## Cálculo das Probabilidades II - Lista 2 (Gabarito) - 2020/PLE

Prof. Hugo Carvalho 29/10/2020

## Questão 1:

a) A covariância entre  $W_1$  e  $W_2$  é dada por  $\mathbb{E}[W_1W_2] - \mathbb{E}[W_1]\mathbb{E}[W_2]$ . Para calcular essas esperanças, utilizaremos a lei da esperança iterada:

$$\begin{split} \mathbb{E}[W_1W_2] &= \mathbb{E}_Y[\mathbb{E}[W_1W_2|Y]] \\ &\stackrel{\star}{=} \mathbb{E}_Y[\mathbb{E}[W_1|Y]\mathbb{E}[W_2|Y]] \\ &= \mathbb{E}_Y[Y^2] \\ &= \mathbb{V}_Y(Y) + \mathbb{E}_Y[Y]^2 \\ &= b^2 + m^2. \\ \mathbb{E}[W_i] &= \mathbb{E}_Y[\mathbb{E}[W_i|Y]] \\ &= \mathbb{E}_Y[Y] \\ &= m, \text{ para } i = 1, 2, \end{split}$$

onde a igualdade marcada com  $\star$  se justifica por  $W_1$  e  $W_2$  serem condicionalmente independentes dado Y. Dessa forma, temos que

$$\mathbb{E}[W_1 W_2] - \mathbb{E}[W_1] \mathbb{E}[W_2] = b^2 + m^2 - m^2 = b^2.$$

- b) Não se pode afirmar que  $W_1$  e  $W_2$  são independentes, pois sua covariância é dada por  $b^2$ , que sendo a variância de uma distribuição de probabilidade, é usualmente um valor diferente de zero. E mesmo tendo b=0, somente poderíamos afirmar que  $W_1$  e  $W_2$  são descorrelacionadas, o que não necessariamente implica em sua independência, sem maiores informações sobre sua distribuição conjunta.
- c) (Resposta livre, sendo esse um modelo) Podemos interpretar o modelo do enunciado da seguinte forma:
  - i) Sorteie um valor Y = y segundo uma distribuição  $N(m, b^2)$ ;
  - ii) Sorteie dois valores  $W_i = w_i$ , para i = 1, 2, segundo uma distribuição  $N(y, \sigma^2)$ .

Ao repetir esse procedimento n vezes, obtemos duas sequência de valores  $w_1^{(1)}, \ldots, w_1^{(n)}$  e  $w_2^{(1)}, \ldots, w_2^{(n)}$ , sendo que cada  $w_i^{(k)}$  tem média  $y^{(k)}$ , que foi sorteada de acordo com  $N(m, b^2)$ . Analisemos dois casos:

- Assumindo que b seja um valor relativamente "pequeno", haverá pouca variabilidade nos  $y^{(k)}$  sorteados, e todos os  $w_i^{(k)}$  sorteados terão uma média parecida, próxima de m. Como o único fator que introduz dependência entre  $W_1$  e  $W_2$  é a sua média em comum, é razoável interpretar que elas serão pouco correlacionados nesse cenário.
- Agora, se b é um valor relativamente "grande", haverá maior variabilidade nos  $y^{(k)}$  sorteados, e cada par  $(w_1^{(k)}, w_2^{(k)})$  estará centrado em torno de tais valores mais discrepantes. Dessa forma, conhecer, digamos,  $w_1^{(k)}$  nos dá uma "dica" sobre o comportamento de  $w_2^{(k)}$ , indicando uma maior correlação entre essas variáveis.

## Questão 2:

a) A densidade conjunta de  $Z_1$  e  $Z_2$  é dada por

$$f(z_1, z_2) = \frac{1}{2\pi} \exp\left\{-\frac{1}{2}(z_1^2 + z_2^2)\right\},$$

e a transformação de  $(Z_1,Z_2)$  para  $(X_1,X_2)$  é dada através da função

$$\begin{cases} x_1 = g_1(z_1, z_2) = \sigma_1 z_1 + \mu_1 \\ x_2 = g_2(z_1, z_2) = \sigma_2[\rho z_1 + (1 - \rho^2)^{1/2} z_2] + \mu_2. \end{cases}$$

