

- Funções de Variáveis Aleatórias

67.0

* Seja X uma V.A. CONTÍNUA com FUNÇÃO DENSIDADE

$$f_X(x)$$

É Seja $y = g(x)$ uma FUNÇÃO BIJEATIVA, com INVERSA

$$x = g^{-1}(y) \equiv h(y).$$

\Rightarrow A FUNÇÃO DENSIDADE DA V.A.

$$Y = g(X)$$

É DADA POR

$$f_Y(y) = f_X(x) \left| \frac{dx}{dy} \right| = \frac{f_X(x)}{\left| \frac{dy}{dx} \right|} = f_X(x) \left| \frac{dy}{dx} \right|^{-1}$$

* Sejam X e Y duas V.As. CONTÍNUAS com DENSIDADE CONJUNTA

$$f_{XY}(x, y)$$

É Seja

$$\begin{cases} z = g(x, y) \\ w = h(x, y) \end{cases}$$

uma TRANSFORMAÇÃO BIJEATIVA, com INVERSA

$$\begin{cases} x = q(z, w) \\ y = r(z, w) \end{cases}$$

\Rightarrow A FUNÇÃO DENSIDADE CONJUNTA DAS VARIÁVEIS

$$Z = g(X, Y)$$

$$W = h(X, Y)$$

É DADA POR

$$f_{ZW}(z, w) = f_{XY}(x, y) |J(x, y)|^{-1}$$

Onde $J(x, y)$ é o JACOBIANO da TRANSFORMAÇÃO

67E

$$\begin{cases} z = g(x, y) \\ w = h(x, y) \end{cases}$$

$$\Rightarrow J(x, y) = \begin{vmatrix} \frac{\partial g}{\partial x} & \frac{\partial g}{\partial y} \\ \frac{\partial h}{\partial x} & \frac{\partial h}{\partial y} \end{vmatrix}$$

* No caso de termos n funções de n variáveis:

$$y_1 = g_1(x_1, \dots, x_n)$$

$$y_2 = g_2(x_1, \dots, x_n)$$

$$\vdots$$

$$y_n = g_n(x_1, \dots, x_n)$$

A função inversa composta de y_1, y_2, \dots, y_n é dada por

$$f_{y_1 \dots y_n}(y_1, \dots, y_n) = f_{x_1, \dots, x_n}(x_1, \dots, x_n) |J(x_1, \dots, x_n)|^{-1}$$

Onde

$$J(x_1, \dots, x_n) = \begin{vmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial g_1}{\partial x_n} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial g_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial g_n}{\partial x_n} \end{vmatrix}$$

é o JACOBIANO da TRANSFORMAÇÃO

$$y_1 = g_1(x_1, \dots, x_n)$$

$$y_2 = g_2(x_1, \dots, x_n)$$

$$\vdots$$

$$y_n = g_n(x_1, \dots, x_n)$$

i) No caso univariado, se a transformação $y=g(x)$ não é bijetiva, há vários valores x_k , $k=1,2,\dots$ que satisfazem

$$y=g(x_k)$$

Para um dado y

\Rightarrow Neste caso, a função densidade de $Y=g(X)$ se torna

$$f_Y(y) = \sum_k f_X(x_k) |g'(x_k)|^{-1}$$

ii) No caso multivariado, se a transformação $\tilde{y}=g(\tilde{x})$ tem várias soluções \tilde{x}_k para o mesmo \tilde{y} , a função densidade conjunta para $\tilde{Y}=(Y_1, Y_2, \dots, Y_m)^T$ se torna

$$f_{\tilde{Y}}(\tilde{y}) = \sum_k f_{\tilde{X}}(\tilde{x}_k) |J(\tilde{x}_k)|^{-1}$$

iii) A transformação de variáveis aleatórias é útil para a geração de amostras de certas distribuições de probabilidade utilizando o computador.

