

## Mathematische Statistik 2, Lösungen, Blatt 9

---

**33.**

a) Für den Histogramm-Schätzer  $\hat{f}_n(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n 1_{I(x)}(X_i)$  der Dichte  $f(x)$ , mit  $1_{I(x)}(X_i) = 1$ , falls  $x$  und  $X_i$  in dem selben Intervall  $I_j$  ( $= 0$  sonst), rechnet man  $[I_j, j \in \mathbb{Z}$ , disjunkte Zerlegung von  $\mathbb{R}$ ;  $\hat{f}_n(x)$  konstant auf jedem  $I_j]$

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{f}_n(x) dx &= \sum_{j \in \mathbb{Z}} \int_{I_j} \hat{f}_n(x) dx = \sum_{j \in \mathbb{Z}} |I_j| \cdot \hat{f}_n(x)|_{x \in I_j} \\ &= \frac{1}{nh} h \sum_{i=1}^n \sum_{j \in \mathbb{Z}} 1_{I_j}(X_i) = \frac{nh}{nh} = 1. \end{aligned}$$

Alternativ: 
$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{f}_n(x) dx &= \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n \int_{-\infty}^{\infty} 1_{I(x)}(X_i) dx \\ &= \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n \int_{-\infty}^{\infty} 1_{I(X_i)}(x) dx = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n \int_{I(X_i)} 1 dx = \frac{nh}{nh} = 1. \end{aligned}$$

b) Sei  $x \in \mathbb{R}$ . Die  $1_{I(x)}(X_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots$ , sind unabhängig und identisch verteilt, jedes  $X_i$  mit Dichte  $f$ .

$$\mathbb{E}(\hat{f}_n(x)) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}(1_{I(x)}(X_i)) = \frac{1}{nh} n \int_{I(x)} f(t) dt = \frac{1}{h} \int_{I(x)} f(t) dt \equiv \frac{1}{h} p_h(x).$$

$$\hat{f}_n(x) = \frac{1}{h} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 1_{I(x)}(X_i) \xrightarrow{GdGZ} \frac{1}{h} \mathbb{E}(1_{I(x)}(X_1)) = \frac{1}{h} \int_{I(x)} f(t) dt \quad [\mathbb{P} f.s.].$$

c) Da die  $1_{I(x)}(X_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots$ , unabhängig und  $B(1, p_h(x))$ -verteilt sind, gilt

$$\text{Var}(\hat{f}_n(x)) = \frac{1}{(nh)^2} \sum_{i=1}^n \text{Var}(1_{I(x)}(X_i)) = \frac{1}{nh^2} \cdot p_h(x) \cdot (1 - p_h(x)).$$

**34.**

a) Wegen des MWS der Integralrechnung gibt es ein  $x_h \in I(x)$  mit

$$\mathbb{E}(\hat{f}_n(x)) \stackrel{33b}{=} \frac{1}{h} \int_{I(x)} f(t) dt \stackrel{MWS}{=} \frac{1}{h} |I(x)| \cdot f(x_h) = f(x_h) \longrightarrow f(x)$$

bei  $n \rightarrow \infty$  (also bei  $h \rightarrow 0$  bzw.  $x_h \rightarrow x$ ). Dabei haben wir die Stetigkeit von  $f$  ausgenutzt.

b) Sei  $x_h \in I(x)$ . Wegen  $x_h \rightarrow x$  (bei  $n \rightarrow \infty$ ) und der Stetigkeit von  $f$  folgt

- (i)  $f(x_h) = f(x) + \eta_h$ , mit  $\eta_h \rightarrow 0$  (bei  $h \rightarrow 0$ )  
(ii)  $p_h(x) =_{MWS} h f(x_h) \rightarrow 0$  (bei  $h \rightarrow 0$ ). Also

$$\begin{aligned} \text{Var}(\hat{f}_n(x)) &=_{33c} \frac{1}{n h^2} \cdot p_h(x) \cdot (1 - p_h(x)) = \left( \frac{1}{n h} f(x) + \frac{1}{n h} \eta_h \right) \cdot (1 - p_h(x)) \\ &= \frac{1}{n h} f(x) + \frac{1}{n h} [-f(x) p_h(x) + \eta_h (1 - p_h(x))] = \frac{1}{n h} f(x) + o\left(\frac{1}{n h}\right). \end{aligned}$$

c) Wenn  $x$  der Mittelpunkt des Intervalls  $I(x)$  der Länge  $h$  ist, dann gilt  $\int_{I(x)} (t - x) dt = 0$  und  $\int_{I(x)} (t - x)^2 dt = \frac{1}{12} h^3$ . Also mittels Taylorentwicklung von  $f(t)$  an der Stelle  $x$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(\hat{f}_n(x)) - f(x) &=_{33b} \frac{1}{h} \int_{I(x)} [f(t) - f(x)] dt \stackrel{T.E.}{=} \frac{1}{h} \int_{I(x)} \left[ f'(x)(t - x) + \frac{1}{2} f''(x^*)(t - x)^2 \right] dt \\ &=_{MWS I} \frac{1}{h} \left[ 0 + \frac{1}{2} f''(x^{**}) \frac{1}{12} h^3 \right] = \frac{1}{24} [h^2 f''(x) + h^2 (f''(x^{**}) - f''(x))] \\ &= \frac{1}{24} h^2 f''(x) + o(h^2) \quad [x^* = x^*(t) \text{ und } x^{**} \in I(x), f''(x^{**}) \rightarrow f''(x) \text{ bei } h \rightarrow 0]. \end{aligned}$$

