\int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) dx \right) dy$$

das Integral von f über dem ganzen \mathfrak{R}^2 muss gleich 1 sein

$$= \int_c^d \left(\int_1^2 f(x,y) dx \right) dy$$

$f(x,y) = 0$ außerhalb des Rechtecks $(1, 2) \times (c, d)$

$$= \int_c^d \left(\int_1^2 (0.8 + 0.3x) dx \right) dy$$

$f(x,y) = 0.8 + 0.3x$ innerhalb dieses Rechtecks

$$= \int_1^2 \left(\int_c^d (0.8 + 0.3x) dy \right) dx$$

einfachheitshalber Integrationsreihenfolge vertauscht

$$= \int_1^2 (0.8 + 0.3x) \cdot (d - c) dx$$

inneres Integral ist Fläche eines Rechtecks

$$= (d - c) \left\{ 0.8x + 0.3 \frac{x^2}{2} \right\} \Big|_1^2$$

$$= (d - c) \left\{ 0.8 \cdot 2 + 0.3 \frac{2^2}{2} - \left(0.8 \cdot 1 + 0.3 \frac{1^2}{2} \right) \right\}$$

$$= 1.25 (d - c)$$

Aus $1 = \frac{5}{4} (d - c)$ folgt, dass $d - c = \frac{4}{5} = \mathbf{0.8}$.

Die stetigen Zufallsvariablen X und Y sind genau dann unabhängig, wenn die gemeinsame Dichtefunktion f gleich dem Produkt der beiden Randdichtefunktionen f_X und f_Y ist:

$$X \text{ und } Y \text{ unabhängig} \Leftrightarrow f(x, y) = f_X(x)f_Y(y)$$

Sind X und Y unabhängig, dann gilt:

$$\begin{aligned} E(XY) &= \int_{-\infty}^{\infty} \left(\int_{-\infty}^{\infty} xy f(x, y) dx \right) dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \left(\int_{-\infty}^{\infty} xy f_X(x) f_Y(y) dx \right) dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} y f_Y(y) \left(\int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx \right) dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx \int_{-\infty}^{\infty} y f_Y(y) dy \\ &= E(X)E(Y) \end{aligned}$$

Das letzte Resultat gilt auch allgemein, also auch im nicht-stetigen Fall. Weiters gilt allgemein:

$$X \text{ und } Y \text{ unabhängig} \Leftrightarrow F(x, y) = F_X(x)F_Y(y)$$

Die Kovarianz

$$\sigma_{XY} = \text{cov}(X, Y) = E(X - \mu_X)(Y - \mu_Y).$$

ist ein Maß für die Beziehung zwischen zwei Zufallsvariablen X und Y mit Erwartungswerten μ_X und μ_Y .

Es gilt:

- (i)
$$\begin{aligned}\sigma_{XY} &= E(X - \mu_X)(Y - \mu_Y) \\ &= E(XY - X\mu_Y - \mu_X Y + \mu_X \mu_Y) \\ &= E(XY) - E(X\mu_Y) - E(\mu_X Y) + E(\mu_X \mu_Y) \\ &= E(XY) - \mu_Y E(X) - \mu_X E(Y) + \mu_X \mu_Y \\ &= E(XY) - \mu_Y \mu_X - \mu_X \mu_Y + \mu_X \mu_Y \\ &= E(XY) - \mu_X \mu_Y\end{aligned}$$
- (ii)
$$\sigma_{XY} = E(X - \mu_X)Y = EX(Y - \mu_Y)$$
- (iii)
$$\forall a, b, c, d \in \mathfrak{R} : \text{cov}(a + bX, c + dY) = bd \text{cov}(X, Y)$$
- (iv)
$$\text{cov}(X + Y, Z) = \text{cov}(X, Z) + \text{cov}(Y, Z)$$
- (v)
$$\text{var}(X + Y) = \text{var}(X) + 2\text{cov}(X, Y) + \text{var}(Y)$$
- (vi) $X, Y \text{ ua.} \Rightarrow \text{cov}(X, Y) = 0$
- (vii) $X, Y \text{ ua.} \Rightarrow \text{var}(X + Y) = \text{var}(X) + \text{var}(Y)$

Standardisiert man die beiden Zufallsvariablen X und Y , bevor man die Kovarianz berechnet, dann erhält man den Korrelationskoeffizienten

$$\begin{aligned}\rho_{XY} &= \text{cov}\left(\frac{X - \mu_X}{\sigma_X}, \frac{Y - \mu_Y}{\sigma_Y}\right) \\ &= \text{cov}\left(\frac{X}{\sigma_X} - \frac{\mu_X}{\sigma_X}, \frac{Y}{\sigma_Y} - \frac{\mu_Y}{\sigma_Y}\right) \\ &= \frac{1}{\sigma_X} \frac{1}{\sigma_Y} \text{cov}(X, Y) \\ &= \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y}.\end{aligned}$$

Im Unterschied zur Kovarianz hängt der Korrelationskoeffizient nicht von der Skalierung der Zufallsvariablen ab. Er liegt immer zwischen -1 und 1.

