



**TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DRESDEN**

Fakultät Mathematik Institut für Stochastik, Professur für Stoch. Analysis & Finanzmathematik

WAHRSCHEINLICHKEITSTHEORIE MIT MARTINGALEN

Übungen

Prof. Dr. Martin Keller-Ressel

Wintersemester 2020/21

Autor : Eric Kunze
E-Mail : eric.kunze@mailbox.tu-dresden.de

Hausaufgaben

Eric Kunze

Wahrscheinlichkeitstheorie mit Martingalen – Übungsblatt 1

Matr.-Nr. 4679202

Aufgabe 1. Seien $X, Y \in L^2(\mathcal{A})$ und \mathcal{F} eine Unter- σ -Algebra von \mathcal{A} . Bedingte Varianz und bedingte Kovarianz von X bzw. X, Y bezüglich \mathcal{F} sind definiert als

$$\begin{aligned}\text{Var}(X|\mathcal{F}) &:= \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X|\mathcal{F}])^2 | \mathcal{F}] \\ \text{Cov}(X, Y|\mathcal{F}) &:= \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X|\mathcal{F}])(Y - \mathbb{E}[Y|\mathcal{F}]) | \mathcal{F}]\end{aligned}$$

Zeige die Sätze von der totalen Varianz bzw. totalen Kovarianz:

$$\begin{aligned}\text{Var}(X) &= \mathbb{E}[\text{Var}(X|\mathcal{F})] + \text{Var}(\mathbb{E}[X|\mathcal{F}]) \\ \text{Cov}(X, Y) &= \mathbb{E}[\text{Cov}(X, Y|\mathcal{F})] + \text{Cov}(\mathbb{E}[X|\mathcal{F}], \mathbb{E}[Y|\mathcal{F}])\end{aligned}$$

Sei $U := \mathbb{E}[X|\mathcal{F}]$ und $V := \mathbb{E}[Y|\mathcal{F}]$. Mit der Turmregel gilt $\mathbb{E}[U] = \mathbb{E}[X]$ bzw. $\mathbb{E}[V] = \mathbb{E}[Y]$. Mit dem Verschiebungssatz gilt $\text{Var}(U) = \mathbb{E}[U^2] - \mathbb{E}[X]^2$ und analog für V . Offenbar sind U und V nun \mathcal{F} -messbar. Es ist

$$\text{Var}(X|\mathcal{F}) = \mathbb{E}[(X - U)|\mathcal{F}] = \mathbb{E}[X^2 - 2XU + U^2|\mathcal{F}] = \mathbb{E}[X^2|\mathcal{F}] - 2U \underbrace{\mathbb{E}[X|\mathcal{F}]}_{=U} + \mathbb{E}[U^2]$$

und somit

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\text{Var}(X|\mathcal{F})] &= \mathbb{E}[\mathbb{E}[X^2|\mathcal{F}] - 2U\mathbb{E}[X|\mathcal{F}] + \mathbb{E}[U^2]] = \mathbb{E}[X^2] - 2\mathbb{E}[U^2] + \mathbb{E}[U^2] \\ &= \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[U^2]\end{aligned}$$

Weiterhin gilt

$$\begin{aligned}\text{Var}(U) &= \mathbb{E}[(U - \mathbb{E}[U])^2] = \mathbb{E}[U^2 - 2U\mathbb{E}[X] + \mathbb{E}[X]^2] = \mathbb{E}[U^2] - 2\mathbb{E}[X]\mathbb{E}[U] + \mathbb{E}[X]^2 \\ &= \mathbb{E}[U^2] - \mathbb{E}[X]^2\end{aligned}$$

Damit gilt schließlich

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\text{Var}(X|\mathcal{F})] + \text{Var}(\mathbb{E}[X|\mathcal{F}]) &= \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[U^2] + \mathbb{E}[U^2] - \mathbb{E}[X]^2 = \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[X]^2 \\ &= \text{Var}(X)\end{aligned}$$

