

1. Resolução da lista 3 (parte 2).

1)

a) $X_i \stackrel{iid}{\sim} U(0, 1)$, possui densidade $f_{X_i}(x) = I_{(0,1)}(x)$ e portando sua função de distribuição é

$$F_{X_n}(x) = xI_{(0,1)}(x) + I_{[1,\infty)}(x).$$

Agora encontraremos as distribuições de $Y_n = X_{(1)} = \min(X_1, \dots, X_n)$ e $Z_n = X_{(n)} = \max(X_1, \dots, X_n)$.

$$G_{Y_n}(y) = P(Y_n \leq y) = P(X_{(1)} \leq y) = 1 - P(X_{(1)} > y) = 1 - P(X_1 > y, \dots, X_n > y)$$

$$\stackrel{ind}{=} 1 - \prod_{i=1}^n P(X_i > y) \stackrel{idt}{=} 1 - [P(X_1 > y)]^n = 1 - (1 - y)^n,$$

então

$$g_{Y_n}(y) = G'_{Y_n}(y) = (1 - (1 - y)^n)' = n(1 - y)^{n-1}I_{(0,1)}(y),$$

logo $Y_n \sim Beta(1, n)$.

$$\mathbb{E}[Y_n^r] = \frac{\int_0^1 y^r (1 - y)^{n-1} dy}{Beta(1, n)} = \frac{Beta(r+1, n)}{Beta(1, n)} = \frac{\frac{\Gamma(r+1)\Gamma(n)}{\Gamma(r+n+1)}}{\frac{\Gamma(1)\Gamma(n)}{\Gamma(n+1)}} = \frac{\Gamma(r+1)\Gamma(n+1)}{\Gamma(r+n+1)},$$

assim

$$\mathbb{E}[Y_n] = \frac{\Gamma(2)\Gamma(n+1)}{\Gamma(n+2)} = \frac{1}{n+1},$$

$$\mathbb{E}[Y_n^2] = \frac{\Gamma(3)\Gamma(n+1)}{\Gamma(n+3)} = \frac{2}{(n+1)(n+2)}$$

e

$$\text{Var}(Y_n) = \frac{2}{(n+1)(n+2)} - \frac{1}{(n+1)^2} = \frac{2n+2-n-2}{(n+1)^2(n+2)} = \frac{n}{(n+1)^2(n+2)}.$$

Como $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}[Y_n] = 0$ e $\lim_{n \rightarrow \infty} \text{Var}(Y_n) = 0$ então $Y_n \xrightarrow{P} 0$
 $\Rightarrow Y_n \xrightarrow{D} 0$, pois convergência em probabilidade implica convergência em distribuição.

$$G_{Z_n}(z) = P(Z_n \leq z) = P(X_{(n)} \leq z) = P(X_1 \leq z, \dots, X_n \leq z)$$

$$\stackrel{ind}{=} \prod_{i=1}^n P(X_i \leq z) \stackrel{idt}{=} [P(X_1 \leq z)]^n = z^n,$$

então

$$g_{Z_n}(z) = G'_{Z_n}(z) = (z^n)' = nz^{n-1}I_{(0,1)}(z),$$

logo $Z_n \sim \text{Beta}(n, 1)$.

$$\mathbb{E}[Z_n^r] = \frac{\int_0^1 z^r (z)^{n-1} dz}{\text{Beta}(n, 1)} = \frac{\text{Beta}(r+n, 1)}{\text{Beta}(n, 1)} = \frac{\frac{\Gamma(r+n)\Gamma(1)}{\Gamma(r+n+1)}}{\frac{\Gamma(n)\Gamma(1)}{\Gamma(n+1)}} = \frac{n\Gamma(r+n)}{\Gamma(r+n+1)} = \frac{n}{r+n},$$

assim

$$\mathbb{E}[Z_n] = \frac{n}{r+n} = \frac{n}{n+1},$$

$$\mathbb{E}[Y_n^2] = \frac{n}{2+n}$$

e

$$\text{Var}(Y_n) = \frac{n}{2+n} - \left(\frac{n}{n+1}\right)^2 = n \frac{n^2 + 2n + 1 - n^2 - 2n}{(n+1)^2(n+2)} = \frac{n}{(n+1)^2(n+2)}.$$

