

9. Übung aus Maß- und Wahrscheinlichkeitstheorie WS 2015

1. Man zeige, dass die bedingten Erwartungen $(\mathbb{E}(X_i|\mathfrak{A}), i \in I)$ einer gleichmäßig integrierbaren Familie von Zufallsvariablen $(X_i, i \in I)$ auf einem Wahrscheinlichkeitsraum $(\Omega, \mathfrak{G}, P)$ ebenfalls gleichmäßig integrierbar sind für jede σ -Algebra $\mathfrak{A} \subseteq \mathfrak{G}$. Weiters zeige man, dass dann aus $\lim_n X_n = X$ P -fs folgt $\lim_n \|\mathbb{E}(X_n|\mathfrak{A}) - \mathbb{E}(X|\mathfrak{A})\|_1 = 0$, dass aber i.A. nicht gilt $\lim_n \mathbb{E}(X_n|\mathfrak{A}) = \mathbb{E}(X|\mathfrak{A})$ P -fs, d.h. der verallgemeinerte Konvergenzsatz von Lebesgue für gleichmäßig integrierbare Folgen lässt sich nicht auf bedingte Erwartungen erweitern.

Hinweis: Bilden Sie aus der unabhängigen Folge (X_n) mit $X_n \sim B_{\frac{1}{n}}$ die Folgen $Y_n := (2n-1)X_{2n-1}$, $Z_n := Y_n X_{2n}$ und vergleichen Sie das Konvergenzverhalten der Folge (Z_n) mit dem der bedingten Erwartungen $\mathbb{E}(Z_n|\mathfrak{A}_\sigma(X_{2n}, n \in \mathbb{N}))$.

Lösung: Auf Grund der Voraussetzungen gilt $C := \sup_i \mathbb{E}|X_i| < \infty$. $P(|\mathbb{E}(X_i|\mathfrak{A})| \geq k) \leq \frac{1}{k} \mathbb{E}|\mathbb{E}(X_i|\mathfrak{A})| \leq \frac{1}{k} \mathbb{E}\mathbb{E}(|X_i||\mathfrak{A}) = \frac{1}{k} \mathbb{E}|X_i| \leq \frac{C}{k}$ impliziert, dass es zu jedem $\delta > 0$ ein k_δ gibt, sodass für alle $i \in I$ gilt $P(|\mathbb{E}(X_i|\mathfrak{A})| \geq k_\delta) \leq \delta$. Daraus folgt $\sup_j \int_{|\mathbb{E}(X_j|\mathfrak{A})| \geq k_\delta} |X_j| dP \leq \varepsilon$.

Somit gilt mit $A_i := \{|\mathbb{E}(X_i|\mathfrak{A})| \geq k_\delta\}$

$$\int_{|\mathbb{E}(X_i|\mathfrak{A})| \geq k_\delta} |\mathbb{E}(X_i|\mathfrak{A})| dP \leq \int_{A_i} \mathbb{E}(|X_i||\mathfrak{A}) dP = \int_{A_i} |X_i| dP \leq \varepsilon.$$

Aus $\lim_n X_n = X$ P -fs und der gleichmäßigen Integrierbarkeit folgt nach dem Kriterium von Vitali $\lim_n \mathbb{E}|X_n - X| = 0$. Daher gilt

$$\mathbb{E}|\mathbb{E}(X_n|\mathfrak{A}) - \mathbb{E}(X|\mathfrak{A})| \leq \mathbb{E}\mathbb{E}(|X_n - X||\mathfrak{A}) = \mathbb{E}|X_n - X| \rightarrow 0.$$

Für $\varepsilon > 0$ und alle $2n \geq c_\varepsilon := \lceil \frac{1}{\varepsilon} \rceil$ gilt $\int_{Z_n \geq c_\varepsilon} Z_n dP = \mathbb{E}Z_n = \frac{1}{2n} \leq \varepsilon$, und für $2n < c_\varepsilon$ gilt $\int_{Z_n \geq c_\varepsilon} Z_n dP = \int_\emptyset Z_n dP = 0 \leq \varepsilon$, d.h. Z_n ist gleichmäßig integrierbar. Aus $\sum_n P(Z_n \neq 0) = \sum_n \frac{1}{2n(2n-1)} < \infty$ folgt nach Borel Cantelli $P(\limsup_n [Z_n \neq 0]) = 0 \Rightarrow Z_n \rightarrow 0$ P -fs.