**35.**

a) Für  $Y$  und  $f(X)$  aus  $L_2$  ist  $I_f < \infty$ . Ferner ist  $m \in L_2^X$ , d. h.  $m(X) \in L_2$ . In der Tat, aufgrund der Jensenschen Ungleichung für bedingte Erwartungen gilt mit der konvexen Funktion  $\phi(x) = x^2$

$$\mathbb{E}(\phi(m(X))) =_{Def.} \mathbb{E}(\phi(\mathbb{E}(Y|X))) \leq \mathbb{E}(\mathbb{E}(\phi(Y)|X)) = \mathbb{E}(\phi(Y)) < \infty,$$

Letzteres, weil  $Y \in L_2$ .

b)  $\mathbb{E}(m(X)) =_{Def.} \mathbb{E}(\mathbb{E}(Y|X)) = \mathbb{E}(Y)$ . Unter Verwendung der Ungleichung in a) und der Verschiebungsformel erhalten wir für die Varianzen.

$$\begin{aligned} \text{Var}(m(X)) &= \mathbb{E}(m(X) - \mathbb{E}(m(X)))^2 =_{\phi=x^2} \mathbb{E}(\phi(m(X)) - (\mathbb{E}(m(X)))^2)^2 \\ &\leq \mathbb{E}(\phi(Y)) - (\mathbb{E}(Y))^2 = \mathbb{E}(Y^2) - (\mathbb{E}(Y))^2 = \text{Var}(Y). \end{aligned}$$

Genauer rechnet man:  $\text{Var}(m(X)) = \text{Var}(Y) - \mathbb{E}(\text{Var}(Y|X))$ .

c)  $I_f = \mathbb{E}(Y - m(X) + m(X) - f(X))^2 = \mathbb{E}(Y - m(X))^2 + \mathbb{E}(m(X) - f(X))^2 \equiv I_m + B$ . Dabei verschwindet der gemischte Term wegen

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[(Y - m(X)) \cdot (m(X) - f(X))] &= \mathbb{E}\{\mathbb{E}[(\dots) \cdot (\dots)|X]\} \\ &= (m(X) - f(X)) \cdot \mathbb{E}[Y - m(X)|X] = 0. \end{aligned}$$

Da  $B \geq 0$ , folgt  $I_f \geq I_m$  für alle  $f \in L_2^X$ , mit Gleichheitszeichen genau dann, wenn  $B = 0$ , also genau dann, wenn  $m(X) = f(X)$   $\mathbb{P}$ -f.s (d. h.  $m = f$   $\mathbb{P}_X$ -f.s).

**36.**

a) Ausgehend von  $Y_{t+1} = \nu + \alpha \cdot Y_t + e_{t+1}$ ,  $t \in \mathbb{N}_0$ , berechnet man für die Regressionsfunktion  $m_1$  im Fall  $(X, Y) = (Y_t, Y_{t+1})$

$$\hat{Y}_{t,1} \equiv \mathbb{E}(Y_{t+1}|Y_t) = \mathbb{E}(\nu + \alpha \cdot Y_t + e_{t+1}|Y_t) = \nu + \alpha \cdot Y_t$$

(also:  $m_1(y) = \nu + \alpha y$ ), denn  $\mathbb{E}(Y_t|Y_t) = Y_t$ ,  $\mathbb{E}(e_{t+1}|Y_t) = \mathbb{E}(e_{t+1}) = 0$ , wegen der Unabhängigkeit von  $e_{t+1}$  und  $Y_t$ .

Für die Regressionsfunktion  $m_2$  im Fall  $(X, Y) = (Y_t, Y_{t+2})$  erhält man, mit der Prognose  $\hat{Y}_{t,1}$  von eben

$$\hat{Y}_{t,2} \equiv \mathbb{E}(Y_{t+2}|Y_t) = \mathbb{E}(\nu + \alpha \cdot Y_{t+1} + e_{t+2}|Y_t) = \nu + \alpha \cdot \hat{Y}_{t,1} = \nu + \alpha \nu + \alpha^2 Y_t$$

(also:  $m_2(y) = \nu + \alpha \nu + \alpha^2 y$ ), denn wiederum ist  $\mathbb{E}(e_{t+2}|Y_t) = \mathbb{E}(e_{t+2}) = 0$ .

Rekursiv folgt  $\hat{Y}_{t,l} \equiv \mathbb{E}(Y_{t+l}|Y_t) = \nu + \alpha \cdot \hat{Y}_{t,l-1}$ , also

$$m_l(y) = \nu (1 + \alpha + \dots + \alpha^{l-1}) + \alpha^l y.$$

**b)** Wegen  $\alpha^l Y_t \rightarrow 0$  (f. s., bei  $l \rightarrow \infty$ ) haben wir den f.s. Limes

$$\hat{Y}_{t,l} \rightarrow \nu (1 + \alpha + \alpha^2 + \dots) = \nu \frac{1}{1 - \alpha} = \mu \equiv \mathbb{E}(Y_t), \text{ für alle } t \in \mathbb{N}.$$

Weit ausgreifende Prognosen reproduzieren den Mittelwert der (bisher bekannten) Beobachtungen.