

1 Marginaltättheten för X beräknas enligt följande

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{X,Y}(x,y) dy = \int_0^{\infty} xye^{-(x^2+y^2)/2} dy$$

$$= xe^{-x^2/2} \left[-e^{-y^2/2} \right]_0^{\infty} = xe^{-x^2/2} \quad \text{för } x \geq 0.$$

Av symmetriskäl är även $f_Y(y) = ye^{-y^2/2}$ för $y \geq 0$. 2p

X och Y är oberoende eftersom för $x, y \geq 0$ gäller

$$f_{X,Y}(x,y) = xye^{-(x^2+y^2)/2} = \left[xe^{-x^2/2} \right] \left[ye^{-y^2/2} \right] = f_X(x) f_Y(y),$$

och både VL och HK är noll för övriga x och y . 2p

2 Låt $X \sim \text{Po}(\lambda)$ och $Y|X=n \sim \text{bin}(n,p)$. Enligt sats gäller

$$\mathbb{E}[Y^2] \stackrel{\text{sats}}{=} \mathbb{E}[\mathbb{E}[Y^2|X]] \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{n=0}^{\infty} \mathbb{E}[Y^2|X=n] \mathbb{P}(X=n) \quad 1p$$

$$= \sum_{n=0}^{\infty} (\text{Var}(Y|X=n) + \mathbb{E}[Y|X=n]^2) \mathbb{P}(X=n)$$

$$\stackrel{Y|X=n \sim \text{bin}(n,p)}{\rightarrow} = \sum_{n=0}^{\infty} (np(1-p) + p^2n^2) \mathbb{P}(X=n) \quad 1p$$

$$= p(1-p)\mathbb{E}[X] + p^2\mathbb{E}[X^2]$$

$$\stackrel{X \sim \text{Po}(\lambda)}{\rightarrow} = p(1-p)\mathbb{E}[X] + p^2(\text{Var}(X) + \mathbb{E}[X]^2) \quad 1p$$

$$= p(1-p)\lambda + p^2(\lambda + \lambda^2)$$

$$= p\lambda[(1-p) + p(1+\lambda)] \quad 1p$$

$$= p\lambda(1+p\lambda) \quad 1p$$

3 a) En stokastisk variabel är konstant om och endast om dess varians är noll. VP för

$$\text{Var}(Y) = \mathbb{E}[Y^2] - \mathbb{E}[Y]^2 = \mathbb{E}[e^{2X}] - \mathbb{E}[e^X]^2 = \psi_X(2) - \psi_X(1)^2 = 0. \quad 2p$$

b) MGF för X fås av följande

$$\psi_X(t) = \mathbb{E}[e^{Xt}] = \mathbb{E}[Y^t] = Y^t = 2^t$$

ty Y konstant och därmed $Y = \mathbb{E}[Y] = \mathbb{E}[e^X] = \psi_X(1) = 2$. 2p

4 Låt X_1, X_2, \dots vara oberoende i.i.d. $[0,1]$ -fördelade. Observera att

$$P(M_n \leq x) = P(X_1 \leq x) \cdots P(X_n \leq x) = x^n \quad \text{för } x \in [0,1].$$

↑ oberoende 2p

Därmed får vi för $x \geq 0$

$$P(n(1-M_n) \geq x) = P(M_n \leq 1 - \frac{x}{n}) = \left(1 - \frac{x}{n}\right)^n \rightarrow e^{-x}$$

då $n \rightarrow \infty$. HL motsvarar $1-F_Y(x)$ för en $\text{exp}(1)$ -fördelad variabel Y . 2p

5 En kovariansmatris är symmetrisk per definition, så Δ_3 går bort. Den är dessutom positivt semidefinit, vilket medför att determinanten är icke-negativ. Därmed går Δ_1 bort. 2p

De kvariga är symmetriska och positivt semidefinita, och vi har sett att det finns sådana fall alltid finns tex. en multivariat normalfördelning med den kovariansstrukturen. 2p

