

Übungsblatt 02

Stochastik 2

Abgabe von: **Linus Mußmächer**

2. Mai 2023

Würde 2.1/2.3/2.4 auch vorrechnen.

2.1 Zentralübung

Es sei f die Dichte von X . Dann ist aufgrund der Symmetrie von X gerade, d.h. $f(x) = f(-x)$ für alle $x \in \mathbb{R}$. Es folgt für die charakteristische Funktion von X :

$$\begin{aligned}\varphi_X(t) &= \mathbb{E}[\exp(i\langle t, X \rangle)] = \int_{-\infty}^{\infty} \exp(i\langle t, x \rangle) f(x) dx \\&= \int_{-\infty}^0 \exp(i\langle t, x \rangle) f(x) dx + \int_0^{\infty} \exp(i\langle t, x \rangle) f(x) dx \\&= \int_0^{\infty} \exp(-i\langle t, x \rangle) f(-x) dx + \int_0^{\infty} \exp(i\langle t, x \rangle) f(x) dx \\&= \int_0^{\infty} (\overline{\exp(i\langle t, x \rangle)} + \exp(i\langle t, x \rangle)) f(x) dx \\&= \int_0^{\infty} \underbrace{2\Re(\exp(i\langle t, x \rangle))}_{\in \mathbb{R}} \underbrace{f(x)}_{\in \mathbb{R}} dx \in \mathbb{R}.\end{aligned}$$

Dies zeigt $\varphi_X(t) \in \mathbb{R}$ für alle $t \in \mathbb{R}$, also ist φ_X rein reellwertig.

2.3

- (i) Wir berechnen zuerst die Verteilung von $X_{(1)}$. Hierzu beachten wir, dass das Minimum von X_1, \dots, X_n genau dann größer oder gleich $t \in \mathbb{R}$ ist, wenn jeder der Werte X_1, \dots, X_n größer oder gleich t ist.

$$\begin{aligned}F_{(1)}(t) &= P(X_{(1)} \leq t) = 1 - P(X_{(1)} \geq t) \\(\text{Unabhängigkeit}) &= 1 - P(X_1 \geq t \wedge X_2 \geq t \wedge \dots \wedge X_n \geq t) \\&= 1 - \prod_{i=1}^n P(X_i \geq t) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - P(X_i \leq t)) \\(3.47) &= 1 - \left(\prod_{i=1}^n (1 - \exp(-\lambda_i t) \mathbb{1}_{[0, \infty)}(t)) \right) \\&= \left(1 - \prod_{i=1}^n \exp(-\lambda_i t) \right) \mathbb{1}_{[0, \infty)}(t) = \left(1 - \exp\left(-t \cdot \sum_{i=1}^n \lambda_i\right) \right) \mathbb{1}_{[0, \infty)}(t).\end{aligned}$$

Dies entspricht einer Exponentialverteilung mit Parameter $\sum_{i=1}^n \lambda_i$. Diese hat bekanntermaßen den Erwartungswert $\mathbb{E}[X_{(1)}] = (\sum_{i=1}^n \lambda_i)^{-1}$.

- (ii) Wir betrachten zuerst nur den Fall für zwei Variablen X_1, X_2 . Dann ist $X_1 + X_2 = \max(X_1, X_2) + \min(X_1, X_2)$ und die Linearität des Erwartungswertes liefert

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[X_{(2)}] &= \mathbb{E}[\max(X_1, X_2)] = \mathbb{E}[X_1 + X_2 - \min(X_1, X_2)] \\ &= \mathbb{E}[X_1] + \mathbb{E}[X_2] - \mathbb{E}[\min(X_1, X_2)] = \frac{1}{\lambda} + \frac{1}{\lambda} - \frac{1}{\lambda + \lambda} = \frac{1}{\lambda} \left(1 + \frac{1}{2}\right)\end{aligned}$$

unter Verwendung von (a). Für allgemeines $X_{(n)}$ betrachten wir zuerst wieder die Verteilung und nutzen, dass das Maximum von X_1, \dots, X_n genau dann kleiner oder gleich $t \in \mathbb{R}$ ist, wenn alle Einzelvariablen kleiner oder gleich t sind.

$$\begin{aligned}F_{(n)}(t) &= P(X_{(n)} \leq t) = P(X_1 \leq t \wedge \dots \wedge X_n \leq t) \\ (\text{Unabhängigkeit}) &= \prod_{i=1}^n P(X_i \leq t) \stackrel{(3.47)}{=} \prod_{i=1}^n (1 - \exp(-\lambda t)) \mathbb{1}_{[0, \infty)}(t) \\ &= (1 - \exp(-\lambda t))^n \mathbb{1}_{[0, \infty)}(t)\end{aligned}$$