iv) Como o inverso do jacobiano de uma transformação é o jacobiano da transformação inversa, podemos usar, por exemplo,

$$|J(x,y)|^{-1} = |\bar{J}(z,w)|$$

onde

$$\bar{J}(z,w) = \begin{vmatrix} \frac{\partial x}{\partial z} & \frac{\partial x}{\partial w} \\ \frac{\partial y}{\partial z} & \frac{\partial y}{\partial w} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \frac{\partial x}{\partial z} & \frac{\partial x}{\partial w} \\ \frac{\partial y}{\partial z} & \frac{\partial y}{\partial w} \end{vmatrix}$$

v) No caso discreto, se $Y=g(X)$, temos

$$f_Y(y) = \sum_{x \in g^{-1}(y)} f_X(x)$$

- GERAÇÃO COMPUTACIONAL DE VARIÁVEIS ALEATÓRIAS

676

1. GERAÇÃO DE VARIÁVEIS UNIFORMES

MÉTODO CONGRUENCIAL LINEAR:

\Rightarrow GERA UMA SEQUÊNCIA DE INTEIROS z_i , COMO

$$z_i = (az_{i-1} + c) \bmod m, \quad i = 1, 2, \dots$$

DADOS

$z_0 \equiv$ SEMEIA (INIT)

$a \equiv$ MULTIPLICADOR

$c \equiv$ INCREMENTO

ODO. $c = 0$: MÉTODO MULTIPLICATIVO

ODO. $c \neq 0$: MÉTODO MISTO

$m \equiv$ MÓDULO

OPERAÇÃO MOD \equiv RESTO DA DIVISÃO INTEIRA

$$\text{e.g., } 15 \bmod 6 = 3$$

A PARTIR DE z_i , UMA SEQUÊNCIA UNIFORME EM $[0, 1]$ É OBTIDA

COMO

$$R_i = \frac{z_i}{m} \quad R \sim U(0, 1)$$

A SEQUÊNCIA GERADA ASSUME VALORES NO CONJUNTO

$$\left\{ 0, \frac{1}{m}, \frac{2}{m}, \dots, \frac{m-1}{m} \right\}$$

NO MATLAB:

$$m = 2^{32} - 1 = 2147483647$$

$$c = 0$$

$$a = 7^5 = 16807$$

OBSERVAÇÕES:

- i) AO SE INICIAR A GERAÇÃO COM A MESMA SEMEINTE, OBTÉM-SE A MESMA SEQUÊNCIA UNIFORME.
- ii) OS NÚMEROS GERADOS SÃO RACIONAIS, PORTANTO DEVE-SE UTILIZAR UM VALOR ALTO PARA m .
- iii) O VALOR DE m TAMBÉM DETERMINA O MÁXIMO PERÍODO PARA A SEQUÊNCIA. A OBTENÇÃO DESTO MÁXIMO DEPENDE DA ESCOLHA ADQUADA DOS VALORES DE a E c .
- iv) PARA GERAR SEQUÊNCIAS $\sim U(A, B)$, EMPREGAMOS A TRANSFORMAÇÃO

$$U(A, B) = (B - A) U(0, 1) + A$$

2. GERAÇÃO DE VARIÁVEIS ALÉATORIAS CONTÍNUAS:

- MÉTODOS DA TRANSFORMAÇÃO INVERSA

QUEREMOS GERAR AMOSTRAS DA DISTRIBUIÇÃO

$$F(x) = P_r[X \leq x]$$

\Rightarrow SE A INVERSA DE F É FÁCIL DE OBTIVER, SEGUIAMOS O PROCEDIMENTO ABAIXO:

i) GERAMOS UM NÚMERO ALÉATORIO $U \sim U(0,1)$

ii) OBTENEMOS X COMO

$$X = F^{-1}(U)$$

\Rightarrow A AMOSTRAGEM DESEJADA É OBTIDA PORQUE

$$P_r[X \leq x] = P_r[F^{-1}(U) \leq x] = P_r[U \leq F(x)] = F(x)$$

ONDE NOS DOIS ÚLTIMOS PASSOS USAMOS A MONOTONICIDADE DE $F(x)$, E PORTANTO DE $F^{-1}(x)$, E O FATO DE QUE

SE U É UMA VARIÁVEL ALÉATORIA $U(0,1)$

$$P_r[U \leq \alpha] = \alpha$$

EXEMPLOS DE APLICAÇÃO:

