

## Musterlösung

### Wahrscheinlichkeitstheorie und Statistik (BSc D-ITET)

1. a) Die Konstante  $c$  muss so gewählt sein, dass  $c \int_0^\infty t^2 e^{-t} dt = 1$ . Mit partieller Integration erhält man:

$$\int_0^\infty t^2 e^{-t} dt = [-t^2 e^{-t}]_0^\infty + \int_0^\infty 2te^{-t} dt = 0 + [-2te^{-t}]_0^\infty + \int_0^\infty 2e^{-t} dt = 2.$$

Daher ist  $c = \frac{1}{2}$ .

- b) Aus der obigen Berechnung sieht man, dass

$$E[1/R] = \frac{1}{2} \int_0^\infty te^{-t} dt = \frac{1}{2}.$$

Ebenfalls mit partieller Integration und der Berechnung in a) findet man:

$$E[R] = \frac{1}{2} \int_0^\infty t^3 e^{-t} dt = [-\frac{1}{2}t^3 e^{-t}]_0^\infty + \frac{1}{2} \int_0^\infty 3t^2 e^{-t} dt = 0 + 3.$$

Ahnlich findet man:

$$E[R^2] = \frac{1}{2} \int_0^\infty t^4 e^{-t} dt = [-\frac{1}{2}t^4 e^{-t}]_0^\infty + \frac{1}{2} \int_0^\infty 4t^3 e^{-t} dt = 4E[R] = 12.$$

Die beste lineare Prognose von  $\Phi$  durch  $R$  hat die Form  $aR + b$ . Laut Skript gilt:

$$a = \frac{\text{Cov}(R, 1/R)}{\text{Var}(R)}, \quad b = E[1/R] - aE[R].$$

und

$$\text{Cov}(R, 1/R) = E\left[R \frac{1}{R}\right] - E[R]E[1/R] = 1 - 3/2 = -1/2.$$

$$\text{Var}(R) = E[R^2] - E[R]^2 = 12 - 9 = 3.$$

Also  $a = -\frac{1}{6}$  und  $b = 1$ .

- c) Verteilungsfunktion von  $1/R$ : für  $x > 0$  gilt:

$$\begin{aligned} P[1/R \leq x] &= P[R \geq 1/x] = \frac{1}{2} \int_{\frac{1}{x}}^\infty t^2 e^{-t} dt \\ &= \left[-\frac{1}{2}t^2 e^{-t}\right]_{\frac{1}{x}}^\infty + \int_{\frac{1}{x}}^\infty te^{-t} dt \\ &= \frac{1}{2} \frac{1}{x^2} e^{-\frac{1}{x}} + \frac{1}{x} e^{-\frac{1}{x}} + \int_{\frac{1}{x}}^\infty e^{-t} dt \\ &= \left(\frac{1}{2} \frac{1}{x^2} + \frac{1}{x} + 1\right) e^{-\frac{1}{x}}. \end{aligned}$$

Die Dichte ist die Ableitung der Verteilungsfunktion, also:

$$f_{\frac{1}{R}}(x) = \frac{d}{dx} P[1/R \leq x] = \frac{1}{2} \frac{1}{x^4} e^{-\frac{1}{x}}, \quad \text{für } x > 0.$$

Alternativ kann man auch  $g(x) = 1/x$  setzen und da  $g$  monoton ist, gilt auf  $\{x > 0\}$ :

$$f_{\frac{1}{R}}(x) = \left| \frac{1}{g'(g^{-1}(x))} \right| f_R(g^{-1}(x)).$$

2. a) Es sei  $U$  die Zufallsvariable, die die gewählte Urne bezeichnet. Somit ist  $P[U = A] = p$  und  $P[U = B] = 1 - p$ . Mit  $X$  bezeichnen wir die Farbe der gewählten Kugel. Somit gilt  $P[X = w|U = A] = \frac{1}{5}$  und  $P[X = w|U = B] = \frac{3}{5}$ . Daher erhält man mit dem Satz der totalen Wahrscheinlichkeit,

$$\begin{aligned} p_W(p) &= P[X = w] = P[X = w|U = A]P[U = A] + P[X = w|U = B]P[U = B] \\ &= \frac{1}{5}p + \frac{3}{5}(1 - p) \\ &= \frac{1}{5}(3 - 2p). \end{aligned}$$