Aber, da Y_n unabhängig von $\mathfrak{A} := \mathfrak{A}_\sigma(X_{2n}, n \in \mathbb{N})$ ist und X_{2n} \mathfrak{A} -messbar ist, gilt $\mathbb{E}(Z_n|\mathfrak{A}) = X_{2n} \mathbb{E}(Y_n|\mathfrak{A}) = X_{2n} \mathbb{E}Y_n = X_{2n}$. Nun folgt aus $\sum_n P(X_{2n} \neq 0) = \sum_n \frac{1}{2n} = \infty$ nach dem 2-ten Lemma von Borel Cantelli $P(\limsup_n [X_{2n} \neq 0]) = 1 \Rightarrow \mathbb{E}(Z_n|\mathfrak{A}) = X_{2n} \not\rightarrow 0$ P -fs.

2. Für unabhängige Zufallsvariable $X, Y \sim B_p$, $0 < p < 1$ bestimme man $\mathbb{E}(X | 1 \wedge (X + Y))$, $\mathbb{E}(Y | 1 \wedge (X + Y))$ und überprüfe, ob diese bedingten Erwartungen unabhängig sind.

Lösung: Mit $Z := \min\{1, X + Y\}$ und $q := 1 - p$ gilt klarerweise $P(Z = 0) = P(X = 0, Y = 0) = \frac{1}{q^2}$, $P(Z = 1) = p(2 - p)$.

Aus $0 = \int_{[Z=0]} X dP = P(Z = 0) \mathbb{E}(X|Z = 0)$ folgt $\mathbb{E}(X|Z = 0) = 0$,

und $P(Z = 1) \mathbb{E}(X|Z = 1) = \int_{[Z=1]} X dP = 1 P((1, 0), (1, 1)) = p$ er-

gibt $\mathbb{E}(X|Z = 1) = \frac{p}{p(2-p)} = \frac{1}{2-p}$. Somit gilt $\mathbb{E}(X|Z) = \frac{1}{2-p} \mathbb{1}_{[Z=1]}$.

Aus Symmetriegründen gilt auch $\mathbb{E}(Y|Z) = \frac{1}{2-p} \mathbb{1}_{[Z=1]}$. Somit gilt $\mathbb{E}(X|Z) = \mathbb{E}(Y|Z)$, d.h. die bedingten Erwartungen sind sogar ident und daher nicht unabhängig. ($\mathbb{E}[\mathbb{E}(X|Z) \mathbb{E}(Y|Z)] = \frac{p(2-p)}{(2-p)^2} = \frac{p}{2-p}$, aber $\mathbb{E}\mathbb{E}(X|Z) \mathbb{E}\mathbb{E}(Y|Z) = (\mathbb{E}X)^2 = p^2$.)

3. Man zeige, dass $\mathbb{E}(Y|\mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{A} \cup \mathfrak{C})) = \mathbb{E}(Y|\mathfrak{A})$ i.A. nicht gilt, wenn nur die σ -Algebren $\mathfrak{S}(Y)$ und \mathfrak{A} unabhängig von der σ -Algebra \mathfrak{C} sind.

Lösung: Betrachte $(\Omega, \mathfrak{S}, P)$ mit $\Omega := \{1, 2, 3, 4\}$, $\mathfrak{S} := \mathfrak{P}(\Omega)$, und $P(\{i\}) = \frac{1}{4}$ $i = 1, \dots, 4$, sowie $Y := \mathbb{1}_{\{1,2\}}$, $\mathfrak{A} := \{\emptyset, \Omega, \{2, 3\}, \{1, 4\}\}$ und $\mathfrak{C} := \{\emptyset, \Omega, \{1, 3\}, \{2, 4\}\}$.

