Análise de Risco

Sessão 2 Conceitos de probabilidade

Prof. E.A. Schmitz

PPGI/UFRJ

June 18, 2018

Espaço amostral

Conjunto de pontos que representa os possíveis resultados de um experimento

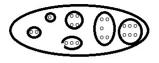


Figure: EA para lançamento de um dado

Probabilidades no EA

A cada ponto i do espaço amostral EA, 1..n associamos um número p_i tal que:

- 1. $p_i \ge 0$
- 2. $\sum_{1}^{n} p_{i} = 1$
- 3. p_i pode medido pela frequencia relativa do evento i

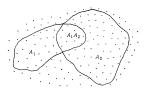


Figure: Exemplo de EA

Eventos

Evento: Conjunto de pontos do espaço amostral

Definição: A probabilidade de ocorrência de um evento A é a soma das probabilidades dos pontos do EA associados com o evento.

$$P\{A\} = \sum_{i=1}^{n} p_i$$

Teorema da soma

Sejam A_1 e A_2 dois eventos de EA:

 $P\{A_1A_2\}$: probabilidade da ocorrência conjunta de A_1 e A_2

 $P\{A_1+A_2\}$: probabilidade da ocorrência de ao menos um dentre A_1 e A_2

Teorema da soma:

$$P\{A_1 + A_2\} = P\{A_1\} + P\{A_2\} - P\{A_1A_2\}$$

Se:
$$A_1 \cap A_2 = \emptyset$$

 $P\{A_1 + A_2\} = P\{A_1\} + P\{A_2\}$

Teorema da multiplicação

Queremos achar:

 $P\{A_1A_2\}$: probabilidade da ocorrência conjunta de A_1 e A_2

 $P\{A_2|A_1\}$: probabilidade que A_2 ocorra sabendo que A_1 ocorreu Então:

- $P\{A_2|A_1\} = \frac{P\{A_1A_2\}}{P(A_1)}$
- $P\{(A_1A_2) = P\{A_1\} \cdot P\{A_2|A_1\}$

Se:
$$P\{A_2|A_1\} = P\{A_2\}$$

- os eventos são independentes
- $P\{A_1A_2\} = P\{A_1\} \cdot P\{A_2\}$

Fórmula de Bayes

Sejam A_1, A_2, A_n conjunto de eventos mutuamente exclusivos que particionam EA

Seja B evento onde $P(B) \ge 0$

Então:
$$P(A_i|B) = \frac{P(A_i)*P(B|A_i)}{P(B)}$$

mas

$$P(B) = P(A_1) * P(B|A_1) + P(A_2) * P(B|A_2), \dots P(A_n) * P(B|A_n)$$

$$P(A_i|B) = \frac{P(A_i) * P(B|A_i)}{P(A_1) * P(B|A1) + P(A_2) * P(B|A_2), \dots P(A_n) * P(B|A_n)}$$

Variáveis aleatórias

Variável Aleatória(VA): é uma variável numérica definida no espaço amostral

 $V\!A: E\!A
ightarrow \mathbb{R}$

Função de probabilidade: retorna a probalidade que uma VA X assuma o valor x, denotado por f(x)

$$f(x) = Prob(X = x)$$

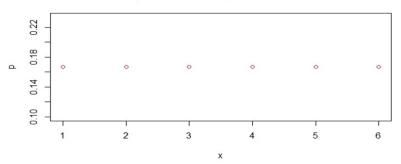
Função de probabilidade cumulativa: retorna a probabilidade que

X assuma o valor $\leq x$

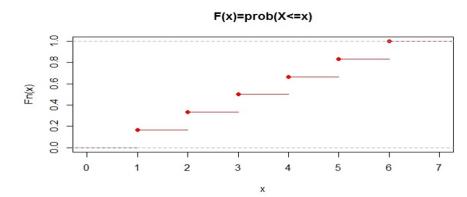
$$F(x) = Prob(X \le x)$$

Exemplo - lançamento de um dado

X=pontos num lançamento de dado



Exemplo - lançamento de um dado



Média

Média de uma VA com fp=f(x):

$$\blacktriangleright \mu = \int_{-\infty}^{\infty} x_i * f(x_i)$$

Média representa o centro de massa do gráfico da função

Variância

Variância de uma VA com fp=f(x):