6 a) Vi tar först fram marginalfördelningarna

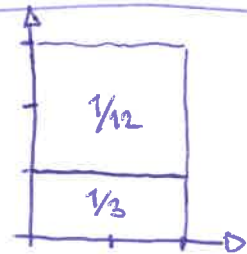
$$f_X(x) = \int_0^1 \frac{1}{3} dy + \int_1^3 \frac{1}{12} dy = \frac{1}{3} + \frac{1}{6} = \frac{1}{2}$$

för $x \in [0,2]$. För $y \in [0,1]$ får vi

$$f_Y(y) = \int_0^2 \frac{1}{3} dx = \frac{2}{3}$$

och för $y \in (1,3]$ får vi

$$f_Y(y) = \int_0^2 \frac{1}{12} dx = \frac{1}{6}$$



För oberoende variabler vi att $f_{X,Y}(x,y) = f_X(x)f_Y(y) \quad \forall x,y$. 3p

$$f_X(x)f_Y(y) = \begin{cases} \frac{1}{2} \cdot \frac{2}{3} = \frac{1}{3} & \text{för } x \in [0,2], y \in (0,1] \\ \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{6} = \frac{1}{12} & \text{för } x \in (0,2], y \in (1,3]. \end{cases}$$

Alltså är X och Y oberoende. 2p

6 b) MGF beräknas enligt följande ($t \neq 0$)

$$\psi_X(t) = E[e^{tx}] = \int_0^2 e^{tx} \frac{1}{2} dx = \left[\frac{e^{tx}}{2t} \right]_0^2 = \frac{e^{2t} - 1}{2t}$$

$$\psi_Y(t) = \int_0^1 \frac{2}{3} e^{ty} dy + \int_1^3 \frac{1}{6} e^{ty} dy = \left[\frac{2e^{ty}}{3t} \right]_0^1 + \left[\frac{e^{ty}}{6t} \right]_1^3 = \frac{4e^t - 4 + e^{3t} - e^t}{6t}$$

$$\psi_{X+Y}(t) = \psi_X(t)\psi_Y(t) = \frac{e^{2t} - 1}{2t} \cdot \frac{e^{3t} + 3e^t - 4}{6t} = \frac{e^{5t} + 2e^{3t} - 4e^{2t} - 3e^t + 4}{12t^2}$$

↑ oberoende, sats

5p

7) a) VP noterar att VP kan uttrycka $U=AX$ och $V=BX$ där

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$B = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Enligt sats gäller $U \sim N(\mu, A\Delta A')$ samt $V \sim N(\mu, B\Delta B')$, där ^{2p}

$$\Delta_U = A\Delta A' = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 0 & 0 \end{pmatrix} A' = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \quad \mu = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$$

$$\Delta_V = B\Delta B' = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 3 & 2 \end{pmatrix} B' = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \quad \mu = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad 2p$$

b) Täthet existerar om determinanten är strikt positiv.

$$\det(A\Delta A') = 1 - 1 = 0$$

$$\det(B\Delta B') = 4 - 1 = 3$$

Alltså har V en täthet, men ej U . Tätheten för V ges av

$$\frac{1}{2\pi} \frac{1}{\det(\Delta_V)} \exp\left(-\frac{1}{2} x' \Delta_V^{-1} x\right) \quad \text{för } x \in \mathbb{R}^2.$$

VP beräknas

$$\Delta_V^{-1} = \frac{1}{\det \Delta_V} \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}$$

vilket ger formeln

$$f_V(x_1, x_2) = \frac{1}{6\pi} \exp\left(-\frac{1}{6} [2x_1^2 + 2x_2^2 - 2x_1x_2]\right). \quad 2p$$

c) VP vill alltså bestämma den betingade tätheten

$$f_{V_1|V_2=0}(x) = \frac{f_{V_1, V_2}(x, 0)}{f_{V_2}(0)} = \frac{1}{6\pi f_{V_2}(0)} \exp\left(-\frac{1}{6} [2x^2]\right)$$