Analog verfahren wir beim Satz von der totalen Kovarianz: Es gilt

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E}[\text{Cov}(X, Y | \mathcal{F})] &= \mathbb{E}[\mathbb{E}[(X - U)(Y - V) | \mathcal{F}]] \\
 &= \mathbb{E}[\mathbb{E}[XY | \mathcal{F}] - \mathbb{E}[VX | \mathcal{F}] - \mathbb{E}[UY | \mathcal{F}] + \mathbb{E}[UV | \mathcal{F}]] \\
 &= \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[UV] - \mathbb{E}[UV] + \mathbb{E}[UV] \\
 &= \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[UV]
 \end{aligned}$$

sowie

$$\begin{aligned}
 \text{Cov}(U, V) &= \mathbb{E}[(U - \mathbb{E}[U])(V - \mathbb{E}[V])] \\
 &= \mathbb{E}[UV - U \cdot \mathbb{E}[V] - V \cdot \mathbb{E}[U] + \mathbb{E}[U] \cdot \mathbb{E}[V]] \\
 &= \mathbb{E}[UV] - \mathbb{E}[U] \cdot \mathbb{E}[V] - \mathbb{E}[U] \cdot \mathbb{E}[V] + \mathbb{E}[U] \cdot \mathbb{E}[V] \\
 &= \mathbb{E}[UV] - \mathbb{E}[U] \cdot \mathbb{E}[V]
 \end{aligned}$$

und damit schlussendlich

$$\text{Cov}(\mathbb{E}[X | \mathcal{F}], \mathbb{E}[Y | \mathcal{F}]) + \mathbb{E}[\text{Cov}(X, Y | \mathcal{F})] = \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X] \mathbb{E}[Y] = \text{Cov}(X, Y)$$

Aufgabe 2. (a) In einer bestimmten Population sei das Alter X bei erstmaliger Berufsunfähigkeit exponentialverteilt mit Parameter $\lambda > 0$. Für eine Versicherungsgesellschaft die gegen Berufsunfähigkeit versichert, ist das mittlere Alter bei Eintritt der Berufsunfähigkeit von Bedeutung, unter der Bedingung, dass die Berufsunfähigkeit zwischen den Altersgrenzen $0 \leq a < b$ eintritt. Bestimme diesen bedingten Erwartungswert $\mathbb{E}[X | a \leq X \leq b]$.

(b) Welche der folgenden in der Vorlesung definierten mathematischen Objekte sind reelle Zahlen, Zufallsvariablen oder messbare Funktionen von \mathbb{R} nach \mathbb{R} ?

$$\mathbb{E}[X | \mathcal{F}], \quad \mathbb{P}(A | B), \quad \mathbb{E}[X | Y = y], \quad \mathbb{P}(A | \mathcal{F}), \quad \mathbb{E}[X | Y]$$

Wie üblich bezeichnet \mathcal{F} eine σ -Algebra, X und Y sind reellwertige Zufallsvariablen, y eine reelle Zahl und A und B sind Ereignisse.

(a) Es sei $X \sim \text{Exp}(\lambda)$, d.h. X hat die Dichte $f(x) = \lambda e^{-\lambda x} \cdot \mathbb{1}_{[0, \infty)}(x)$. Da $[a, b] \subseteq [0, \infty]$ können wir rechnen

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E}[X | a \leq X \leq b] &= \int_{\mathbb{R}} x \cdot \lambda e^{-\lambda x} \cdot \mathbb{1}_{[0, \infty)}(x) \cdot \mathbb{1}_{[a, b]}(x) \, dx = \int_a^b x \cdot \lambda e^{-\lambda x} \, dx \\
 &= \left[-x \cdot e^{-\lambda x} \right]_a^b + \int_a^b e^{-\lambda x} \, dx \quad (\text{partielle Integration}) \\
 &= \left[-x \cdot e^{-\lambda x} \right]_a^b - \left[\frac{1}{\lambda} e^{-\lambda x} \right]_a^b \\
 &= \left(a + \frac{1}{\lambda} \right) \cdot e^{-\lambda a} - \left(b + \frac{1}{\lambda} \right) \cdot e^{-\lambda b}
 \end{aligned}$$

(b) Es sind

- $\mathbb{E}[X|\mathcal{F}]$ und $\mathbb{E}[X|Y]$ Zufallsvariablen,
- $\mathbb{P}(A|B)$ und $\mathbb{P}(A|\mathcal{F})$ reelle Zahlen sowie
- $\mathbb{E}[X|Y = y]$ eine messbare Funktion von \mathbb{R} nach \mathbb{R} .

