

# Multivariate Verteilungen

## Zufallsvektoren und Modellierung der Abhängigkeiten

Ziel: Modellierung der Veränderungen der Risikofaktoren

$$X_n = (X_{n,1}, X_{n,2}, \dots, X_{n,d})$$

Annahme:  $X_{n,i}$  und  $X_{n,j}$  sind abhängig aber  $X_{n,i}$  und  $X_{n\pm k,j}$  sind unabhängig für  $k \in \mathbb{N}$  ( $k \neq 0$ ),  $1 \leq i, j \leq d$ .

## Grundlegende Eigenschaften von Zufallsvektoren

Ein  $d$ -dimensionaler Zufallsvektor  $X = (X_1, X_2, \dots, X_d)^T$  wird durch die Verteilungsfunktion  $F$  spezifiziert

$$F(x) = F(x_1, x_2, \dots, x_d) = P(X_1 \leq x_1, X_2 \leq x_2, \dots, X_d \leq x_d) = P(X \leq x).$$

Die  $i$ . Randverteilung  $F_i$  von  $F$  ist die Verteilungsfunktion von  $X_i$  und ist folgendermaßen gegeben:

$$F_i(x_i) = P(X_i \leq x_i) = F(\infty, \dots, \infty, x_i, \infty, \dots, \infty)$$

Die Verteilungsfunktion  $F$  ist stetig wenn es eine nicht negative Funktion  $f \geq 0$  gibt, sodass

$$F(x_1, x_2, \dots, x_d) = \int_{-\infty}^{x_1} \int_{-\infty}^{x_2} \dots \int_{-\infty}^{x_d} f(u_1, u_2, \dots, u_d) du_1 du_2 \dots du_d$$

$f$  ist in diesem Fall die Dichte von  $F$ .

Die Komponenten von  $X$  sind unabhängig dann und nur dann wenn

$$F(x) = \prod_{i=1}^d F_i(x_i)$$

oder, wenn die Dichten  $f$  und  $f_i$ ,  $1 \leq i \leq d$ , existieren, dann sind die Komp. von  $X$  d.u.n.d. unabhängig wenn

$$f(x) = \prod_{i=1}^d f_i(x_i)$$

Ein Zufallsvektor wird durch seine charakteristische Funktion  $\phi_X(t)$  eindeutig spezifiziert:

$$\phi_X(t) := E(\exp\{it^T X\}), t \in \mathbb{R}^d$$

Wenn  $E(X_k^2) < \infty$  für alle  $k$ , dann ist die Kovarianzmatrix eines Zufallsvektors folgendermaßen gegeben:

$$Cov(X) = E((X - E(X))(X - E(X))^T)$$

### **Anmerkung:**

Für einen  $n$ -dimensionalen Zufallsvektor  $X$ , eine konstante Matrix  $B \in \mathbb{R}^{n \times n}$  und einen konstanten Vektor  $b \in \mathbb{R}^n$  gelten folgende Gleichungen:

$$E(BX + b) = BE(X) + b \quad Cov(BX + b) = BCov(X)B^T$$

**Beispiel 1** Für die multivariate Normalverteilung mit Mittelwert  $\mu$  und Kovarianzmatrix  $\Sigma$  sind die Dichtefunktion  $f$  bzw. die charakteristische Funktion  $\phi_X$  folgendermaßen gegeben ( $|\Sigma| = |\text{Det}(\Sigma)|$ ):

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d |\Sigma|}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu) \right\}, x \in \mathbb{R}^d$$

$$\phi_X(t) = \exp \left\{ it^T \mu - \frac{1}{2} t^T \Sigma t \right\}, t \in \mathbb{R}^d$$

### **Probleme bei Modellierung der Abhängigkeit zwischen Finanzgrößen mit Hilfe der (multivariaten) Normalverteilung**

- Finanzgrößen haben i.a. heavier Tails als die Normalverteilung
- Die Zusammenhänge bei größeren Verlusten sind i.a. stärker als bei “normalen” Werten. Diese Art von Zusammenhängen kann mit der multivariaten Normalverteilung nicht modelliert werden.

(Veranschaulichung der Problematik durch einen Vergleich zwischen Streudiagrammen von echten Daten und Scatter-Plots von Daten, die aus einer Normalverteilung mit geschätztem Erwartungsvektor und geschätzter Kovarianzmatrix simuliert werden.)

## Abhängigkeitsmaße

Seien  $X_1$  und  $X_2$  zwei Zufallsvariablen. Es gibt einige skalare Maße für die Abhängigkeit zwischen  $X_1$  und  $X_2$ .

## Lineare Korrelation

Annahme:  $\text{var}(X_1), \text{var}(X_2) \in (0, \infty)$ . Der Koeffizient der linearen Korrelation  $\rho_L(X_1, X_2)$  ist folgendermaßen gegeben:

$$\rho_L(X_1, X_2) = \frac{\text{cov}(X_1, X_2)}{\sqrt{\text{var}(X_1)\text{var}(X_2)}}$$

$X_1$  und  $X_2$  sind unabhängig  $\Rightarrow \rho_L(X_1, X_2) = 0$

$\rho_L(X_1, X_2) = 0$  impliziert nicht, dass  $X_1$  und  $X_2$  unabhängig sind

**Beispiel 2** Sei  $X_1 \sim N(0, 1)$  und  $X_2 = X_1^2$ . Es gilt  $\rho_L(X_1, X_2) = 0$  aber  $X_1$  und  $X_2$  sind klarerweise abhängig.