Dann gilt $\mathfrak{S}(Y) = \{\emptyset, \Omega, \{1, 2\}, \{3, 4\}\}$, und $\mathfrak{S}(Y)$ sowie \mathfrak{A} sind offensichtlich unabhängig von \mathfrak{C} . Aber aus $\mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{A} \cup \mathfrak{C}) = \mathfrak{P}(\Omega)$ folgt klarerweise $\mathbb{E}(Y|\mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{A} \cup \mathfrak{C})) = Y$. Andererseits sind auch \mathfrak{A} und $\mathfrak{S}(Y)$ unabhängig voneinander. Daher gilt $\mathbb{E}(Y|\mathfrak{A}) = \mathbb{E}Y = \frac{1}{2}$ P -fs.

4. Man bestimme für $(X, Y) \sim N(0, 0, 1, 1, \rho)$ die bedingten Dichten und berechne $\mathbb{E}(Y|X)$ und $\mathbb{E}(\sigma_2 Y + \mu_2 | \sigma_1 X + \mu_1)$ mit $\sigma_i > 0$, $i = 1, 2$.

Hinweis: $\frac{x^2 - 2\rho xy + y^2}{2(1-\rho^2)} = \frac{x^2}{2} + \frac{(y-\rho x)^2}{2(1-\rho^2)}$.

Lösung:

$$\frac{x^2}{2} + \frac{(y - \rho x)^2}{2(1 - \rho^2)} = \frac{x^2 - \rho^2 x^2 + y^2 - 2\rho xy + \rho^2 x^2}{2(1 - \rho^2)} = \frac{x^2 - 2\rho xy + y^2}{2(1 - \rho^2)}.$$

Daher gilt $f_{X,Y}(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} \frac{1}{\sqrt{2\pi(1-\rho^2)}} e^{-\frac{(y-\rho x)^2}{2(1-\rho^2)}}$. Da X die Randdichte $f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$ hat, folgt aus der Multiplikationsregel

$$f_{Y|X}(y|x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(1-\rho^2)}} e^{-\frac{(y-\rho x)^2}{2(1-\rho^2)}}.$$

Somit ist Y unter $[X = x]$ bedingt $N(\rho x, 1 - \rho^2)$ -verteilt. Daraus folgt sofort $\mathbb{E}(Y|X) = \rho X$. Die Ergebnisse für $X|Y$ sind symmetrisch.

Da $\mathfrak{G}^{-1}(Z_1) = \mathfrak{G}^{-1}(X)$, gilt für $Z_1 := \sigma_1 X + \mu_1$, $Z_2 := \sigma_2 Y + \mu_2$

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(Z_2|Z_1) &= \mathbb{E}(\sigma_2 Y + \mu_2|X) = \sigma_2 \mathbb{E}(Y|X) + \mu_2 \\ &= \rho \sigma_2 X + \mu_2 = \frac{\rho \sigma_2}{\sigma_1} (Z_1 - \mu_1) + \mu_2.\end{aligned}$$

5. Man zeige, dass für alle quadratisch integrierbaren Zufallsvariablen X, Y auf einem Wahrscheinlichkeitsraum $(\Omega, \mathfrak{G}, P)$ und alle σ -Algebren $\mathfrak{A} \subseteq \mathfrak{C} \subseteq \mathfrak{G}$ gilt $\mathbb{E}(X - \mathbb{E}(X|\mathfrak{C}))^2 \leq \mathbb{E}(X - \mathbb{E}(X|\mathfrak{A}))^2$.

Lösung: Da $\mathbb{E}(X|\mathfrak{C}) - \mathbb{E}(X|\mathfrak{A})$ bezüglich \mathfrak{C} messbar ist, gilt

$$\begin{aligned}&\mathbb{E}(X - \mathbb{E}(X|\mathfrak{C})) (\mathbb{E}(X|\mathfrak{C}) - \mathbb{E}(X|\mathfrak{A})) \\ &= \mathbb{E} \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X|\mathfrak{C})) (\mathbb{E}(X|\mathfrak{C}) - \mathbb{E}(X|\mathfrak{A})) | \mathfrak{C}) \\ &= \mathbb{E}[(\mathbb{E}(X|\mathfrak{C}) - \mathbb{E}(X|\mathfrak{A})) (\mathbb{E}(X|\mathfrak{C}) - \mathbb{E}(X|\mathfrak{C}))] = 0.\end{aligned}$$

Somit gilt $\mathbb{E}[X - \mathbb{E}(X|\mathfrak{A})]^2 = \mathbb{E}[X - \mathbb{E}(X|\mathfrak{C})]^2 + \mathbb{E}[\mathbb{E}(X|\mathfrak{C}) - \mathbb{E}(X|\mathfrak{A})]^2$.