Aufgabe 3. Sei $M = \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}$ eine quadratische, in Blöcke unterteilte Matrix von vollem Rang, wobei A und D ebenfalls quadratisch und von vollem Rang seien. Die Ausdrücke

$$(M/A) := (D - CA^{-1}B) \quad \text{und} \quad (M/D) := (A - BD^{-1}C)$$

heißen *Schurkomplement* von A in M bzw. D in M . Folgende Formel für die blockweise Inversion von M dürfen Sie als gegeben betrachten:

$$M^{-1} = \begin{pmatrix} (M/D)^{-1} & -A^{-1}B(M/A)^{-1} \\ -D^{-1}C(M/D)^{-1} & (M/A)^{-1} \end{pmatrix}$$

Verwenden Sie die Formel um folgende Teilaufgaben zu lösen:

(a) Sei M nun symmetrisch, d.h. A und D sind symmetrisch und $C = B^\top$. Zeige

$$\begin{pmatrix} x^\top & y^\top \end{pmatrix} M^{-1} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - y^\top D^{-1}y = \tilde{x}^\top (M/D)^{-1} \tilde{x}$$

mit $\tilde{x} = (x - BD^{-1}y)$ für alle x, y mit passender Dimension.

(b) Es sei (X, Y) multivariat normalverteilt mit Erwartungswert 0 und positiv definiter Kovarianzmatrix $\Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_X & \Sigma_{XY} \\ \Sigma_{XY}^\top & \Sigma_Y \end{pmatrix}$. Dann ist X bedingt auf Y normalverteilt mit $\mathbb{E}[X|Y] = \Sigma_{XY}\Sigma_Y^{-1}$ und Kovarianzmatrix (Σ/Σ_Y) .

Hinweis: Es gilt $\det(\Sigma) = \det(\Sigma_Y) \cdot \det(\Sigma/\Sigma_Y)$.

(a) Wir notieren $M^{-1} = T = (T_{ij})_{i,j}$. Dabei ist T wieder symmetrisch, da zum Einen

$$(M/D)^\top = (A - BD^{-1}C)^\top = A^\top - C^\top (D^{-1})^\top B^\top = A - BD^{-1}C = (M/D)$$

sowie $(M/A)^\top = (M/A)$ analog und zum Anderen

$$\begin{aligned} A^{-1}B(M/A)^{-1} &= (M/D)^{-1}BD^{-1} \\ \Leftrightarrow (M/D)A^{-1}B &= BD^{-1}(M/A) \\ \Leftrightarrow (A - BD^{-1}C)A^{-1}B &= BD^{-1}(D - CA^{-1}B) \\ \Leftrightarrow B - BD^{-1}CA^{-1}B &= B - BD^{-1}CA^{-1}B \end{aligned} \tag{*}$$

tautologisch ist. Betrachten wir nun $q(x, y) = \begin{pmatrix} x^\top & y^\top \end{pmatrix} T \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - y^\top D^{-1}y$, so erhalten wir

$$q(x, y) = x^\top T_{11}x + x^\top T_{12}y + y^\top T_{21}x + y^\top (T_{22} - D^{-1})y$$

Mit einer Matrix Λ können wir dies in die Form

$$q(x, y) = (x^\top - y^\top \Lambda^\top) T_{11} (x + \Lambda y) = x^\top T_{11} x - x^\top \underbrace{(T_{11} \Lambda)}_{=T_{12}} y - y^\top \underbrace{(\Lambda^\top T_{11})}_{=T_{21}} x + y^\top \underbrace{(\Lambda^\top T_{11} \Lambda)}_{=T_{22}-D^{-1}} y$$

Aus $-T_{11}\Lambda = T_{12}$ erhalten wir $\Lambda = -T_{11}^{-1}T_{12} = (M/D) \cdot A^{-1}B(M/A)^{-1} \stackrel{(*)}{=} BD^{-1}$. Außerdem gilt damit $T_{12} = T_{21}$ und

$$\begin{aligned} & (M/A)^{-1} - D^{-1} = D^{-1}C(M/D)^{-1}BD^{-1} \\ \Leftrightarrow & (M/A)^{-1}DB^{-1} - B^{-1} = D^{-1}C(M/D)^{-1} \\ \Leftrightarrow & DB^{-1}(M/D) - (M/A)B^{-1}(M/D) = (M/A)D^{-1}C \\ \Leftrightarrow & DB^{-1}A - C - DB^{-1}A + C + C - CA^{-1}BD^{-1}C = C - CA^{-1}BD^{-1}C \end{aligned}$$

tautologisch. Somit ist mit $\tilde{x} := (x - BD^{-1}y)$ schließlich

$$q(x, y) = \tilde{x}^\top (M/D)^{-1} \tilde{x}$$

und die Behauptung bewiesen.