Beispiel:

$EX = 13$, $EY = 15$, $\text{var}(X) = 9$, $\text{var}(Y) = 1$, $\rho = -0.2$,
 $\text{var}(8-2X-3Y) = ?$

Lösung:

Gegeben sind die Erwartungswerte $\mu_X = 13$, $\mu_Y = 15$ und die Varianzen $\sigma_X^2 = 9$, $\sigma_Y^2 = 1$ der beiden Zufallsvariablen X , Y sowie der Korrelationskoeffizient

$$\rho_{XY} = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} = -0.2.$$

Für die Kovarianz erhält man

$$\sigma_{XY} = \rho_{XY} \sigma_X \sigma_Y = \rho_{XY} \sqrt{\sigma_X^2} \sqrt{\sigma_Y^2} = -0.2 \sqrt{9} \sqrt{1} = -0.6$$

und weiters

$$\begin{aligned} \text{var}(8 - 2X - 3Y) &= \text{var}(-2X - 3Y) \\ &= \text{var}(-2X) + 2\text{cov}(-2X, -3Y) + \text{var}(-3Y) \\ &= (-2)^2 \text{var}(X) + 2(-2)(-3)\text{cov}(X, Y) + (-3)^2 \text{var}(Y) \\ &= 4 \cdot 9 + 12 \cdot (-0.6) + 9 \cdot 1 = \mathbf{37.8} \end{aligned}$$

Die Erwartungswerte wurden nicht benötigt.

Eine Zufallsstichprobe vom Umfang n besteht aus n i.i.d. Zufallsvariablen X_1, \dots, X_n . Eine Zufallsvariable der Form

$$T = g(X_1, \dots, X_n)$$

heißt Statistik. Statistiken können zum Schätzen von unbekanntem Parametern einer Verteilung verwendet werden.

Beispielsweise ist das arithmetische Mittel

$$\bar{X} = \frac{X_1 + \dots + X_n}{n}$$

eine Statistik, mit der der Erwartungswert μ_X geschätzt werden kann.

Das arithmetische Mittel \bar{X} ist ein **unverzerrter Schätzer** für den Erwartungswert μ_X , weil

$$E(\bar{X}) = \mu_X.$$

Die Stichprobenvarianz

$$s_X^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^2$$

ist zwar kein unverzerrter Schätzer für die Varianz σ_X^2 , weil

$$E(s_X^2) = \frac{n-1}{n} \sigma_X^2 \neq \sigma_X^2,$$

aber immerhin ein asymptotisch unverzerrter Schätzer, weil

$$E(s_X^2) = \frac{n-1}{n} \sigma_X^2 \rightarrow \sigma_X^2.$$

Ein unverzerrter Schätzer für die Varianz σ_X^2 ist gegeben durch

$$S_X^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^2.$$

Die Rechenregeln für das arithmetische Mittel \bar{X} , die Stichprobenvarianz s_X^2 und die Stichprobenkovarianz

$$s_{XY} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})(Y_j - \bar{Y})$$

sind analog zu denen für den Erwartungswert, die Varianz und die Kovarianz.

Beispielsweise gilt:

$$s_{XY} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})(Y_j - \bar{Y}) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_j Y_j - \bar{X} \bar{Y}$$

Die **Verzerrung** und der **mittlere quadratische Fehler** eines Schätzers $\hat{\theta}$ für θ sind gegeben durch

$$bias(\hat{\theta}) = E(\hat{\theta} - \theta)$$

und

$$MSE(\hat{\theta}) = E(\hat{\theta} - \theta)^2.$$

Es gilt:

$$\begin{aligned} MSE(\hat{\theta}) &= E(\hat{\theta} - \theta)^2 = E\left(\underbrace{(\hat{\theta} - E(\hat{\theta}))}_{\in \mathfrak{R}} + (E(\hat{\theta}) - \theta)\right)^2 \\ &= E(\hat{\theta} - E(\hat{\theta}))^2 + 2E(\hat{\theta} - E(\hat{\theta}))(E(\hat{\theta}) - \theta) + (E(\hat{\theta}) - \theta)^2 \\ &= \text{var}(\hat{\theta}) + 2(E(\hat{\theta}) - \theta) \underbrace{E(\hat{\theta} - E(\hat{\theta}))}_{=E(\hat{\theta})-E(\hat{\theta})=0} + bias^2(\hat{\theta}). \\ &= \text{var}(\hat{\theta}) + bias^2(\hat{\theta}) \end{aligned}$$

Beispiel:

X, Y, Z i.i.d. $N(10, 10^2)$, $\hat{\mu} = 0.7X + 0.5Y - 0.1Z$, $MSE(\hat{\mu}) = ?$

Lösung:

Gegeben ist eine Zufallsstichprobe bestehend aus drei unabhängigen und identisch normalverteilten Zufallsvariablen X, Y, Z mit Erwartungswert $\mu = 10$ und Varianz $\sigma^2 = 10^2 = 100$.

Der Standardschätzer für den Erwartungswert μ ist das arithmetische Mittel \bar{X} . Hier betrachten wir allerdings einen anderen Schätzer, nämlich

$$\hat{\mu} = 0.7X + 0.5Y - 0.1Z.$$

Für die Verzerrung und die Varianz dieses Schätzers erhalten wir

$$\begin{aligned} bias(\hat{\mu}) &= E(\hat{\mu} - \mu) = E(0.7X + 0.5Y - 0.1Z - \mu) \\ &= 0.7E(X) + 0.5E(Y) - 0.1E(Z) - \mu \\ &= 0.7\mu + 0.5\mu - 0.1\mu - \mu \\ &= (0.7 + 0.5 - 0.1 - 1)\mu = 0.1 \cdot 10 = 1 \end{aligned}$$

und

$$\begin{aligned} var(\hat{\mu}) &= var(0.7X + 0.5Y - 0.1Z) \\ &= var(0.7X) + var(0.5Y) + var(0.1Z) \\ &= 0.7^2 var(X) + 0.5^2 var(Y) + 0.1^2 var(Z) \\ &= 0.49\sigma^2 + 0.25\sigma^2 + 0.01\sigma^2 \\ &= (0.49 + 0.25 + 0.01)\sigma^2 \\ &= 0.75 \cdot 100 = 75. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow MSE(\hat{\mu}) &= var(\hat{\mu}) + bias^2(\hat{\mu}) \\ &= 75 + 1^2 = \mathbf{76} \end{aligned}$$