

Delta Theorem Ist $(z - \mu) \sim N(0, \Sigma)$ und $h = h(z)$, $r \times k$, dann ist

$$(h(z) - h(\mu)) \sim N(0, D \Sigma D^T)$$

Aufgabe 1

$$D = \nabla h(z) = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial z_1} & \dots & \frac{\partial h_r}{\partial z_k} \\ \frac{\partial h_{r+1}}{\partial z_1} & \dots & \frac{\partial h_{r+k}}{\partial z_k} \end{bmatrix}, D_{ij} = \frac{\partial h_i}{\partial z_j}$$

Ans Theorem oben gilt folgt für jeden geschätzten Eigenwert $\hat{\lambda}_j$, d.h. für jeden Eigenwert der Matrix S (da $S_n = (n-1)^{-1} W_p(z, n-1)$)

$$\sqrt{n-1} (\hat{\lambda}_j - \lambda_j) \xrightarrow{d} N(0, 2\lambda_j^2), \quad j = 1, \dots, p.$$

Da die asymptotische Varianz vom wahren Eigenwert λ_j abhängt, bietet sich eine Transformation $f(\hat{\lambda}_j) = \log(\hat{\lambda}_j)$ an, die in Verbindung mit der Delta-Methode (Theorem 4.11) die asymptotische Varianz unabhängig von λ_j macht:

$$\sqrt{n-1} (\log(\hat{\lambda}_j) - \log(\lambda_j)) \xrightarrow{d} N(0, \frac{\partial f(\lambda_j)}{\partial \lambda_j} 2\lambda_j^2 \frac{\partial f(\lambda_j)}{\partial \lambda_j})$$

d.h.

$$\sqrt{n-1} (\log(\hat{\lambda}_j) - \log(\lambda_j)) \xrightarrow{d} N(0, 2)$$

$$\frac{\partial f(\lambda_j)}{\partial \lambda_j} = \frac{1}{\lambda_j}$$

bzw.

$$\sqrt{(n-1)/2} (\log(\hat{\lambda}_j) - \log(\lambda_j)) \xrightarrow{d} N(0, 1).$$

$$\text{Var}(aX) = a^2 \text{Var}(X)$$



Es folgt das Konfidenzintervall für λ_j :

Quantil der Standardnormalverteilung

$$P(-z_{\alpha/2} \leq \sqrt{(n-1)/2} (\log(\hat{\lambda}_j) - \log(\lambda_j)) \leq z_{\alpha/2}) \approx 1-\alpha$$

$$\Leftrightarrow P\left(\exp\left[\log(\hat{\lambda}_j) - z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{2}{n-1}}\right] \leq \lambda_j \leq \exp\left[\log(\hat{\lambda}_j) + z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{2}{n-1}}\right]\right) \approx 1-\alpha$$

Das durch $\hat{\lambda}_j$ bestimmte Intervall überdeckt den wahren Parameter λ_j mit einer Wahrscheinlichkeit von $1-\alpha$