i) VARIÁVEL EXPONENCIAL NEGATIVA

$$F(x) = 1 - e^{-\lambda x}, \quad x \geq 0$$

$$\Rightarrow \text{INVERSA: } X = F^{-1}(U) = -\frac{1}{\lambda} \log(1-U)$$

COMO $U \sim U(0,1)$ E $(1-U)$ SÃO A MESMA VARIÁVEL, AMOSTRAS DA DISTRIBUIÇÃO EXPONENCIAL PODEM SER OBTIDAS COMO

$$X = -\frac{1}{\lambda} \log(U)$$

ii) Variável Aleatória de Cauchy

675

$$F(x) = \frac{1}{\pi} \left[\text{Arctg}(x) - \frac{\pi}{2} \right]$$

$$\Rightarrow \text{Inversa: } X = F^{-1}(U) = \text{Tg} \left[\pi \left(U + \frac{1}{2} \right) \right] \\ = \text{Tg} \left[\pi \left(U - \frac{1}{2} \right) \right]$$

iii) Variável Aleatória de Rayleigh

$$f(x) = x e^{-\frac{x^2}{2}}, \quad x \geq 0$$

$$\Rightarrow F(x) = \int_0^x u e^{-\frac{u^2}{2}} du = 1 - e^{-\frac{x^2}{2}}$$

\Rightarrow Inversa:

$$X = F^{-1}(U) = \sqrt{-2 \log(1-U)} \\ = \sqrt{-2 \log U}$$

- MÉTODO DE ACEITAÇÃO-REJEIÇÃO

67K

\Rightarrow GERAR AMOSTRAS DA FUNÇÃO DENSIDADE $f(x)$, QUANDO O MÉTODO DA TRANSFORMAÇÃO INVERSA NÃO É ADEQUADO

SUPONHAMOS CONHECER UMA FUNÇÃO $t(x)$ TAL QUE

$$t(x) \geq f(x), \quad \forall x \in I$$

ONDE I É O SUPORTE DE $f(x)$.

\Rightarrow SE $t(x)$ NÃO É UMA FUNÇÃO DENSIDADE, TRABALHAMOS COM

$$r(x) = \frac{t(x)}{C}$$

ONDE

$$C = \int_I t(x) dx$$

E.G., QUANDO O SUPORTE I É LIMITADO, PODEMOS USAR PARA $r(x)$ A DENSIDADE UNIFORME EM I , COM

$$t(x) = \max_{x \in I} f(x)$$

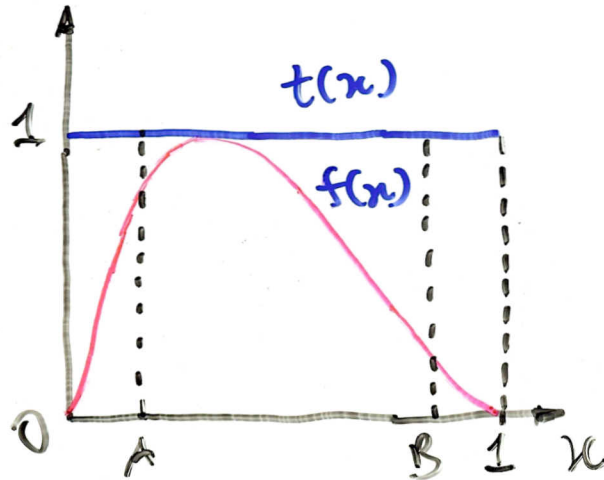
O MÉTODO: SE A DENSIDADE $r(x)$ É FÁCIL DE SIMULAR, O PROCEDIMENTO ABAIXO GERA AMOSTRAS X DA DENSIDADE $f(x)$:

- i) GERE $Y \sim r$
- ii) GERE $U \sim U(0, 1)$, INDEPENDENTE DE Y
- iii) SE $U \leq \frac{f(Y)}{t(Y)}$, FAÇA $X = Y$

SE NÃO, REPITA O PROCEDIMENTO

Obs.: MOSTRA-SE QUE O NÚMERO DE ITERAÇÕES NECESSÁRIAS PARA FINALIZAR O PROCEDIMENTO COM UM VALOR ACEITO É C.

