

## Hausübungsblatt 11

Abgabe:

### Aufgabe 1

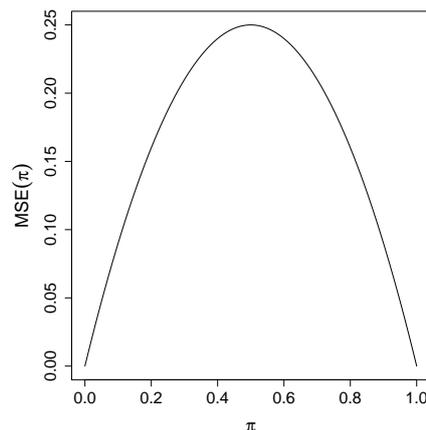
Lösung : a) Wir berechnen zunächst  $\mathbf{E}[\hat{\pi}]$  und erhalten, dass

$$\mathbf{E}[\hat{\pi}] = \mathbf{E}\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \frac{1}{n} \cdot n \cdot \mathbf{E}[X_1] = \pi.$$

Da  $\mathbf{E}[\hat{\pi}] = \pi$ , folgt, dass

$$\text{MSE}(\hat{\pi}) = V(\hat{\pi}) = V\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n^2} \cdot n \cdot V(X_1) = \frac{\pi(1-\pi)}{n}.$$

Der quadratische Fehler  $\text{MSE}(\hat{\pi})$  ist eine quadratische Funktion von  $\pi$ , deren Maximum für  $\pi = \frac{1}{2}$  erreicht wird (vgl. Abbildung). Ist die zugrundeliegende Wahrscheinlichkeit also  $\frac{1}{2}$ , so ist der quadratische Fehler des Schätzers maximal.



b) Es ist zu zeigen, dass für alle  $\varepsilon > 0$

$$P(|\hat{\pi} - \pi| > \varepsilon) \rightarrow 0 \text{ für } n \rightarrow \infty.$$

Nun ist  $\mathbf{E}[\hat{\pi}] = \pi$ . Aus der Chebychev-Ungleichung folgt somit

$$\begin{aligned} P(|\hat{\pi} - \pi| > \varepsilon) &= P(|\hat{\pi} - \mathbf{E}[\hat{\pi}]| > \varepsilon) \\ &\leq \frac{V(\hat{\pi})}{\varepsilon^2} = \frac{1}{n} \cdot \frac{\pi(1-\pi)}{\varepsilon^2} \rightarrow 0. \end{aligned}$$

c) Wie in b) argumentieren wir mittels der Chebychev-Ungleichung. Jedoch ist  $\mathbf{E}[\hat{\sigma}^2] \neq \sigma^2$ , was eine kleine Modifikation benötigt.

$$\begin{aligned} P(|\hat{\sigma}^2 - \sigma^2| > \varepsilon) &= P(|\hat{\sigma}^2 - \mathbf{E}[\hat{\sigma}^2] + \mathbf{E}[\hat{\sigma}^2] - \sigma^2| > \varepsilon) \\ &\leq P\left(|\hat{\sigma}^2 - \mathbf{E}[\hat{\sigma}^2]| > \frac{\varepsilon}{2}\right) + P\left(|\mathbf{E}[\hat{\sigma}^2] - \sigma^2| > \frac{\varepsilon}{2}\right) \\ &\leq \frac{V(\hat{\sigma}^2)}{\frac{\varepsilon^2}{4}} + P\left((\text{Bias}(\hat{\sigma}^2))^2 > \frac{\varepsilon^2}{4}\right). \end{aligned}$$

Es genügt also zu zeigen, dass  $V(\hat{\sigma}^2) \rightarrow 0$  und  $(\text{Bias}(\hat{\sigma}^2))^2 \rightarrow 0$ .  
Wir berechnen zunächst  $\mathbf{E}[\hat{\sigma}^2]$ .

$$\mathbf{E}[\hat{\sigma}^2] = \mathbf{E}[\hat{\pi}(1 - \hat{\pi})] = \pi - \mathbf{E}[\hat{\pi}^2]$$

Nun ist

$$\begin{aligned} \mathbf{E}[\hat{\pi}^2] &= \mathbf{E}\left[\left(\frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}\right)^2\right] \\ &= \frac{1}{n^2} \left( \sum_{i=1}^n \mathbf{E}[X_i^2] + \sum_{i \neq j} \mathbf{E}[X_i X_j] \right) \\ &= \frac{1}{n} \mathbf{E}[X_1^2] + 2 \cdot \binom{n}{2} \mathbf{E}[X_1 X_2] \\ &= \frac{1}{n} \mathbf{E}[X_1^2] + \frac{n(n-1)}{n^2} \mathbf{E}[X_1 X_2] \\ &= \frac{1}{n} \pi - \frac{1}{n} \pi^2 + \pi^2 = O(n^{-1}) + \pi^2 \end{aligned}$$

und somit

$$\mathbf{E}[\hat{\sigma}^2] = \pi - \pi^2 + O(n^{-1}) = \pi(1 - \pi) + O(n^{-1}) = \sigma^2 + O(n^{-1}),$$

d.h.  $(\mathbf{E}[\hat{\sigma}^2] - \sigma^2)^2 \rightarrow 0$ . Wir betrachten nun  $V(\hat{\sigma}^2)$ .