- b) Es seien  $X_1, \dots, X_{10}$  die unabhängigen identisch verteilten Zufallsvariablen, die die Farben der gewählten Kugeln bezeichnen, und

$$\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_{10}) = (w, s, w, s, s, s, w, s, w, w)$$

die gegebene Folge. Dann ist  $P[X_i = w] = p_W(p)$  und  $P[X_i = s] = 1 - p_W(p)$ ,  $i = 1, \dots, 10$  und aus der Unabhängigkeit der  $X_i$  folgt

$$P[(X_1, \dots, X_{10}) = \mathbf{x}] = \prod_{i=1}^{10} P[X_i = x_i] = p_W(p)^5 (1 - p_W(p))^5.$$

Die Likelihoodfunktion  $L(p, \mathbf{x})$  ist somit

$$L(p, \mathbf{x}) = p_W(p)^5 (1 - p_W(p))^5.$$

Um  $\log L(p, \mathbf{x})$  zu maximieren, differenzieren wir nach  $p$ :

$$\begin{aligned} \frac{d}{dp} \log L(p, \mathbf{x}) &= \frac{d}{dp} (5 \log p_W(p) + 5 \log(1 - p_W(p))) \\ &= -\frac{2}{p_W(p)} + \frac{2}{1 - p_W(p)}, \end{aligned}$$

$$\frac{d}{(dp)^2} \log L(p, \mathbf{x}) = -\frac{4}{5p_W(p)^2} - \frac{4}{5(1 - p_W(p))^2} < 0.$$

Die Funktion  $L(\cdot, \mathbf{x})$  ist also strikt konkav und erreicht ihr Maximum an der Stelle  $\hat{p}$ , falls  $\hat{p} \in (0, 1)$  die Gleichung  $-\frac{2}{p_W(\hat{p})} + \frac{2}{1 - p_W(\hat{p})} = 0$  erfüllt. Lösen wir diese Gleichung nach  $\hat{p}$  auf, so erhalten wir

$$\begin{aligned} p_W(\hat{p}) &= (1 - p_W(\hat{p})) \\ \Leftrightarrow p_W(\hat{p}) &= \frac{1}{2} \\ \Leftrightarrow \frac{1}{5}(3 - 2\hat{p}) &= \frac{1}{2} \\ \Leftrightarrow \hat{p} &= \frac{1}{4}. \end{aligned}$$

Somit ist der Maximum Likelihood Schätzer für  $p$  gleich  $\hat{p} = \frac{1}{4}$ .

3. Wir bezeichnen mit " $2 \times s, 1 \times w$ " das Ereignis, dass zwei schwarze und eine weiße Kugel gezogen werden und wie in Aufgabe 2 mit  $U$  die gewählte Urne. Dann gilt

$$P[2 \times s, 1 \times w|U = A] = \frac{\binom{1}{1}\binom{4}{2}}{\binom{5}{2}} = \frac{3}{5},$$

sowie

$$P[2 \times s, 1 \times w|U = B] = \frac{\binom{3}{1}\binom{2}{2}}{\binom{5}{2}} = \frac{3}{10}.$$

**Siehe nächstes Blatt!**

Daher folgt aus dem Satz der totalen Wahrscheinlichkeit,

$$\begin{aligned} P[2 \times s, 1 \times w] &= P[2 \times s, 1 \times w | U = A]P[U = A] + P[2 \times s, 1 \times w | U = B]P[U = B] \\ &= \frac{6}{10} \times \frac{1}{4} + \frac{3}{10} \times \frac{3}{4} = \frac{15}{40} = \frac{3}{8}. \end{aligned}$$

4. a) Es ist  $P[T_A \leq t] = 1 - e^{-\lambda_A t}$  und  $P[T_B \leq t] = 1 - e^{-\lambda_B t}$ . Wegen  $T = \min(T_A, T_B)$  folgt

$$\begin{aligned} P[T \leq t] &= 1 - P[\min(T_A, T_B) > t] = 1 - P[T_A > t, T_B > t] \\ &= 1 - P[T_A > t]P[T_B > t] = 1 - e^{-(\lambda_A + \lambda_B)t}. \end{aligned}$$