ILUSTRAÇÃO GRÁFICA:



USAMOS $Y \sim U(0,1)$

\Rightarrow AS SUAS AMOSTRAS
DISTRIBUEM-SE UNIFORME-
MENTE NO INTERVALO
UNITÁRIO

\Rightarrow SE O PONTO A É GERADO, COMO $f(A) \simeq t(A)$, O PONTO
SERÁ PROVAVELMENTE ACEITO, POIS $\frac{f(A)}{t(A)} \simeq 1$.

SE O PONTO B É GERADO, COMO $f(B)/t(B)$ É PEQUENO,
A AMOSTRA SERÁ PROVAVELMENTE REJEITADA.

\Rightarrow ESTE RESULTADO MOSTRA-SE DE ACORDO COM UMA
AMOSTRAGEM DE $f(x)$.

3. GERAÇÃO DE VARIÁVEIS DISCRETAS:

677

- Variáveis com CONTADORÍCIO FIXITO

ASSUMINDO

$$Pr[X = x_j] = p_j, \quad j = 1, 2, \dots, m$$

Podemos simular X utilizando uma variável uniforme $U \sim U(0,1)$:

$$X = \begin{cases} x_1, & \text{se } U < p_1 \\ x_2, & \text{se } p_1 \leq U < p_1 + p_2 \\ \vdots & \\ x_j, & \text{se } \sum_{k=1}^{j-1} p_k \leq U < \sum_{k=1}^j p_k \\ \vdots & \end{cases}$$

\Rightarrow O intervalo $[0,1]$ é dividido em n subintervalos com comprimentos p_1, p_2, \dots, p_m , e escolhemos X de acordo com o intervalo em que a variável U é gerada.

- Variável de Poisson

\Rightarrow V.A. DISCRETA COM CONTADORÍCIO INFINITO

$$Pr[X = n] = \frac{e^{-\lambda} \lambda^n}{n!}, \quad n = 0, 1, 2, \dots$$

\Rightarrow UTILIZAMOS O SEGUINTE RESULTADO:

PARA UMA SEQUÊNCIA i.i.d. DE VARIÁVEIS $U_i \sim U(0,1)$, MOSTRA-SE QUE

$$\begin{aligned} Pr[U_1 \geq p, U_1 U_2 \geq p, \dots, U_1 U_2 \dots U_n \geq p, U_1 U_2 \dots U_{n+1} < p] = \\ = \frac{1}{n!} (-1)^n [\log p]^n, \quad 0 \leq p \leq 1 \\ n = 1, 2, \dots \end{aligned}$$

$$\underline{p = e^{-\lambda}}$$

Na expressão anterior, substitua a densidade de Poisson:

$$\begin{aligned} P_n[U_1 \geq p, U_1 U_2 \geq p, \dots, U_1 U_2 \dots U_n \geq p, U_1 U_2 \dots U_{n+1} < p] = \\ = \frac{e^{-\lambda} \lambda^n}{n!}, \text{ para } p = e^{-\lambda} \end{aligned}$$

\Rightarrow Podemos empregar o seguinte procedimento para gerar amostras X da densidade de Poisson:

$$\text{Se } U_1 < e^{-\lambda}, \quad \underline{X=0}$$

$$\text{Se } \left. \begin{array}{l} U_1 \geq e^{-\lambda}, \\ U_1 U_2 < e^{-\lambda} \end{array} \right\} \quad \underline{X=1}$$

$$\vdots$$

$$\text{Se } \left. \begin{array}{l} U_1 \geq e^{-\lambda}, \\ U_1 U_2 \geq e^{-\lambda}, \\ \vdots \\ U_1 U_2 \dots U_n \geq e^{-\lambda}, \\ U_1 U_2 \dots U_{n+1} < e^{-\lambda} \end{array} \right\} \quad \underline{X=n}$$