Como $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}[Z_n] = 1$ e $\lim_{n \rightarrow \infty} \text{Var}(Z_n) = 0$ então $Z_n \xrightarrow{P} 1 \Rightarrow Z_n \xrightarrow{D} 1$, pois convergência em probabilidade implica convergência em distribuição.

b)

$$G_{U_n}(u) = P(U_n \leq u) = P(nY_n \leq u) = P\left(Y_n \leq \frac{u}{n}\right) = G_{Y_n}\left(\frac{u}{n}\right)$$

então

$$g_{U_n}(u) = G'_{Y_n}\left(\frac{u}{n}\right) = g_{Y_n}\left(\frac{u}{n}\right) \frac{1}{n} = n \left(1 - \frac{u}{n}\right)^{n-1} \frac{1}{n} = \left(1 - \frac{u}{n}\right)^{n-1} I_{(0,n)}(u),$$

tomando o limite,

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} g_{U_n}(u) &= \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{u}{n}\right)^{n-1} I_{(0,n)}(u) \\ &= \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{u}{n}\right)^n \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{u}{n}\right)^{-1} \lim_{n \rightarrow \infty} I_{(0,n)}(u) = e^{-u} * 1 * I_{(0,\infty)}(u), \end{aligned}$$

portanto $U_n \xrightarrow{D} \text{Exp}(1)$.

$$\begin{aligned} G_{V_n}(v) &= P(V_n \leq v) = P(n(1 - Z_n) \leq v) = P\left(1 - Z_n \leq \frac{v}{n}\right) \\ &= P\left(Z_n > 1 - \frac{v}{n}\right) = 1 - G_{Z_n}\left(1 - \frac{v}{n}\right) \end{aligned}$$

então

$$g_{V_n}(v) = G'_{Z_n} \left(1 - \frac{v}{n}\right) = g_{Z_n} \left(1 - \frac{v}{n}\right) \frac{1}{n} = n \left(1 - \frac{v}{n}\right)^{n-1} \frac{1}{n} = \left(1 - \frac{v}{n}\right)^{n-1} I_{(0,n)}(v),$$

tomando o limite,

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} g_{V_n}(v) &= \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{v}{n}\right)^{n-1} I_{(0,n)}(v) \\ &= \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{v}{n}\right)^n \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{v}{n}\right)^{-1} \lim_{n \rightarrow \infty} I_{(0,n)}(v) = e^{-v} * 1 * I_{(0,\infty)}(v), \end{aligned}$$

portanto $V_n \xrightarrow{D} Exp(1)$.

2) $(X_n)_{n \geq 1}$ é uma sequência de variáveis aleatórias iid com $\mathbb{E}[X_1] = \mu_X \neq 0$ e $\text{Var}(X_1) = \sigma_X^2$ e $(Y_n)_{n \geq 1}$ é uma sequência de variáveis aleatórias iid com $\mathbb{E}[Y_1] = \mu_Y$ e $\text{Var}(Y_1) = \sigma_Y^2$, além disso as duas sequências são independentes entre si. Queremos encontrar o limite em distribuição de

$$Z_n = \sqrt{n} \left(\frac{\bar{Y}_n}{\bar{X}_n} - \frac{\mu_Y}{\mu_X} \right) = \sqrt{n} \left(\frac{\mu_X \bar{Y}_n - \mu_Y \bar{X}_n}{\mu_X \bar{X}_n} \right).$$