$$= \text{konstant} \cdot e^{-x^2/2(3/2)}.$$

Alltså tätheten för en $N(0, 3/2)$ -fördelning. ^{2p}

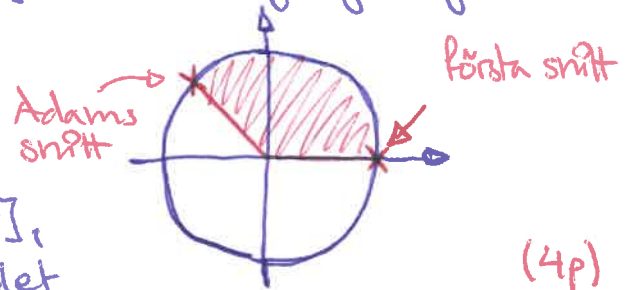
1p

8

Notera att denna uppgift är en variant på ett exempel från kursen där en pinne bryts två gånger vid likformigt valda punkter.

Eftersom det första snittet är godtyckligt och oberoende av det andra snittet, så kan vi anta att tårtan är orienterad så att dess mittpunkt finnes i origo och den godtyckligt valda punkten motsvarar $(1,0)$.

Adams likformigt valda punkt kan därmed representeras med en likformigt vald vinkel $\theta_A \in [0, 2\pi]$, och Adams bit motsvarar intervallet $[0, \theta_A]$. Andelen av tårtan som faller Adam är därmed $\frac{\theta_A}{2\pi}$.



(4p)

Berits snitt motsvarar en ~~enligt~~ likformigt vald vinkel $\theta_B \in [\theta_A, 2\pi]$. Berits andel är alltså $\frac{\theta_B - \theta_A}{2\pi}$. Förväntade andelar för Adam och Berit: 3p

$$\mathbb{E}\left[\frac{\theta_A}{2\pi}\right] = \int_0^{2\pi} \frac{x}{(2\pi)^2} dx = \frac{1}{2}$$

← likf. fördelningar

$$\mathbb{E}\left[\frac{\theta_B - \theta_A}{2\pi}\right] = \mathbb{E}\left[\mathbb{E}\left[\frac{\theta_B - \theta_A}{2\pi} \mid \theta_A\right]\right] = \mathbb{E}\left[\frac{2\pi - \theta_A}{2 \cdot 2\pi}\right] = \frac{1}{2} - \frac{1}{4} = \frac{1}{4}$$

Cesars förväntade andel blir $\frac{1}{4}$ eftersom måste summera till 1. 3p

9

Eftersom X_1, X_2, \dots är o.p.a. väntevärde noll och varians 1 så ger centrala gränsvärdesatsen att $\frac{1}{\sqrt{n}} S_n \xrightarrow{d} N(0,1)$ och därmed att

$$\frac{1}{\sqrt{Ltn}} S_{Ltn} \xrightarrow{d} N(0,1) \quad \text{då } n \rightarrow \infty$$

3p

för varje fixerat $t > 0$.

Eftersom X_1, X_2, \dots är ± 1 -värda så gäller också att

$$\frac{tn - Ltn}{\sqrt{n}} |X_{Ltn+1}| = \frac{tn - Ltn}{\sqrt{n}} \rightarrow 0 \quad \text{då } n \rightarrow \infty$$

2p

(nästan säkert, i sannolikhet, etc.) Genom omskrivning får vi

$$X_n(t) = \underbrace{\frac{\sqrt{Ltn}}{\sqrt{n}}}_{A_n} \cdot \underbrace{\frac{1}{\sqrt{Ltn}} S_{Ltn}}_{B_n} + \underbrace{\frac{tn - Ltn}{\sqrt{n}} X_{Ltn+1}}_{C_n}$$

Genom att applicera Cramér-Slutskys sats två gånger får vi

$$A_n B_n \xrightarrow{d} \sqrt{t} \cdot N(0,1) \quad \text{samtidigt} \quad A_n B_n + C_n \xrightarrow{d} \sqrt{t} \cdot N(0,1) + 0$$

4p

då $n \rightarrow \infty$. Eftersom $\sqrt{t} \cdot N(0,1) = N(0,t)$ är vi klara.

1p