Isolando  $z_1$  na primeira expressão e depois substituindo na segunda para podermos isolar  $z_2$ , obtemos a inversa de tal função, dada por

$$\begin{cases} z_1 = h_1(x_1, x_2) = \frac{x_1 - \mu_1}{\sigma_1} \\ z_2 = h_2(x_1, x_2) = \frac{1}{(1 - \rho^2)^{1/2}} \left[ \left( \frac{x_2 - \mu_2}{\sigma_2} \right) - \rho \left( \frac{x_1 - \mu_1}{\sigma_1} \right) \right] \end{cases}$$

O Jacobiano de tal transformação é dado por

$$J = \det \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \frac{\partial h_1}{\partial x_2} \\ \frac{\partial h_2}{\partial x_1} & \frac{\partial h_2}{\partial x_2} \end{bmatrix} = \det \begin{bmatrix} 1/\sigma_1 & 0 \\ - & 1/\sigma_2(1-\rho^2)^{1/2} \end{bmatrix} = \frac{1}{\sigma_1 \sigma_2 (1-\rho^2)^{1/2}}.$$

Note que não precisamos calcular  $\frac{\partial h_2}{\partial x_1}$  pois tal termo multiplicará um zero na hora de computar o determinante. Finalmente, utilizando o método do Jacobiano e substituindo as expressões para  $z_1$  e  $z_2$  em função de  $x_1$  e  $x_2$  na densidade conjunta de  $Z_1$  e  $Z_2$ , obtemos

$$f(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2(1 - \rho^2)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[ \left(\frac{x_1 - \mu_1}{\sigma_1}\right)^2 + \left(\frac{1}{(1 - \rho^2)^{1/2}} \left[ \left(\frac{x_2 - \mu_2}{\sigma_2}\right) - \rho\left(\frac{x_1 - \mu_1}{\sigma_1}\right) \right] \right)^2 \right] \right\},$$

que após abrir o quadrado no termo referente a  $z_2$  e fazer os devidos cancelamentos, nos dá a densidade conjunta de  $X_1$  e  $X_2$ .

b) Utilizando a definição da função geradora de momentos conjunta e a transformação do item a), temos que:

$$\begin{split} \psi(\mathbf{t}) &= \mathbb{E}[\exp\{t_1X_1 + t_2X_2\}] \\ &= \mathbb{E}[\exp\{t_1(\sigma_1Z_1 + \mu_1) + t_2(\sigma_2[\rho Z_1 + (1 - \rho^2)^{1/2} Z_2] + \mu_2)\}] \\ &= \mathbb{E}[\exp\{t_1\sigma_1Z_1 + t_1\mu_1 + t_2\sigma_2\rho Z_1 + t_2\sigma_2(1 - \rho^2)^{1/2} Z_2 + t_2\mu_2\}] \\ &= \mathbb{E}[\exp\{(t_1\sigma_1 + t_2\sigma_2\rho)Z_1 + t_2\sigma_2(1 - \rho^2)^{1/2} Z_2 + t_1\mu_1 + t_2\mu_2\}] \\ &\stackrel{(1)}{=} \mathbb{E}[\exp\{(t_1\sigma_1 + t_2\sigma_2\rho)Z_1\}] \mathbb{E}[\exp\{t_2\sigma_2(1 - \rho^2)^{1/2} Z_2\}] \exp\{t_1\mu_1 + t_2\mu_2\} \\ &\stackrel{(2)}{=} \exp\{(t_1\sigma_1 + t_2\sigma_2\rho)^2/2\} \exp\{(t_2\sigma_2(1 - \rho^2)^{1/2})^2/2\} \exp\{t_1\mu_1 + t_2\mu_2\} \\ &= \exp\left\{\frac{1}{2}\left[t_1^2\sigma_1^2 + t_2^2\sigma_2^2\rho^2 + 2t_1t_2\sigma_1\sigma_2\rho + t_2^2\sigma_2^2(1 - \rho^2)\right] + t_1\mu_1 + t_2\mu_2\right\} \\ &\stackrel{(3)}{=} \exp\left\{\mathbf{t}^T\boldsymbol{\mu} + \frac{1}{2}\mathbf{t}^T\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{t}\right\}, \text{ para } t_1, t_2 \in \mathbb{R}, \end{split}$$

onde as igualdades (1), (2) e (3) se justificam respectivamente por: independência de  $Z_1$  e  $Z_2$ ; utilização da função geradora de momentos de  $Z_1$  e  $Z_2$  informada no enunciado; regras da multiplicação matricial.