Note que

$$\mathbb{E}[\bar{X}_n] = \mathbb{E} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}[X_i] \stackrel{iid}{=} \frac{n\mu_X}{n} = \mu_X$$

e

$$\text{Var}(\bar{X}_n) = \text{Var} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \right) \stackrel{ind}{=} \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i) \stackrel{idt}{=} \frac{n\sigma_X^2}{n^2} = \frac{\sigma_X^2}{n},$$

coseqüentemente, $\bar{X}_n \sim (\mu_X, \sigma_X^2/n)$ e por uma argumentação análoga $\bar{Y}_n \sim (\mu_Y, \sigma_Y^2/n)$. Continuando este raciocínio,

$$\begin{aligned} \mu_X \bar{Y}_n &\sim (\mu_X \mu_Y, \mu_X^2 \sigma_Y^2/n), \\ \mu_Y \bar{X}_n &\sim (\mu_X \mu_Y, \mu_Y^2 \sigma_X^2/n) \end{aligned}$$

e

$$\mu_X \bar{Y}_n - \mu_Y \bar{X}_n \sim (0, \mu_X^2 \sigma_Y^2/n + \mu_Y^2 \sigma_X^2/n),$$

devido a independência entre as duas sequências.

Vale ressaltar que podemos decompor o numerador como

$$\mu_X \bar{Y}_n - \mu_Y \bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mu_X Y_i - \mu_Y X_i),$$

então pelo teorema central do limite,

$$\sqrt{n} \frac{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mu_X Y_i - \mu_Y X_i) - 0\right)}{\sqrt{\mu_X^2 \sigma_Y^2/n + \mu_Y^2 \sigma_X^2/n}} \xrightarrow{D} N(0, \mu_X^2 \sigma_Y^2/n + \mu_Y^2 \sigma_X^2/n).$$

E ao mesmo tempo $\mu_X \bar{X}_n \xrightarrow{q.c.} \mu_X^2$, pois

$$\mu_X \bar{X}_n = \mu_X \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

e os X_i têm média μ_X , são integráveis e são iid, daí segue o resultado.

Finalmente vemos que $Z_n \xrightarrow{D} N(0, \mu_X^{-2} \sigma_Y^2/n + \mu_X^{-4} \mu_Y^2 \sigma_X^2/n)$, pois

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} \sqrt{n} \left(\frac{\mu_X \bar{Y}_n - \mu_Y \bar{X}_n}{\mu_X \bar{X}_n} \right) &= \frac{\lim_{n \rightarrow \infty} \sqrt{n} \mu_X \bar{Y}_n - \mu_Y \bar{X}_n}{\lim_{n \rightarrow \infty} \mu_X \bar{X}_n} \\ &= \frac{N(0, \mu_X^2 \sigma_Y^2/n + \mu_Y^2 \sigma_X^2/n)}{\mu_X^2} = N(0, \mu_X^{-2} \sigma_Y^2/n + \mu_X^{-4} \mu_Y^2 \sigma_X^2/n). \end{aligned}$$

Um aspecto importante desta questão é que $\mu_X \bar{X}_n \xrightarrow{q.c.} \mu_X^2$, isto é, $\mu_X \bar{X}_n$ é um estimador fortemente consistente de μ_X^2 . Quando temos um estimador fortemente consistente, “no limite ele é como uma constante” por isso geralmente podemos substituir um parâmetro por um estimador fortemente consistente em estatísticas assintóticas, intervalos de confiança assintóticos e teste de hipóteses assintóticos.

3) $(X_n)_{n \geq 1}$ é uma sequência de variáveis aleatórias iid com $\mathbb{E}[X_1] = 0$ e $\text{Var}(X_1) = \sigma^2$ e $(Y_n)_{n \geq 1}$ é uma sequência de variáveis aleatórias iid com $\mathbb{E}[Y_1] = \mu$. Queremos encontrar o limite em distribuição de

$$\bar{Y}_n + \sqrt{n} \bar{X}_n.$$

Note que

$$\bar{Y}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i \xrightarrow{q.c.} \mu,$$

pela lei forte de Kolmogorov (supondo que os Y_i são integráveis), como convergência quase certa implica convergência em probabilidade, temos, $\bar{Y}_n \xrightarrow{P} \mu$.

