

## 2. Tutorium Multivariate Verfahren

### - Multivariate Verteilungen und Tests -

Cornelia Gruber

12.05.2020

Institut für Statistik, LMU München

# Gliederung

- 1 Mehrdimensionale Zufallsvariablen
- 2 Multivariate Verteilungen
- 3 Multivariate Schätzung
- 4 Rechenregeln für Matrizen

- p-dimensionale Zufallsvariable  $X$ :

$$X = \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_p \end{pmatrix}, \text{ wobei } X_1, \dots, X_p \text{ Zufallsvariablen}$$

- Komponentenweiser Erwartungswert(vektor):

$$\boldsymbol{\mu} = \mathbb{E}(X) = \begin{pmatrix} \mathbb{E}(X_1) \\ \vdots \\ \mathbb{E}(X_p) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_p \end{pmatrix}$$

- Kovarianz:

$$\Sigma = \text{Cov}(X) = \mathbb{E}[(X - \mu)(X - \mu)^\top] = \begin{pmatrix} \text{cov}(X_1, X_1) & \dots & \text{cov}(X_1, X_p) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(X_p, X_1) & \dots & \text{cov}(X_p, X_p) \end{pmatrix}$$

- Korrelation:

$$P = (\rho_{ij})_{p \times p} = D^{-1} \Sigma D^{-1} \text{ mit } D = \begin{pmatrix} \sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_p \end{pmatrix}$$

$$\text{da } \rho_{ij} = \frac{\text{cov}(X_i, X_j)}{\sqrt{\text{var}(X_i)} \sqrt{\text{var}(X_j)}}$$

## Multivariate Normalverteilung

- $\mathbf{x}$  heißt  $p$ -dimensional normalverteilt mit Erwartungswert  $\boldsymbol{\mu}$  und Kovarianzmatrix  $\Sigma$ :  $\mathbf{x} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$
- Dichte:

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right)$$

- Insbesondere ist in  $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_p \end{pmatrix}$  jede Komponente  $X_i$  normalverteilt:  $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$

## Wishartverteilung

- $M$  heißt wishart-verteilt mit Kovarianzmatrix  $\Sigma$  und  $m$  Freiheitsgraden:  $M \sim W_p(\Sigma, m)$
- Zusammenhang zur  $p$ -dimensionalen Normalverteilung:
  - Seien  $x_1, \dots, x_m \stackrel{\text{iid}}{\sim} N_p(0, \Sigma)$
  - Sei weiterhin  $M = \sum_{i=1}^m x_i x_i^\top \in \mathbb{R}^{p \times p}$
  - Dann gilt:  $M \sim W_p(\Sigma, m)$
- Eindimensionales Pendant:  $\chi^2$ -Verteilung

## Hotellings $T^2$ -Verteilung

- $X$  ist Hotelling- $T^2$ -verteilt mit  $p$  und  $m$  Freiheitsgraden:  
$$X \sim T^2(p, m)$$
- Zusammenhang zur  $p$ -dimensionalen Normalverteilung und Wishartverteilung:
  - Sei  $\mathbf{d} \sim N_p(0, \Sigma)$  und  $\mathbf{M} \sim W_p(l, m)$
  - $\mathbf{d}$  und  $\mathbf{M}$  seien unabhängig
  - Dann gilt:  $m\mathbf{d}^\top \mathbf{M}^{-1} \mathbf{d} \sim T^2(p, m)$
- Eindimensionales Pendant: Student-t-Verteilung

## Schätzung für $\mu = \mathbb{E}(X)$

- Gegeben sei die Datenmatrix  $\mathbf{X}$

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^\top \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^\top \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{11} & \dots & x_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \dots & x_{np} \end{pmatrix}$$

- Schätzung des Erwartungswerts mittels des Mittelwertsvektors

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{n} \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n x_{i1} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_{ip} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{x}_1 \\ \vdots \\ \bar{x}_p \end{pmatrix}$$



## Schätzung der Kovarianzmatrix $\Sigma$ (Vektordarstellung)

- Erwartungstreuer Schätzer  $S$

$$S = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^\top = \frac{1}{n-1} \left( \sum_{i=1}^n x_i x_i^\top - n \bar{x} \bar{x}^\top \right)$$

- Alternativer Schätzer

$$\hat{\Sigma} = \frac{n-1}{n} S = \frac{1}{n} \left( \sum_{i=1}^n x_i x_i^\top - n \bar{x} \bar{x}^\top \right)$$

## Schätzung der Kovarianzmatrix $\Sigma$ (Matrixdarstellung)

- Betrachte Zentrierungsmatrix **H**:

$$H = I_n - \frac{1}{n} \mathbf{1}_n \mathbf{1}_n^\top = \begin{pmatrix} 1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & 1 \end{pmatrix} - \frac{1}{n} \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \ddots & \\ 1 & & 1 \end{pmatrix}$$

- **HX** enthält zentrierte Daten
- Erwartungstreuer Schätzer **S**

$$S = \frac{1}{n-1} (\mathbf{H}\mathbf{X})^\top (\mathbf{H}\mathbf{X}) = \frac{1}{n-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{H}^\top \mathbf{H} \mathbf{X} = \frac{1}{n-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{H} \mathbf{X}$$

- **H** ist idempotent und symmetrisch

## Rechenregeln für Matrizen

- $(A + B)^{\top} = A^{\top} + B^{\top} = B^{\top} + A^{\top}$
- $(A \cdot B)^{\top} = B^{\top} \cdot A^{\top}$
- $(A \cdot B)^{-1} = B^{-1} \cdot A^{-1}$
- $(A^{\top})^{-1} = (A^{-1})^{\top}$
- $A \cdot (B + C) = AB + AC$
- $(A + B) \cdot C = AC + BC$
- $x^{\top} A y = y^{\top} A^{\top} x = (x^{\top} A y)^{\top}$
- $(x - y)^{\top} A = x^{\top} A - y^{\top} A$

## Binomische Formel

- Erinnerung: Binomische Formel mit Skalaren

$$(a + b)^2 = a^2 + 2ab + b^2$$

- Falls **A** symmetrisch

$$(x - y)^T A (x - y) = x^T A x - 2x^T A y + y^T A y$$

## Ableitungsregeln

- $\frac{\partial y^\top x}{\partial x} = y$
- $\frac{\partial x^\top A y}{\partial A} = x y^\top$
- $\frac{\partial x^\top A x}{\partial x} = (A + A^\top) \cdot x$
- **A** symmetrisch  $\Rightarrow (A + A^\top) \cdot x = 2Ax = 2A^\top x$