c) Fazendo  $t_2 = 0$ , obtemos a função geradora de momentos de  $X_1$ , dada por:

$$\psi(t_1, 0) = \exp\left\{\frac{1}{2}t_1^2\sigma_1^2 + t_1\mu_1\right\},\,$$

que reconhecemos como sendo de uma distribuição Normal de média  $\mu_1$  e variância  $\sigma_1^2$ . Analogamente, fazendo  $t_1 = 0$ , temos

$$\psi(0, t_2) = \exp\left\{\frac{1}{2}[t_2^2 \sigma_2^2 \rho^2 + t_2^2 \sigma_2^2 (1 - \rho^2)] + t_2 \mu_2\right\}$$
$$= \exp\left\{\frac{1}{2}t_2^2 \sigma_2^2 + t_2 \mu_2\right\},$$

reconhecida como sendo de uma distribuição Normal de média  $\mu_2$  e variância  $\sigma_2^2$ .

- d) Escrever!
- e) Se  $X_1$  e  $X_2$  são independentes, então são descorrelacionadas, como visto em aula. Agora, se  $X_1$  e  $X_2$  são descorrelacionadas, temos  $\rho = 0$ , de modo que a sua função densidade de probabilidade conjunta pode ser reescrita como

$$f(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[ \left(\frac{x_1 - \mu_1}{\sigma_1}\right)^2 + \left(\frac{x_2 - \mu_2}{\sigma_2}\right)^2 \right] \right\},\,$$

que pode ser fatorada como o produto das densidades marginais.

f) Note que, se  $X_1 = x_1$ , então temos que  $Z_1 = z_1 = \frac{x_1 - \mu_1}{\sigma_1}$ , de modo que a distribuição de  $X_2 | (X_1 = x_1)$  pode ser escrita como  $X_2 | (X_1 = x_1) = \sigma_2 \left[ \rho \left( \frac{x_1 - \mu_1}{\sigma_1} \right) + (1 - \rho^2)^{1/2} Z_2 \right] + \mu_2$ , e daí temos que:

$$\mathbb{E}[X_2|X_1 = x_1] = \mathbb{E}\left[\sigma_2\left[\rho\left(\frac{x_1 - \mu_1}{\sigma_1}\right) + (1 - \rho^2)^{1/2}Z_2\right] + \mu_2\right]$$

$$= \sigma_2\left[\rho\left(\frac{x_1 - \mu_1}{\sigma_1}\right) + (1 - \rho^2)^{1/2}\mathbb{E}[Z_2]\right] + \mu_2$$

$$= \mu_2 + \sigma_2\rho\left(\frac{x_1 - \mu_1}{\sigma_1}\right);$$

$$\mathbb{V}(X_2|X_1 = x_1) = \mathbb{V}\left(\sigma_2\left[\rho\left(\frac{x_1 - \mu_1}{\sigma_1}\right) + (1 - \rho^2)^{1/2}Z_2\right] + \mu_2\right)$$

$$= (1 - \rho^2)\mathbb{V}(Z_2)$$

$$= (1 - \rho^2)\sigma_2^2.$$

g) Note que repetir o argumento do item f) e substituir  $X_2 = x_2$  na segunda equação da transformação do item a) levará a uma relação mais complicada entre  $Z_1$  e  $Z_2$ , com a qual será potencialmente tediosa de se trabalhar. Porém note que a distribuição conjunta de  $X_2$  e  $X_1$  também será normal bivariada, porém com os índices 1 e 2 trocados. Dessa forma, pelo resultado concluído no item f), temos que

$$\mathbb{E}[X_1|X_2 = x_2] = \mu_1 + \sigma_1 \rho \left(\frac{x_2 - \mu_2}{\sigma_2}\right)$$

$$\mathbb{V}(X_1|X_2 = x_2) = (1 - \rho^2)\sigma_1^2.$$

h) (Resposta livre, sendo esse um modelo) Caso não conheçamos o peso do indivíduo, a melhor previsão que podemos fazer para sua altura é a média, ou seja,  $\mathbb{E}[X_2] = \mu_2$ . Se temos conhecimento sobre seu peso, sabemos que o melhor preditor para a altura é a esperança condicional, ou seja, a melhor previsão para sua altura é dada por  $\mathbb{E}[X_2|X_1 = x_1] = \mu_2 + \sigma_2 \rho \left(\frac{x_1 - \mu_1}{\sigma_1}\right)$ .