Perceba que

$$\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \sim (0, \sigma^2/n),$$

logo pelo teorema central do limite,

$$\sqrt{n} \frac{\bar{X}_n}{\sqrt{\sigma^2}} = \sqrt{n} \frac{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - 0\right)}{\sqrt{\sigma^2}} \xrightarrow{D} N(0, 1),$$

$$\sqrt{n} \bar{X}_n = \sqrt{n} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - 0\right) \xrightarrow{D} N(0, \sigma^2).$$

Finalmente, pelo teorema de Slutsky, obtemos

$$\bar{Y}_n + \sqrt{n} \bar{X}_n \xrightarrow{D} N(\mu, \sigma^2).$$

4) $(X_n)_{n \geq 1}$ é uma sequência de variáveis aleatórias iid com $\mathbb{E}[X_1] = 0$. Queremos encontrar o limite

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \varphi_{Y_n}(t), \quad Y_n = \cos(\bar{X}_n).$$

Note que

$$\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \xrightarrow{q.c.} 0,$$

pela lei forte de Kolmogorov (supondo integrabilidade dos X_i). Como $\cos(\cdot)$ é uma função contínua então a convergência é preservada, ou seja,

$$Y_n = \cos(\bar{X}_n) \xrightarrow{q.c.} \cos(0) = 1.$$

Então concluímos que Y_n converge quase certamente para uma variável degenerada no ponto 1 e como convergência quase certa implica convergência em probabilidade e convergência em probabilidade implica convergência em distribuição, temos que $Y_n \xrightarrow{D} 1$. Mas também sabemos que se uma variável aleatória converge em distribuição então sua função característica converge para a função característica da distribuição limite, isto é,

$$\varphi_{Y_n}(t) = \mathbb{E} \left[e^{itY_n} \right] \xrightarrow{n \rightarrow \infty} e^{it \cdot 1} P(Y = 1) = e^{it}.$$

5) $(X_n)_{n \geq 1}$ é uma sequência de variáveis iid com distribuição $U(0, \theta)$. Queremos encontrar o limite em distribuição de

$$\sqrt{n} \left(\ln(2\bar{X}_n) - \ln(\theta) \right).$$

Analisando melhor essas quantidades vemos que $\ln(2\bar{X}_n) - \ln(\theta) = \ln(2\bar{X}_n/\theta)$ e $2\bar{X}_n/\theta \sim U(0, 2)$. Sejam $Y_i = 2X_i/\theta$ e $\bar{Y}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$.

$$\mathbb{E}[Y_i] = 1,$$

$$\mathbb{E}[Y_i^2] = \int_0^2 y^2/2 dy = \frac{y^3}{6} \Big|_0^2 = \frac{8}{6} = \frac{4}{3}$$

e

$$\text{Var}(Y_i) = \mathbb{E}[Y_i^2] - (\mathbb{E}[Y_i])^2 = \frac{4}{3} - 1 = \frac{1}{3}.$$

Pelo teorema central do limite, temos

$$\sqrt{n} \frac{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i - 1\right)}{\sqrt{\frac{1}{3}}} \xrightarrow{D} N(0, 1),$$

$$\sqrt{n} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i - 1\right) \xrightarrow{D} N\left(0, \frac{1}{3}\right).$$

Agora basta aplicarmos o método Delta com a função $\ln(\cdot)$ para concluir a questão.

$$\sqrt{n} \left(\ln(\bar{Y}_n) - \ln(1)\right) \xrightarrow{D} N\left(0, \frac{1}{3}(\ln'(1))^2\right) = N\left(0, \frac{1}{3}\right),$$

$$\sqrt{n} \ln(\bar{Y}_n) \xrightarrow{D} N\left(0, \frac{1}{3}\right),$$

mas

$$\bar{Y}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 2X_i/\theta \Rightarrow \ln(\bar{Y}_n) = \left(\ln(2\bar{X}_n) - \ln(\theta)\right),$$

portanto

$$\sqrt{n} \left(\ln(2\bar{X}_n) - \ln(\theta)\right) \xrightarrow{D} N\left(0, \frac{1}{3}\right).$$

E-mail address: bueno@@ime.usp.br

DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA, INSTITUTO DE MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA, UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO, CAIXA POSTAL 66281, CEP 05311-970, SÃO PAULO, BRAZIL