

1. Resolução da lista 2 (parte 1).

1)

a)

$$X_n = \ln \left(\frac{1}{1 - X + \frac{1}{\sqrt{n}}} \right) = -\ln \left(1 - X + \frac{1}{\sqrt{n}} \right),$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} X_n = \lim_{n \rightarrow \infty} -\ln \left(1 - X + \frac{1}{\sqrt{n}} \right) = -\ln \left(1 - X + \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{\sqrt{n}} \right) = -\ln(1 - X),$$

a penúltima igualdade se deve ao resultado: “o limite de uma função contínua é a função contínua do limite”, isso é válido pois o logaritmo é uma função contínua.

Agora definiremos $Y = -\ln(1 - X)$ e calcularemos sua função de distribuição acumulada.

$$\begin{aligned} G(y) &= P(Y \leq y) = P(-\ln(1 - X) \leq y) = P(1 - X \geq e^{-y}) \\ &= P(X \leq 1 - e^{-y}) = 1 - e^{-y} I_{(0, \infty)}(y), \end{aligned}$$

pois a função de distribuição acumulada de $X \sim U(0, 1)$ é $F(x) = xI_{(0,1)}(x) + I_{[0,\infty)}(x)$.

Logo $X_n \xrightarrow{D} \exp(1)$.

b)

$$X_n = \sum_{k=1}^n \left| \frac{1}{2} - X \right|^{k-1},$$

onde $X \sim U(0, 2)$.

Podemos reescrever X_n como

$$\begin{aligned} X_n &= \sum_{k=1}^n \left(\frac{1}{2} |1 - 2X| \right)^{k-1} = \sum_{k=1}^n \left(\frac{1}{2} |2X - 1| \right)^{k-1} = \frac{\left(\frac{1}{2} |2X - 1| \right)^0 - \left(\frac{1}{2} |2X - 1| \right)^n}{1 - \frac{1}{2} |2X - 1|} \\ X_n &= \frac{1 - \left(\frac{1}{2} |2X - 1| \right)^n}{1 - \frac{1}{2} |2X - 1|}, \end{aligned}$$

note que $2X - 1 \sim U(-1, 3)$, então X_n diverge se $2X - 1 \geq 2$ pois neste caso

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{2} |2X - 1| \right)^n = \infty.$$

Caso $2X - 1 \in (-1, 2)$ então a série converge para

$$\frac{1}{1 - \frac{1}{2} |2X - 1|},$$

portanto, como encontramos dois limites distintos para X_n então X_n diverge.

c) $P(Y_n = 1) = \frac{1}{n}$ e $P(Y_n = 0) = 1 - \frac{1}{n}$ então $\mathbb{E}[Y_n] = \frac{1}{n}$ e $\text{Var}(Y_n) = \frac{1}{n} \left(1 - \frac{1}{n}\right)$.

Então Y_n converge para uma variável degenerada no ponto zero pois

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}[Y_n] = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} = 0 \quad \text{e} \quad \lim_{n \rightarrow \infty} \text{Var}(Y_n) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \left(1 - \frac{1}{n}\right) = 0.$$

Assim $Y_n \xrightarrow{P} 0$.

Note que $X_n = Y_n Y_{n+1}$, ou seja, $X_n = 1$ somente quando $Y_n = 1$ e $Y_{n+1} = 1$ e $X_n = 0$ quando $Y_n = 0$ ou $Y_{n+1} = 0$. Além disso os X_n não são independentes, pois,

$$P(X_n = 0 | X_{n-2} = 1, X_{n-1} = 0) = 1 \neq P(Y_{n+1} = 0) = P(X_n = 0 | X_{n-2} = 1, X_{n-1} = 1).$$

Como $\lim_{n \rightarrow \infty} P(Y_n = 0) = 1$ então

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(X_n = 1) = \lim_{n \rightarrow \infty} P(Y_n Y_{n+1} = 1) = \lim_{n \rightarrow \infty} P(Y_n = 1, Y_{n+1} = 1) \leq \lim_{n \rightarrow \infty} P(Y_n = 1) = 0.$$

Assim $X_n \xrightarrow{P} 0$.

Poderemos mostrar que $X_n \xrightarrow{q.c.} 0$ se supormos que os Y_n são independentes.

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^{\infty} P(X_n = 1) &= \sum_{n=1}^{\infty} P(Y_n = 1, Y_{n+1} = 1) \stackrel{ind}{=} \sum_{n=1}^{\infty} P(Y_n = 1) P(Y_{n+1} = 1) \\ &= \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n} \frac{1}{n+1} < \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n^2} = \frac{\pi^2}{6} < \infty, \end{aligned}$$

pois trata-se de uma série harmônica de grau 2. Pelo lema de Borel-Cantelli o evento $X_n = 1$ ocorre infinitas vezes com probabilidade zero. Portanto o evento $X_n = 0$ ocorre infinitas vezes

com probabilidade um, como queríamos demonstrar.

2) $(X_n)_{n \geq 1}$ é uma sequência de variáveis independentes e identicamente distribuídas com segundo momento finito.

$$Y_n = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iX_i.$$

Como $\mathbb{E}[X_i^2] < \infty$ então

$$\mathbb{E}[X_i^2] = \mathbb{E}[|X_i|^2] \geq \mathbb{E}[|X_i|] \geq \mathbb{E}[X_i],$$

logo X_i é integrável e tem variância finita, denotaremos $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ e $\text{Var}(X_i) = \sigma^2$.