4. GERAÇÃO DE VARIÁVEIS GAUSSIANAS

670

- Método de Box-Muller:

Dois variáveis X e Y , ambas $\sim N(0,1)$ podem ser geradas a partir de uma variável de Rayleigh

$$\Rightarrow \text{densidade } f(r) = r e^{-r^2/2}, \quad r \geq 0$$

e uma variável uniforme em $[0, 2\pi]$

$$\Rightarrow \text{densidade } g(\theta) = \frac{1}{2\pi}, \quad 0 \leq \theta < 2\pi$$

Utilizando-se a transformação

$$\begin{cases} X = r \cos \theta \\ Y = r \sin \theta \end{cases}$$

As variáveis r e θ podem ser geradas a partir de duas variáveis uniformes independentes em $[0, 1]$,

como

$$r = \sqrt{-2 \log U_1}$$

$$\theta = 2\pi U_2$$

Portanto,

$$X = \sqrt{-2 \log U_1} \cos(2\pi U_2)$$

$$Y = \sqrt{-2 \log U_1} \sin(2\pi U_2)$$

5. Simulação de um vetor aleatório Gaussiano

67P

\Rightarrow Queremos obter um vetor aleatório Gaussiano \tilde{X} com uma certa matriz de covariâncias

$$K_x = \text{Cov}(\tilde{X}, \tilde{X}^T)$$

Seja $\tilde{Z} = (z_1, \dots, z_m)^T$ um vetor de m variáveis Gaussianas independentes com média zero e variância unitária

$$\Rightarrow \tilde{Z} \sim N(\tilde{0}, I)$$

$$\text{i.e., } E[\tilde{Z}] = \tilde{0}$$

$$\text{Cov}(\tilde{Z}, \tilde{Z}^T) = I \text{ (matriz identidade)}$$

- Abordagem via decomposição de Cholesky

Fazemos

$$\tilde{X} = L \tilde{Z} \Rightarrow \text{Cov}(\tilde{X}, \tilde{X}^T) = L I L^T = L L^T$$

\Rightarrow como nós desejamos

$$\text{Cov}(\tilde{X}, \tilde{X}^T) = K_x \Rightarrow L L^T = K_x$$

Fatoração de Cholesky:

Se a matriz K_x é definida positiva, i.e.,

$$\tilde{Y}^T K_x \tilde{Y} > 0, \quad \forall \tilde{Y} \neq 0$$

A matriz L existe, é triangular inferior e única.

Uma matriz de covariâncias é sempre definida positiva, a menos que uma das variáveis seja uma combinação linear exata das demais.

EXEMPLO BIVARIACIONAL:

670

$$K_x = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho_{12}\sigma_1\sigma_2 \\ \rho_{12}\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} l_{11} & 0 \\ l_{12} & l_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} l_{11} & l_{12} \\ 0 & l_{22} \end{pmatrix} \quad l_{12} = l_{21}$$

$$l_{11}^2 = \sigma_1^2 \therefore l_{11} = \sigma_1$$

$$l_{11}l_{12} = \rho_{12}\sigma_1\sigma_2 \therefore l_{12} = l_{21} = \rho_{12}\sigma_2$$

$$l_{12}^2 + l_{22}^2 = \sigma_2^2 \therefore l_{22} = \sigma_2 \sqrt{1 - \rho_{12}^2}$$

$$\therefore L = \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 \\ \rho_{12}\sigma_2 & \sqrt{1 - \rho_{12}^2}\sigma_2 \end{pmatrix}$$

\Rightarrow UN VETOR ALGEBRAICO GAUSSIANO COM MATRIZ DE COVARIÂNCIAS K_x
E VETOR DE MÉDIAS $\tilde{\mu}$ PODE SER OBTIDO COMO

$$\tilde{X} = L\tilde{Z} + \tilde{\mu}$$