$$\begin{aligned} V(\hat{\sigma}^2) &= \mathbf{E}[\hat{\sigma}^4] - \mathbf{E}[\hat{\sigma}^2]^2 \\ &= \mathbf{E}[(\hat{\pi}(1 - \hat{\pi}))^2] - (\sigma^2)^2 + O(n^{-1}) \\ &= \mathbf{E}[(\hat{\pi}(1 - \hat{\pi}))^2] - (\pi(1 - \pi))^2 + O(n^{-1}) \\ &= \mathbf{E}[(\hat{\pi}(1 - \hat{\pi}))^2] - (\pi^2(1 - 2\pi + \pi^2)) + O(n^{-1}) \\ &= \mathbf{E}[\hat{\pi}^2] + \mathbf{E}[\hat{\pi}^4] - 2\mathbf{E}[\hat{\pi}^3] - (\pi^2(1 - 2\pi + \pi^2)) + O(n^{-1}) \\ &= \pi^2 + O(n^{-1}) + \pi^4 + O(n^{-1}) - 2\pi^3 + O(n^{-1}) - (\pi^2(1 - 2\pi + \pi^2)) + O(n^{-1}) = O(n^{-1}), \end{aligned}$$

d.h. also auch  $V(\hat{\sigma}^2) \rightarrow 0$ , und  $\hat{\sigma}^2$  ist konsistent für  $\sigma^2$ .

## Aufgabe 2

**Lösung :**

a) Aufgrund der gemachten Annahmen bzgl. der Verteilung der interessierenden Größe konstruieren wir ein 99%-Konfidenzintervall von der Form

$$\left[ \bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{0.995}, \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{0.995} \right], \quad (1)$$

wobei  $z_{0.995}$  das 0.995-Quantil der  $N(0, 1)$ -Verteilung bzw.  $\bar{x}$  das Stichprobenmittel bezeichnen. Nun soll  $n$  so gewählt werden, dass

$$\frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{0.995} = 0.1$$

gilt. Auflösen nach  $n$  liefert

$$n = \lceil \sigma^2 z_{0.995}^2 / (0.1)^2 \rceil = \lceil 0.25 \cdot 2.58^2 / (0.1)^2 \rceil = 167.$$

b) Das Konfidenzintervall erhalten wir, indem wir die gegebenen Werte in (1) einsetzen. Wir erhalten

$$\left[ 54.87 - \frac{\sqrt{0.25}}{\sqrt{100}} \cdot 2.58, 54.87 + \frac{\sqrt{0.25}}{\sqrt{100}} \cdot 2.58 \right] = [54.741, 54.999].$$

c) Wir führen einen zweiseitigen Gauß-Test durch, dessen Teststatistik folgende Form hat

$$T = \frac{\bar{x} - \mu_0}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}. \quad (2)$$

Einsetzen der gegebenen Werte liefert

$$T = \frac{54.87 - 55}{\frac{\sqrt{0.25}}{\sqrt{100}}} = -2.6.$$

Da  $|T| > z_{0.995} = -2.58$ , kann die Nullhypothese zum Signifikanzniveau 0.01 verworfen werden.

d) Wenn die Varianz unbekannt ist und man von  $\sigma^2$  zur Stichprobenvarianz  $\hat{\sigma}^2$  übergeht, so ist die Größe

$$\frac{\bar{x} - \mu_0}{\frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}}}$$

nunmehr  $t$ -verteilt. Demgemäß müssen wir in b) bzw. c) Quantile der Standardnormalverteilung durch Quantile der  $t_{n-1}$ -Verteilung ( $t$ -Verteilung mit  $n - 1$  Freiheitsgraden) ersetzen. Das Konfidenzintervall bzw. Teststatistik sind dann von der Form

$$\left[ \bar{x} - \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}} t_{n-1,0.995}, \bar{x} + \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}} t_{n-1,0.995} \right],$$

und

$$T_{\hat{\sigma}} = \frac{\bar{x} - \mu_0}{\frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}}},$$

und  $|T_{\hat{\sigma}}|$  ist mit einem Quantil der  $t_{n-1}$ -Verteilung zu vergleichen.

Durch Einsetzen angegebener Werte erhalten wir für das Konfidenzintervall

$$\left[ 54.87 - \frac{\sqrt{0.33}}{\sqrt{100}} \cdot 2.63, 54.87 + \frac{\sqrt{0.33}}{\sqrt{100}} \cdot 2.63 \right] = [54.718, 55.022]$$

sowie für die Teststatistik

$$T_{\hat{\sigma}} = \frac{54.87 - 55}{\frac{\sqrt{0.33}}{\sqrt{100}}} = -2.263.$$

Da  $|T_{\hat{\sigma}}| \leq t_{99,0.995} = 2.63$ , kann die Nullhypothese nun *nicht mehr* verworfen werden.