Obs.: Aqui estamos usando resultado visto em aula onde consideramos otimalidade de um preditor com respeito ao erro quadrático médio.

## Questão 3:

a) Usando a definição de função geradora de momentos, temos que:

$$\psi(t) = \mathbb{E}[e^{tX_i}]$$

$$= e^{-t} \times \mathbb{P}(X_i = -1) + e^t \times \mathbb{P}(X_i = 1)$$

$$= \frac{e^t + e^{-t}}{2}.$$

- b) Por definição  $(X_n)_{n\in\mathbb{N}}$  satisfaz à Lei Forte dos Grandes Números se  $\overline{X}_n \mathbb{E}[\overline{X}_n] \stackrel{qc}{\to} 0$ . Sendo tal sequência identicamente distribuída e de média zero, temos que  $\mathbb{E}[\overline{X}_n] = 0$ , e portanto, a condição anterior é equivalente a termos  $\overline{X}_n \stackrel{qc}{\to} 0$ .
- c) Por definição, temos que  $\overline{X}_n \stackrel{qc}{\to} 0$  se e somente se  $\mathbb{P}\left(\left\{\omega \in \Omega \ \middle| \ \lim_{n \to \infty} \overline{X}_n(\omega) = 0\right\}\right) = 1$ , que é equivalente a termos  $\mathbb{P}\left(\left\{\omega \in \Omega \ \middle| \ \lim_{n \to \infty} \overline{X}_n(\omega) \neq 0 \text{ ou não existe}\right\}\right) = 0$ . Lembremos que a sequência numérica  $(\overline{X}_n(\omega))_{n \in \mathbb{N}}$  converge para zero se e somente se para todo  $\varepsilon > 0$  temos que  $|\overline{X}_n| < \varepsilon$ , para todo n suficientemente grande. Portanto, negar essa afirmação é dizer que existe  $\varepsilon > 0$  tal que não temos  $|\overline{X}_n| < \varepsilon$  para todo n suficientemente grande, ou seja, para tal  $\varepsilon$  temos que  $|\overline{X}_n| \geq \varepsilon$  para infinitos valores de n. Dessa forma, conclui-se a equivalência entre  $\overline{X}_n \stackrel{qc}{\to} 0$  e  $\mathbb{P}(|\overline{X}_n| \geq \varepsilon \text{ infinitas vezes}) = 0$ .

d) Como cada variável aleatória  $X_i$  é simétrica em torno do zero (ou seja,  $X_i$  e  $-X_i$  têm a mesma distribuição), temos que  $\overline{X}_n$  também o é (ou seja,  $\overline{X}_n$  e  $-\overline{X}_n$  também têm a mesma distribuição), e portanto:

$$\begin{split} \mathbb{P}(|\overline{X}_n| \geq \varepsilon) &= \mathbb{P}(\overline{X}_n \geq \varepsilon) + \mathbb{P}(\overline{X}_n \leq -\varepsilon) \\ &= \mathbb{P}(\overline{X}_n \geq \varepsilon) + \mathbb{P}(-\overline{X}_n \geq \varepsilon) \\ &= 2\mathbb{P}(\overline{X}_n \geq \varepsilon), \end{split}$$

onde na primeira igualdade usamos a definição da função módulo e na terceira igualdade usamos a simetria de  $\overline{X}_n$  em torno de zero.