6. Man beweise, dass auf einem Wahrscheinlichkeitsraum $(\Omega, \mathfrak{G}, P)$ für $X, Y \in \mathcal{L}_2(\Omega, \mathfrak{G}, P)$ gilt

$$\mathbb{E}(X|Y) = Y \text{ P-fs} \wedge \mathbb{E}(Y|X) = X \text{ P-fs} \Rightarrow X = Y \text{ P-fs}.$$

Beweis: Da Y natürlich $\mathfrak{G}(Y)$ -messbar ist, gilt

$$\int Y (X - Y) dP = \int Y (X - \mathbb{E}(X|Y)) dP = \int X Y - \mathbb{E}(X Y|Y) dP = 0.$$

Ebenso gilt $\int X (X - Y) dP = 0$. Daraus folgt

$$0 = \int (X - Y) (X - Y) dP = \int (X - Y)^2 dP \Rightarrow X = Y \text{ P-fs}.$$

7. Man beweise, dass für integrierbare Zufallsvariable X, Y auf einem Wahrscheinlichkeitsraum $(\Omega, \mathfrak{G}, P)$ gilt

$$\mathbb{E}(X|Y) = Y \text{ P-fs} \wedge \mathbb{E}(Y|X) = X \text{ P-fs} \Rightarrow X = Y \text{ P-fs}.$$

Hinweis: Was folgt aus $[Y \leq c] = [X > c, Y \leq c] \cup [X \leq c, Y \leq c]$ für die Integrale von $X - Y$ über diese Bereiche?

Für alle $c \in \mathbb{R}$ gilt

$$\begin{aligned}&\int_{[X > c, Y \leq c]} (X - Y) dP + \int_{[X \leq c, Y \leq c]} (X - Y) dP = \int_{[Y \leq c]} (X - Y) dP \\ &= \int_{[Y \leq c]} (\mathbb{E}(X|Y) - Y) dP = \int_{[Y \leq c]} (Y - Y) dP = 0.\end{aligned}$$

Daraus, da auf $[X > c, Y \leq c]$ gilt $X - Y > 0$ und weil auf $[X \leq c, Y > c]$ gilt $Y - X \geq 0$, folgt

$$\begin{aligned} 0 &\leq \int_{[X > c, Y \leq c]} (X - Y) dP = \int_{[X \leq c, Y \leq c]} (Y - X) dP \\ &\leq \int_{[X \leq c, Y \leq c]} (Y - X) dP + \int_{[X \leq c, Y > c]} (Y - X) dP = \int_{[X \leq c]} (Y - X) dP \\ &= \int_{[X \leq c]} (\mathbb{E}(Y|X) - X) dP = \int_{[X \leq c]} (X - X) dP = 0, \end{aligned}$$

d.h. $0 = \int_{[X > c, Y \leq c]} (X - Y) dP$. Daraus folgt schließlich für alle $n \in \mathbb{N}$

$$0 = \int_{[X > c, Y \leq c]} (X - Y) dP \geq \int_{[X > c + \frac{1}{n}, Y \leq c]} \frac{1}{n} dP = \frac{1}{n} P\left(X > c + \frac{1}{n}, Y \leq c\right).$$

Somit gilt $P\left(X > c + \frac{1}{n}, Y \leq c\right) = 0 \quad \forall n \in \mathbb{N}$, und das impliziert

$$P(X > c, Y \leq c) \leq \sum_n P\left(X > c + \frac{1}{n}, Y \leq c\right) = 0 \quad \forall c \in \mathbb{R}.$$

Daraus folgt $P(X > Y) \leq \sum_{q \in \mathbb{Q}} P(X > q, Y \leq q) = 0$. Aus Symmetriegründen gilt auch $P(Y > X) = 0 \Rightarrow P(X = Y) = 1$.