Weiters gilt:

$$|\rho_L(X_1, X_2)| = 1 \Leftrightarrow \exists \alpha, \beta \in \mathbb{R}, \beta \neq 0, \text{ sodass } X_2 \stackrel{d}{=} \alpha + \beta X_1$$

und  $\text{signum}(\beta) = \text{signum}(\rho_L(X_1, X_2))$

Der lineare Korrelationskoeff. ist eine Invariante unter streng monoton steigende lineare Transformationen. D.h. für zwei Zufallsvariablen  $X_1$  und  $X_2$  und reellen Konstanten  $\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2 \in \mathbb{R}$ ,  $\beta_1 > 0$  und  $\beta_2 > 0$  gilt:

$$\rho_L(\alpha_1 + \beta_1 X_1, \alpha_2 + \beta_2 X_2) = \rho_L(X_1, X_2).$$

Der lineare Korrelationskoeffizient ist jedoch keine Invariante unter streng monoton steigende nicht-lineare Transformationen.

**Beispiel 3** Seien  $X \sim \text{Exp}(\lambda)$ ,  $X_2 = X_1$ , und  $T_1, T_2$  zwei streng monoton steigende Transformationen:  $T_1(X_1) = X_1$  und  $T_2(X_1) = X_1^2$ . Dann gilt:

$$\rho_L(X_1, X_1) = 1 \text{ und } \rho_L(T_1(X_1), T_2(X_1)) = \frac{2}{\sqrt{5}}.$$

## Rang Korrelation

Die Koeffizienten der Rang Korrelation (Spearmans Rho und Kendalls Tau) sind Maße für die Übereinstimmung von bivariaten Zufallsvektoren.

Seien  $(x_1, x_2)$  und  $(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2)$  zwei Punkte in  $\mathbb{R}^2$ . Die zwei Punkte heißen *übereinstimmend* wenn  $(x_1 - \tilde{x}_1)(x_2 - \tilde{x}_2) > 0$  und *nicht übereinstimmend* wenn  $(x_1 - \tilde{x}_1)(x_2 - \tilde{x}_2) < 0$ .

Seien  $(X_1, X_2)^T$  und  $(\tilde{X}_1, \tilde{X}_2)^T$  zwei unabhängige Zufallsvektoren mit identischer bivariater Verteilung.

Die Kendall's Tau  $\rho_\tau$  ist definiert als

$$\rho_\tau(X_1, X_2) = P((X_1 - \tilde{X}_1)(X_2 - \tilde{X}_2) > 0) - P((X_1 - \tilde{X}_1)(X_2 - \tilde{X}_2) < 0)$$

Sei  $(\hat{X}_1, \hat{X}_2)$  ein dritter von  $(X_1, X_2)$  und  $(\tilde{X}_1, \tilde{X}_2)$  unabhängiger Zufallsvektor mit derselben Verteilung wie  $(X_1, X_2)$  und  $(\tilde{X}_1, \tilde{X}_2)$ .

Die Spearman's Rho  $\rho_S$  ist definiert als

$$\rho_S(X_1, X_2) = 3\{P((X_1 - \tilde{X}_1)(X_2 - \hat{X}_2) > 0) - P((X_1 - \tilde{X}_1)(X_2 - \hat{X}_2) < 0)\}$$

Einige Eigenschaften von  $\rho_\tau$  und  $\rho_S$ :

- $\rho_\tau(X_1, X_2) \in [-1, 1]$  und  $\rho_S(X_1, X_2) \in [-1, 1]$ .
- Wenn  $X_1$  und  $X_2$  unabhängig, dann  $\rho_\tau(X_1, X_2) = \rho_S(X_1, X_2) = 0$ .  
Die Umkehrung gilt i.a. nicht.
- Sei  $T: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  eine streng monoton steigende Funktion.  
Dann gilt:

$$\rho_\tau(T(X_1), T(X_2)) = \rho_\tau(X_1, X_2)$$

$$\rho_S(T(X_1), T(X_2)) = \rho_S(X_1, X_2)$$

Beweis: 1) und 2) sind trivial. Beweis von 3) erfolgt mit Hilfe von Copulas, später...

## Tail-Abhängigkeit

**Definition 1** Sei  $(X_1, X_2)^T$  ein Zufallsvektor mit Randverteilungen  $F_1$  und  $F_2$ . Der Koeffizient der oberen Tail-Abhängigkeit von  $(X_1, X_2)^T$  wird folgendermaßen definiert:

$$\lambda_U(X_1, X_2) = \lim_{u \rightarrow 1^-} P(X_2 > F_2^{\leftarrow}(u) | X_1 > F_1^{\leftarrow}(u))$$

vorausgesetzt der Limes existiert.

Der Koeffizient der unteren Tail-Abhängigkeit von  $(X_1, X_2)^T$  wird folgendermaßen definiert:

$$\lambda_L(X_1, X_2) = \lim_{u \rightarrow 0^+} P(X_2 \leq F_2^{\leftarrow}(u) | X_1 \leq F_1^{\leftarrow}(u))$$

vorausgesetzt der Limes existiert.

Wenn  $\lambda_U > 0$  ( $\lambda_L > 0$ ) heißt es,  $(X_1, X_2)^T$  hat eine obere (untere) Tail-Abhängigkeit.

(Siehe Joe 1997, Schmidt und Stadtmüller 2002)

**Übung 1** Sei  $X_1 \sim \text{Exp}(\lambda)$  und  $X_2 = X_1^2$ . Bestimmen Sie  $\lambda_U(X_1, X_2)$ ,  $\lambda_L(X_1, X_2)$  und zeigen Sie, dass  $(X_1, X_2)^T$  eine obere und eine untere Tail-Abhängigkeit hat. Berechnen Sie auch den linearen Korrelationskoeffizienten  $\rho_L(X_1, X_2)$ .