- e) Argumentemos igualdade por igualdade:
  - (1): Simplesmente multiplica-se ambos os lados da desigualdade por n.
  - (2): Note que função  $z \mapsto e^{tz}$  é bijetiva, e sendo t > 0, é também crescente. Ambos os fatos justificam a igualdade (2) e a preservação do sinal da desigualdade dentro da probabilidade.
  - (3): Sendo a variável aleatória  $e^{tS_n}$  positiva, podemos aplicar a desigualdade de Markov, justificando assim essa igualdade.
  - (4): Como as variáveis aleatórias  $X_1, \ldots, X_n$  são independentes, a função geradora de momentos de  $S_n$  é o produto das respectivas funções geradoras de momentos das  $X_i$ . Como elas são identicamente distribuídas, justifica-se a potência n.
- f) Novamente, argumentemos a cada passo:
  - (1): Do item e), temos que  $\mathbb{P}(\overline{X}_n \geq \varepsilon) \leq e^{-tn\varepsilon} \left[\frac{e^t + e^{-t}}{2}\right]^n$ , que utilizando a desigualdade dada no enunciado, nos dá  $\mathbb{P}(\overline{X}_n \geq \varepsilon) \leq e^{-tn\varepsilon}e^{nt^2/2}$ . Como tal desigualdade vale para todo t>0, podemos tomar o mínimo em t>0 e concluir que  $\mathbb{P}(\overline{X}_n \geq \varepsilon) \leq \min_{t>0} e^{-tn\varepsilon}e^{nt^2/2} = \min_{t>0} e^{-n[t\varepsilon t^2/2]}$ .
  - (2): Pelo fato da exponencial ser uma função contínua, convexa, basta tomar o mínimo do seu argumento. Derivando e igualando a zero, temos que:  $\frac{d}{dt}[-n(t\varepsilon-t^2/2)] = -n[\varepsilon-t] = 0$ , de modo que o mínimo de tal função é atingido para  $t=\varepsilon$ . Note que, por ser um polinômio de grau dois cujo coeficiente associado ao termo quadrático é positivo, de fato esse é o mínimo da função. Assim, ao substituir o valor de  $t=\varepsilon$  na função, obtemos a igualdade de tal passo.
  - (3): Somente reescrevemos o termo  $e^{-n\varepsilon^2/2}$  de modo a ressaltar a potência n, ou seja,  $e^{-n\varepsilon^2/2} = (e^{-\varepsilon^2/2})^n$ .
- g) Relembrando os itens b) e c),  $(X_n)_{n\in\mathbb{N}}$  satisfaz à Lei Forte dos Grandes Números se e somente se  $\overline{X}_n \stackrel{qc}{\to} 0$ , e isso é equivalente a  $\mathbb{P}(|\overline{Y}_n| \geq \varepsilon$  infinitas vezes) = 0. Nos itens d), e) e f) concluímos que  $\mathbb{P}(|\overline{X}_n| \geq \varepsilon) \leq 2[e^{-(\varepsilon^2/2 + \ln(2))}]^n$ . Note que  $\sum_{n=1}^{\infty} [e^{-(\varepsilon^2/2 + \ln(2))}]^n < \infty$ , pois é a soma de uma PG de razão menor que 1, em módulo. Portanto, pelos Lemas de Borel-Cantelli, temos que  $\mathbb{P}(|\overline{X}_n| \geq \varepsilon$  infinitas vezes) = 0, e portanto,  $\overline{X}_n \stackrel{qc}{\to} 0$ , de modo que a Lei Forte dos Grandes Números é provada nesse caso.
- h) (Resposta livre, sendo esse um modelo) A utilização da desigualdade de Chebyshev no item e) nos daria:

$$\mathbb{P}(\overline{X}_n \ge \varepsilon) \le \frac{\mathbb{V}(\overline{X}_n)}{\varepsilon^2} = \frac{\frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \mathbb{V}(X_i)}{\varepsilon^2} = \frac{\frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n 1}{\varepsilon^2} = \frac{1}{n\varepsilon}.$$

Essa estimativa nos levaria a ter que usar a segunda parte dos Lemas de Borel-Cantelli, já que  $\sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n\varepsilon} = \infty$ , porém esse resultado requer que os eventos  $\{\overline{X}_n \geq \epsilon\}$  sejam independentes, o que não vale nesse cenário. Portanto, a utilização da desigualdade de Chebyshev não leva a conclusão alguma.