Also ist  $T$  exponentialverteilt mit

$$E[T] = \int_0^\infty t(\lambda_A + \lambda_B)e^{-(\lambda_A + \lambda_B)t} dt = \frac{1}{\lambda_A + \lambda_B}.$$

b)

$$\begin{aligned} P[T_A > t | T \leq t] &= \frac{P[\{T_A > t\} \cap \{T \leq t\}]}{P[T \leq t]} = \frac{P[T_A > t, T_B \leq t]}{P[T \leq t]} = \frac{P[T_A > t]P[T_B \leq t]}{P[T \leq t]} \\ &= \frac{e^{-\lambda_A t}(1 - e^{-\lambda_B t})}{1 - e^{-(\lambda_A + \lambda_B)t}}. \end{aligned}$$

c) Für die exponentialverteilte Zufallsvariable  $T_A$  mit Parameter  $\lambda_A$  gilt zunächst

$$E[T_A^2] = \int_0^\infty t^2 \lambda_A e^{-\lambda_A t} dt = \frac{1}{\lambda_A^2} \int_0^\infty u^2 e^{-u} du = \frac{1}{\lambda_A^2} \int_0^\infty 2ue^{-u} du = \frac{2}{\lambda_A^2}$$

und damit

$$\text{Var}[T_A] = E[T_A^2] - E[T_A]^2 = \frac{1}{\lambda_A^2}.$$

Wegen der Unabhängigkeit von  $T_A$  und  $T_B$  folgt

$$\text{Var}[T_A - T_B] = \text{Var}[T_A] + \text{Var}[T_B] = \frac{1}{\lambda_A^2} + \frac{1}{\lambda_B^2}.$$

Weiter ist  $|T_A - T_B| = T_A + T_B - 2\min(T_A, T_B) = T_A + T_B - 2T$  und daher

$$E[|T_A - T_B|] = \frac{1}{\lambda_A} + \frac{1}{\lambda_B} - \frac{2}{\lambda_A + \lambda_B}.$$

Es folgt

$$\begin{aligned} \text{Var}[|T_A - T_B|] &= E[|T_A - T_B|^2] - E[|T_A - T_B|]^2 \\ &= E[T_A^2] - 2E[T_A]E[T_B] + E[T_B^2] - E[|T_A - T_B|]^2 \\ &= \frac{2}{\lambda_A^2} - \frac{2}{\lambda_A \lambda_B} + \frac{2}{\lambda_B^2} - \left( \frac{1}{\lambda_A} + \frac{1}{\lambda_B} - \frac{2}{\lambda_A + \lambda_B} \right)^2. \end{aligned}$$

**Alternative Berechnung** von  $E[|T_A - T_B|]$  über die gemeinsame Dichte von  $(T_A, T_B)$ :  
Partielle Integration ergibt

$$\int \lambda_A(s-t)e^{-\lambda_A s} ds = -se^{-\lambda_A s} - \int (-1)e^{-\lambda_A s} ds + te^{-\lambda_A s} = \left( t - s - \frac{1}{\lambda_A} \right) e^{-\lambda_A s}$$

und damit

$$\begin{aligned} E[|T_A - T_B|] &= \int_0^\infty \int_0^\infty |s-t| \lambda_A e^{-\lambda_A s} \lambda_B e^{-\lambda_B t} ds dt = \\ &= \int_0^\infty \lambda_B e^{-\lambda_B t} \left[ - \int_0^t \lambda_A (s-t) e^{-\lambda_A s} ds + \int_t^\infty \lambda_A (s-t) e^{-\lambda_A s} ds \right] dt \\ &= \int_0^\infty \lambda_B e^{-\lambda_B t} \left[ t - \frac{1}{\lambda_A} + 2 \frac{1}{\lambda_A} e^{-\lambda_A t} \right] dt \\ &= \frac{1}{\lambda_B} - \frac{1}{\lambda_A} + \frac{\lambda_B}{\lambda_A} \cdot \frac{2}{\lambda_A + \lambda_B} = \frac{1}{\lambda_A} + \frac{1}{\lambda_B} - \frac{2}{\lambda_A + \lambda_B}. \end{aligned}$$