Bezeichnen wir die Dichte dieser Verteilung mit $f_{(n)}$, so erhalten wir unseren Erwartungswert als ein Integral, das wir mithilfe des Satzes von Fubini-Tonelli umformen:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[X_{(n)}] &= \int_{-\infty}^{\infty} t \cdot f_{(n)}(t) dt = \int_0^{\infty} t \cdot f_{(n)}(t) dt \\ &= \int_0^{\infty} \int_x^{\infty} f_{(n)}(t) dt dx = \int_0^{\infty} \mathbb{P}(X_{(n)} \geq x) \\ &= \int_0^{\infty} 1 - \mathbb{P}(X_{(n)} \leq x) = \int_0^{\infty} 1 - F_{(n)}(x) dx.\end{aligned}$$

Dieses Integral lässt sich vielleicht direkt berechnen, aber es scheint kompliziert. Stattdessen wollen wir unter Verwendung von $\mathbb{E}[X_{(2)}]$ (Erwartungswert des Maximums der ersten zwei Zufallsvariablen) den Wert $\mathbb{E}[X_{(n)}]$ induktiv berechnen, indem wir das folgende Integral verwenden:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[X_{(k)} - X_{(k-1)}] &= \int_0^{\infty} F_{(k-1)}(t) - F_{(k)}(t) dt \\ &= \int_0^{\infty} (1 - \exp(-\lambda t))^{k-1} - (1 - \exp(-\lambda t))^k dt \\ &= \int_0^{\infty} (1 - \exp(-\lambda t))^{k-1} \exp(-\lambda t) dt\end{aligned}$$

Substitution mit $x(t) = 1 - \exp(-\lambda t)$ und $\frac{d}{dt}x(t) = \lambda \exp(-\lambda t)$ liefert dann

$$\mathbb{E}[X_{(k)} - X_{(k-1)}] = \int_0^1 \frac{1}{\lambda} x^{k-1} dx = \frac{1}{\lambda} \left[\frac{x^k}{k} \right]_0^1 = \frac{1}{\lambda} \frac{1}{k}.$$

Nun folgt unsere Aussage per Induktion. Den Induktionsanfang für $n = 2$ haben wir bereits eingangs gezeigt, und falls die Aussage für beliebiges aber festes $n - 1 \in \mathbb{N}$ bereits gezeigt ist, so erhalten wir für n :

$$\mathbb{E}[X_{(n)}] = \mathbb{E}[X_{(n-1)}] + \mathbb{E}[X_{(n)} - X_{(n-1)}] = \frac{1}{\lambda} \sum_{k=1}^{n-1} \frac{1}{k} + \frac{1}{\lambda} \frac{1}{n} = \frac{1}{\lambda} \sum_{k=1}^n \frac{1}{k}.$$

Dies zeigt die Aussage.

2.4

- (i) Wir wissen bereits aus Beispiel 1.13, dass $\varphi_{\delta_x}(t) = \exp(itx)$ für das Dirac-Maß auf \mathbb{R} . Unter Verwendung von $\cos(t) = \frac{1}{2}(\exp(-it) + \exp(it))$ können wir daher folgern, dass \cos die charakteristische Funktion der (diskreten) Zufallsvariable X ist, die nach $\mu_X = \frac{1}{2}(\delta_{-1} + \delta_1)$ verteilt ist und damit $P(X = -1) = P(X = 1) = 1/2$ und $P(X = x) = 0$ für $x \notin \{-1, 1\}$ erfüllt. Zum Beweis rechnen wir diese Behauptung noch nach:

$$\varphi_X(t) = \mathbb{E}[\exp(itX)] = \frac{1}{2} \exp(it \cdot 1) + \frac{1}{2} \exp(it \cdot (-1)) = \frac{1}{2}(\exp(it) + \exp(-it)) = \cos(t).$$

Weiterhin können wir $Y = \sum_{i=1}^n X_i$ definieren, wobei X_i voneinander unabhängige zu X gleichverteilte Zufallsvariablen seien. Satz 1.15 zeigt dann

$$\varphi_Y(t) = \prod_{i=1}^n \varphi_{X_i}(t) = \varphi_X(t)^n = \cos(t)^n.$$

Somit ist die Aussage falsch.

- (ii) Sei f_Z die Dichte von Z , dann ist $f_Z(t) = \mathbb{E}[\exp(itZ)] = \int_{-\infty}^{\infty} \exp(itx) f_Z(x) dx$. Definieren wir \tilde{Z} als Zufallsvariable mit der Dichte $f_{\tilde{Z}} = \frac{1}{2}(f_Z(t) + f_Z(-t))$, so erhalten wir

$$\begin{aligned} \varphi_{\tilde{Z}}(t) &= \mathbb{E}[\exp(i\tilde{Z})] = \int_{-\infty}^{\infty} \exp(itx) \frac{1}{2}(f_Z(x) + f_Z(-x)) dx \\ &= \frac{1}{2} \left(\int_{-\infty}^{\infty} \exp(itx) f_Z(x) dx + \int_{-\infty}^{\infty} \exp(i(-t)(-x)) f_Z(-x) dx \right) \\ &= \frac{1}{2}(\varphi_Z(t) + \varphi_Z(-t)) = \Re(\varphi_Z(t)). \end{aligned}$$

Somit ist die Aussage korrekt.