 Variância representa o espalhamento ao redor do centro de massa do gráfico da função

Exemplo moeda

Seja X="valor obtido ao jogar uma moeda"

- ▶ $\{H, T\} \rightarrow \{0, 1\}$
- $f(x) = \{(0,1/2), (1,1/2)\}$
- $\mu = 0 * f(0) + 1 + 1 * f(1) = 1/2$

Algumas fps usadas em AR

- Uniforme: valores contínuos dentro de um intervalo
- Discreta: conjunto de valores discretos
- Triangular: continua (mínimo, mais provável e máximo)
- Normal: curva do sino (média, desvio padrão)
- Binomial: sorteio de eventos com probabilidade p

Uniforme

- VA assume valores numa faixa, todos igualmente prováveis
- ightharpoonup R: runif(n, min = 0, max = 1)
- Uniforme(0,1): base da geração das outras distribuições

$$\mu = \int_0^1 x * 1 dx = 1/2$$

$$\sigma^2 = \int_0^1 (x - 1/2)^2 * 1 dx = 1/12$$

Triangular

- ► VA segue uma estimativa de 3 pontos: minimo (a) , mais provável (m) e máximo (b)
- R: rtriangle(min,max, mprov) Package:triangle
- $\mu = (a + b + m)/3$

Normal 1

- ▶ VA expressa variabilidade de muitos fenomenos naturais
- R: rnorm(mu,sd)
- $f(x) = \frac{1}{2*\pi} * e^{-\frac{(x-\mu)^2/\sigma^2}{2}}$
- ightharpoonup média $=\mu$
- ightharpoonup variancia= σ^2

Normal 2

Normal reduzida: $\mu = 0, \sigma^2 = 1$

Alguns números importantes:

- ▶ $Prob(-1 \le X \le 1) = 0.68$
- ▶ $Prob(-2 \le X \le 2) = 0.95$
- ► $Prob(-2.3 \le X \le 2.3) = 0.98$
- ► $Prob(-3 \le X \le 3) = 0.995$

Teorema 1:Transformação linear de VAs Sejam μ, σ^2 os parâmetros de X: Se X1 = a*X + b então seus parâmetros são: $\mu_1 = a*\mu + b$ $\sigma_1^2 = a^2*\sigma$

Teorema 2:Soma de n VAs Seja

$$Z=\sum_{1}^{n}X_{i}$$

Se os parâmetros de $X_i = (\mu_i, sigma_i^2)$ então os parâmetros de Z são:

$$\mu_z = \sum_{1}^{n} \mu_i$$

$$\sigma_z^2 = \sum_{1}^{n} \sigma_i^2$$

Teorema 3:Uso da normal reduzida

Sejam
$$X \sim \textit{Normal}(\mu, \sigma^2)$$
 e $\Phi \sim \textit{Normal}(0, 1)$

$$P(a < X \le b) = F(b) - F(a) = \Phi((b - \mu)/\sigma) - \Phi((a - \mu)/\sigma)$$

Teorema 4: Soma de n VAs normais independentemente distribuidas

Sejam $X_i \sim Normal(\mu_i, \sigma_i^2), i \in 1..n$

$$Z=\sum_{1}^{n}X_{i}$$

então:

- $ightharpoonup Z \sim Normal(\mu_z, \sigma_z^2)$
- $\blacktriangleright \ \mu_z = \sum_{1}^n \mu_i$
- $ightharpoonup \sigma_z = \sum_1^n \sigma_i^2$

Teorema 5: Teorema central do limite (TCL) Sejam $X_i, i \in 1..n$, independentemente distribuidas com (μ_i, σ_i^2)

$$Z=\sum_{1}^{n}X_{i}$$

então se $n \to \infty$

- $ightharpoonup Z
 ightarrow \textit{Normal}(\mu_{z}, \sigma_{z}^{2})$
- $\blacktriangleright \ \mu_{z} = \sum_{1}^{n} \mu_{i}$

Monte Carlo

- Conseguir soluções aproximadas para funções complexas através de amostragem computacional.
- ightharpoonup Exemplo: algoritmo para calcular valor de π por amostragem:
 - ► Lançar N dardos ao acaso dentro do quadrado de lado = 2
 - Contar o número de acertos A dentro do círculo inscrito
 - \blacksquare $\pi \sim 4 * (A/N)$