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[Y_n] &= \mathbb{E}\left[\frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iX_i\right] = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n i\mathbb{E}[X_i] \\ &\stackrel{idt}{=} \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n i\mu = \mu \frac{2}{n(n+1)} \frac{n(n+1)}{2} = \mu. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(Y_n) &= \text{Var}\left(\frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iX_i\right) = \left(\frac{2}{n(n+1)}\right)^2 \text{Var}\left(\sum_{i=1}^n iX_i\right) \\ &\stackrel{ind}{=} \left(\frac{2}{n(n+1)}\right)^2 \sum_{i=1}^n i^2 \text{Var}(X_i) \stackrel{idt}{=} \left(\frac{2}{n(n+1)}\right)^2 \sum_{i=1}^n i^2 \sigma^2 \\ &= \sigma^2 \left(\frac{2}{n(n+1)}\right)^2 \frac{n(n+1)(2n+1)}{6} = \sigma^2 \frac{2}{3} \frac{2n+1}{n(n+1)}. \end{aligned}$$

Note que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}[Y_n] = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu = \mu \quad \text{e} \quad \lim_{n \rightarrow \infty} \text{Var}(Y_n) = \lim_{n \rightarrow \infty} \sigma^2 \frac{2}{3} \frac{2n+1}{n(n+1)} = 0.$$

Assim, fixado um $\epsilon > 0$, temos, aplicando a desigualdade de Chebyshev,

$$P(|Y_n - \mu| > \epsilon) \leq \frac{\text{Var}(Y_n)}{\epsilon^2} \Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} P(|Y_n - \mu| > \epsilon) \leq \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\text{Var}(Y_n)}{\epsilon^2} = 0,$$

finalmente, obtemos que $Y_n \xrightarrow{P} \mu$.

3) $(X_n)_{n \geq 1}$ é uma sequência de variáveis independentes e identicamente distribuídas com segundo momento finito e $X_n > 0$.

$$Z_n = \left(\prod_{i=1}^n X_i \right)^{\frac{1}{n}}.$$

Como $\mathbb{E}[X_i^2] < \infty$ então

$$\mathbb{E}[X_i^2] = \mathbb{E}[|X_i|^2] \geq \mathbb{E}[|X_i|] \geq \mathbb{E}[X_i],$$

logo X_i é integrável e tem variância finita, denotaremos $\mathbb{E}[X_i] = \mu$ e $\text{Var}(X_i) = \sigma^2$.

Definindo $W_n = \ln(Z_n)$, temos

$$W_n = \frac{1}{n} \ln \left(\prod_{i=1}^n X_i \right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(X_i).$$

Vale ressaltar que como $\ln(\cdot)$ é uma função côncava (segunda derivada negativa), então pela desigualdade de Jensen

$$\mathbb{E}[\ln(X_i)] \leq \ln(\mathbb{E}[X_i]) = \ln(\mu) < \infty,$$

definiremos $\mathbb{E}[\ln(X_i)] = \mu_*$.

Como W_n é a média aritmética de variáveis $(\ln(X_i))$ independentes, identicamente distribuídas e integráveis (provaremos que é integrável no final) com média μ_* , então pela lei forte de Kolmogorov temos que $\ln(Z_n) = W_n \xrightarrow{q.c.} \mu_*$. Como a função exponencial, e^x , é uma função contínua então vale

$$Z_n = e^{W_n} \xrightarrow{q.c.} e^{\mu_*} = e^{\mathbb{E}[\ln(X_i)]}.$$

Como convergência quase certa implica convergência em probabilidade então

$$Z_n \xrightarrow{P} e^{\mathbb{E}[\ln(X_i)]}.$$

Prova de que $\ln(X)$ é integrável, isto é, $\mathbb{E}|\ln(X)| < \infty$:

Utilizaremos dois resultados importantes:

(1) Se Y é uma variável não negativa então

$$\mathbb{E}|Y| = \mathbb{E}[Y] = \mathbb{E}[S(Y)],$$

em que $S(y) = 1 - F(y)$ é a função de sobrevivência de Y .

(2) (Desigualdade de Markov) Se Y é uma variável não negativa então

$$P(Y \geq \lambda) \leq \frac{\mathbb{E}[Y^k]}{\lambda^k}, \quad \forall \lambda, k > 0.$$

Usando o resultado (1), temos

$$\begin{aligned} \mathbb{E} |\ln(X)| &= \int_0^\infty P(\ln(X) > t) dt = \int_0^1 P(-\ln(X) > t) dt + \int_1^\infty P(\ln(X) > t) dt \\ &= \int_0^1 P(X < e^{-t}) dt + \int_1^\infty P(X > e^t) dt \leq \int_0^1 1 dt + \int_1^\infty P(X > e^t) dt \\ &= 1 + \int_1^\infty P(X > e^t) dt \end{aligned}$$

agora utilizaremos o resultado (2) que é a desigualdade de Markov com $k = 1$ e $\lambda = e^t$,

$$P(X \geq e^t) \leq \frac{\mathbb{E}|X|}{e^t},$$

aplicando este resultado, temos

$$\leq 1 + \int_1^\infty \frac{\mathbb{E}|X|}{e^t} dt \leq 1 + \mathbb{E}|X| \int_1^\infty e^{-t} dt \leq 1 + \mathbb{E}|X| \int_0^\infty e^{-t} dt = 1 + \mathbb{E}|X| < \infty,$$

a última desigualdade decorre do fato de X ser integrável. Portanto $\mathbb{E} |\ln(X)| < \infty$.

Obs: mostramos a integrabilidade para o caso contínuo, o resultado para o caso discreto é análogo, basta trocar integrais por somatórios adequadamente.

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