(b) Sei f_{XY} die gemeinsame Dichte von (X, Y) gegeben durch

$$\begin{aligned} f_{XY}(x, y) &= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^p \det(\Sigma)}} \cdot \exp \left(-\frac{1}{2} \left((x^\top, y^\top) - (\mu_X^\top, \mu_Y^\top) \right) \cdot \Sigma^{-1} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \mu_X \\ \mu_Y \end{pmatrix} \right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^p \det(\Sigma)}} \cdot \exp \left(-\frac{1}{2} (x^\top, y^\top) \cdot \Sigma^{-1} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \right) \end{aligned}$$

Die Randverteilung von Y ist gegeben durch

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{p_Y} \det(\Sigma_Y)}} \cdot \exp \left(-\frac{1}{2} y^\top \cdot \Sigma_Y^{-1} \cdot y \right)$$

Damit erhalten wir die bedingte Dichte $f_{X|Y}$ als

$$\begin{aligned} f_{X|Y=y}(x) &= \frac{f_{XY}(x, y)}{f_Y(y)} = \sqrt{\frac{(2\pi)^{p-p_Y} \cdot \det(\Sigma_Y)}{\det(\Sigma)}} \cdot \exp \left(-\frac{1}{2} (x^\top, y^\top) \cdot \Sigma^{-1} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - y^\top \cdot \Sigma_Y^{-1} \cdot y \right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{p-p_Y} \det(\Sigma/\Sigma_Y)}} \cdot \exp \left(-\frac{1}{2} (x^\top, y^\top) \cdot \Sigma^{-1} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - \frac{1}{2} y^\top \cdot \Sigma_Y^{-1} \cdot y \right) \end{aligned}$$

Mit Teil (a) erhalten wir

$$(x^\top, y^\top) \cdot \Sigma^{-1} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - y^\top \cdot \Sigma_Y^{-1} \cdot y = \tilde{x}^\top (\Sigma/\Sigma_Y)^{-1} \tilde{x}$$

mit $\tilde{x} = x - \Sigma_{XY} \Sigma_Y^{-1} y$. Definieren wir $\tilde{\mu} := \Sigma_{XY} \Sigma_Y^{-1} y$, so hat $f_{X|Y=y}$ die Form

$$f_{X|Y=y}(x) = c \cdot \exp \left(-\frac{1}{2} (x - \tilde{\mu}) \cdot (\Sigma/\Sigma_Y)^{-1} \cdot (x - \tilde{\mu}) \right)$$

Dies ist die Dichte einer Realisation von $X|Y$. Für $X|Y$ erhalten wir folglich

$$\mathbb{E}[X|Y = y] = \tilde{\mu} \Rightarrow \mu = \mathbb{E}[X|Y] = \Sigma_{XY} \Sigma_Y^{-1} \quad \text{und} \quad \text{Cov}(X|Y) = (\Sigma / \Sigma_Y)$$

Aufgabe 4. Seien $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$ und $(Y_n)_{n \in \mathbb{N}}$ zwei Martingale bezüglich $(\mathcal{F}_n)_{n \in \mathbb{N}}$ mit $X_n, Y_n \in L^2$ für alle $n \in \mathbb{N}$. Beweisen Sie:

- (a) $\mathbb{E}[X_m Y_n | \mathcal{F}_m] = X_m Y_m$ fast sicher für alle $m \leq n$
- (b) $\mathbb{E}[X_n Y_n] - \mathbb{E}[X_0 Y_0] = \sum_{j=1}^n \mathbb{E}[(X_j - X_{j-1})(Y_j - Y_{j-1})]$
- (c) $\text{Var}(X_n) = \text{Var}(X_0) + \sum_{j=1}^n \text{Var}(X_j - X_{j-1})$
- (d) die Zufallsvariablen $X_0, X_1 - X_0, X_2 - X_1, \dots, X_j - X_{j-1}$ sind paarweise orthogonal

- (a) Seien $(X_n)_n$ und $(Y_n)_n$ Martingale bezüglich \mathcal{F}_n . Da X_m \mathcal{F}_m -messbar ist, gilt für alle $m \leq n$

$$\mathbb{E}[X_m Y_n | \mathcal{F}_m] = X_m \cdot \mathbb{E}[Y_n | \mathcal{F}_m] = X_m Y_m \quad \text{fast sicher}$$

- (b) Für $1 \leq j \leq n$ betrachten wir

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}[(X_j - X_{j-1})(Y_j - Y_{j-1})] \\ &= \mathbb{E}[\mathbb{E}[X_j Y_j - X_j Y_{j-1} - X_{j-1} Y_j + X_{j-1} Y_{j-1} | \mathcal{F}_{j-1}]] \quad (\text{Turmregel}) \\ &= \mathbb{E}[X_j Y_j] - \mathbb{E}[X_{j-1} Y_{j-1}] - \mathbb{E}[X_{j-1} Y_j] + \mathbb{E}[X_{j-1} Y_{j-1}] \quad ((a) \text{ \& Turmregel}) \\ &= \mathbb{E}[X_j Y_j] - \mathbb{E}[X_{j-1} Y_{j-1}] \end{aligned}$$

Damit gilt

$$\sum_{j=1}^n \mathbb{E}[(X_j - X_{j-1})(Y_j - Y_{j-1})] = \sum_{j=1}^n \mathbb{E}[X_j Y_j] - \mathbb{E}[X_{j-1} Y_{j-1}] = \mathbb{E}[X_n Y_n] - \mathbb{E}[X_0 Y_0]$$

mithilfe einer Teleskopsumme.

- (c) Für Martingale $(X_n)_n$ gilt $\mathbb{E}[X_n] = \text{const.}$ für alle $n \in \mathbb{N}$, da $\mathbb{E}[X_0] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[X_n | \mathcal{F}_0]] = \mathbb{E}[X_n]$ für alle $n \geq 0$. Damit gilt dann unter Nutzung des Verschiebungssatzes

$$\text{Var}(X_n) - \text{Var}(X_0) = \mathbb{E}[X_n^2] - \mathbb{E}[X_n]^2 - \mathbb{E}[X_0^2] + \mathbb{E}[X_0]^2 = \mathbb{E}[X_n^2] - \mathbb{E}[X_0^2]$$

sowie auch $\text{Var}(X_j - X_{j-1}) = \mathbb{E}[(X_j - X_{j-1} - \mathbb{E}[X_j - X_{j-1}])^2] = \mathbb{E}[(X_j - X_{j-1})^2]$ für $1 \leq j \leq n$. Mit der Überlegung aus Teil (b) und $Y_j = X_j$ erhalten wir $\text{Var}(X_j - X_{j-1}) = \mathbb{E}[X_j^2] - \mathbb{E}[X_{j-1}^2]$. Mit einem Teleskopsummenargument gilt dann

$$\sum_{j=1}^n \text{Var}(X_j - X_{j-1}) = \sum_{j=1}^n \mathbb{E}[X_j^2] - \mathbb{E}[X_{j-1}^2] = \mathbb{E}[X_n^2] - \mathbb{E}[X_0^2]$$

Damit ist also

$$\mathbb{V}\text{ar}(X_n) - \mathbb{V}\text{ar}(X_0) = \sum_{j=1}^n \mathbb{V}\text{ar}(X_j - X_{j-1})$$

woraus die Behauptung folgt.

(d) Seien $i, j \in \mathbb{N}$, wobei wir annehmen, dass $i \leq j$. Es gilt

$$\langle X_0, X_j - X_{j-1} \rangle = \mathbb{E}[X_0(X_j - X_{j-1})] = \mathbb{E}[X_0X_j - X_0X_{j-1}] = \mathbb{E}[X_0X_j] - \mathbb{E}[X_0X_{j-1}]$$

Mit der Turmregel und Teil (a) erhalten wir

$$\mathbb{E}[X_0X_j] - \mathbb{E}[X_0X_{j-1}] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[X_0X_j|\mathcal{F}_0]] - \mathbb{E}[\mathbb{E}[X_0X_{j-1}|\mathcal{F}_0]] = \mathbb{E}[X_0^2] - \mathbb{E}[X_0^2] = 0$$

für alle $j \geq 1$. Außerdem gilt mit analogem Vorgehen

$$\begin{aligned} \langle X_i - X_{i-1}, X_j - X_{j-1} \rangle &= \mathbb{E}[(X_i - X_{i-1})(X_j - X_{j-1})] \\ &= \mathbb{E}[X_iX_j - X_iX_{j-1} - X_{i-1}X_j + X_{i-1}X_{j-1}] \\ &= \mathbb{E}[X_i^2] - \mathbb{E}[X_i^2] - \mathbb{E}[X_{i-1}^2] + \mathbb{E}[X_{i-1}^2] \quad ((a) \text{ \& Turmregel}) \\ &= 0 \end{aligned}$$