Universidade de São Paulo

Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação

Fundamentos de Probabilidade e Estatística para Ciência de Dados

Resumo das aulas do Prof. Dr. Francisco Rodrigues

Bruna Zamith Santos

Agosto de 2025

Sumário

1 Teoria dos Conjuntos

Sejam os conjuntos:

$$A = \{1, 2, 4, 9\}, \quad B = \{3, 7, 9\}$$

- União: $A \cup B = \{1, 2, 3, 4, 7, 9\}$
- Interseção: $A \cap B = \{7, 9\}$
- Complementar de B: $B^C = \{1, 2, 4\}$
- Complementar de A: $A^C = \{3, 7\}$
- Espaço amostral (Ω): É o conjunto de todos os resultados possíveis de um experimento aleatório. Exemplo: $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$, ao lançar um dado.
- Evento (A): É um subconjunto do espaço amostral. Exemplo: $A = \{2, 4, 6\}$
- Evento impossível ($\emptyset$): É um evento que nunca ocorre.
- Evento certo (Ω): É o evento que sempre ocorre.
- $A \cup B$: É o evento que ocorre se A ou B (ou ambos) ocorrerem.
- $A \cap B$: É o evento que ocorre se A e B ocorrerem ao mesmo tempo.
- A^C: É o evento que ocorre se A não ocorre.
- Eventos mutuamente exclusivos: Quando $A \cap B = \emptyset$.

2 Experimento Aleatório

Um experimento aleatório é um experimento que pode ser repetido inúmeras vezes sob as mesmas condições, sendo o seu resultado incerto.

3 Conceitos de Probabilidade

Sejam Ω o espaço amostral e A um evento em Ω. Então, uma função $P(\cdot)$ é denominada probabilidade se satisfaz:

- $0 \leq P(A) \leq 1, \forall A \in \Omega$
- $P(\Omega) = 1$
- Se $A_1, A_2, \ldots$ forem eventos mutuamente exclusivos, isto é, $A_i \cap A_j = \emptyset$, $\forall i \neq j$, então:

$$P\left(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i\right) = \sum_{i=1}^{\infty} P(A_i)$$

Se um experimento aleatório tiver $n(\Omega)$ resultados mutuamente exclusivos e igualmente possíveis, e se um evento A conter $n(A)$ desses resultados, a probabilidade de ocorrência desse evento é definida por:

$$P(A) = \frac{n(A)}{n(\Omega)} = \frac{|A|}{|\Omega|}$$

Sejam A e B eventos em um mesmo espaço amostral, então:

- $P(\emptyset) = 0$
- $P(A) = 1 - P(A^C)$
- Se $A \subseteq B$, então $P(A) \leq P(B)$

3.1 Probabilidade Frequentista

A probabilidade de um evento é igual à sua frequência de ocorrência em um grande número de experimentos:

$$P(A) = \lim_{n \to \infty} \frac{n_A}{n}$$

, onde n_A é o número de vezes que o evento A ocorre em n experimentos.

3.2 Probabilidade de União de Dois Eventos

Para dois eventos A e B em um mesmo espaço amostral:

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$$

3.3 Probabilidade Condicional

Sejam dois eventos A e B em um mesmo espaço amostral Ω. A probabilidade condicional de A dado que B ocorreu é definida por:

$$P(A \mid B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}, \quad \text{com } P(B) > 0$$

Assim, A e B são eventos independentes se, e somente se:

$$P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B)$$

Ou equivalentemente:

$$P(A \mid B) = P(A) \quad \text{e} \quad P(B \mid A) = P(B)$$

3.4 Partições do Espaço Amostral

Os eventos $B_1, B_2, \ldots, B_n$ formam uma partição do espaço amostral Ω se:

- $B_i \cap B_j = \emptyset$, para $i \neq j$, com $i, j = 1, \ldots, n$
- $\bigcup_{i=1}^{n} B_i = \Omega$
- $P(B_i) \geq 0$, para $i = 1, \ldots, n$

Seja A um evento no espaço amostral Ω e seja $B_1, \ldots, B_n$ uma partição amostral de Ω. Podemos escrever A considerando tal partição:

$$A = \bigcup_{i=1}^{n} (A \cap B_i)$$

$$P(A) = P\left(\bigcup_{i=1}^{n} A \cap B_i\right) = \sum_{i=1}^{n} P(A \cap B_i)$$

Sejam $B_1, B_2, \ldots, B_n$ uma partição do espaço amostral Ω. Então, qualquer evento $A \subseteq \Omega$ pode ser escrito como:

$$P(A) = \sum_{i=1}^{n} P(A \mid B_i) \cdot P(B_i)$$

4 Teorema de Bayes

Sejam $B_1, B_2, \ldots, B_n$ uma partição do espaço amostral Ω, e A um evento com $P(A) > 0$, então:

$$P(B_i \mid A) = \frac{P(A \mid B_i) \cdot P(B_i)}{\sum_{j=1}^{n} P(A \mid B_j) \cdot P(B_j)}$$

E assim podemos definir:

$$P(A \mid B) = \frac{P(B \mid A) \cdot P(A)}{P(B)}$$

5 Variáveis Aleatórias

Suponha que lancemos dois dados. O espaço amostral associado ao experimento, sendo os eventos C: "sai uma cara" e R: "sai uma coroa", é dado por:

$$\Omega = \{CC, CR, RC, RR\}$$

Uma possível variável aleatória associada ao experimento é definida por:

$$X = \text{“número de caras obtido no experimento”}$$

- Representamos variáveis aleatórias por letras maiúsculas (X, Y, Z), enquanto usamos letras minúsculas para indicar os valores das variáveis (x, y, z).
- Se o número de valores possíveis de uma variável aleatória for finito ou infinito enumerável, dizemos que é uma variável aleatória discreta.
- Caso contrário, é uma variável aleatória contínua.

A função que atribui a cada valor da variável aleatória sua respectiva probabilidade é chamada de distribuição de probabilidade:

$$P(X = x_i) = p(x_i) = p_i, \quad i = 1, 2, 3$$

A distribuição de probabilidade também é chamada de função massa de probabilidade. E temos que:

$$\sum_{i=1}^{n} P(X = x_i) = 1$$

Dizemos que X é uma variável aleatória contínua se existir uma função f denominada função densidade de probabilidade (fdp) que satisfaz:

- $f(x) \geq 0, \quad \forall x \in \mathbb{R}$
- $\int_{-\infty}^{\infty} f(x)\, dx = 1$
- $P(a \leq X \leq b) = \int_a^b f(x)\, dx$, $-\infty < a < b < \infty$
- $f(x)$ é uma função com valores positivos e área unitária.

Seja X uma variável aleatória discreta ou contínua. A probabilidade condicional de que $X \in S$ dado que $X \in V$ é:

$$P(X \in S \mid X \in V) = \frac{P(X \in S \cap V)}{P(X \in V)}$$

, onde S e V são subconjuntos do espaço da variável.

6 Função de Distribuição

A função distribuição acumulada ou simplesmente função de distribuição de uma variável aleatória X é definida por:

$$F(x) = P(X \leq x)$$

Se discreta:

$$F(x) = \sum_{x_i \leq x} P(X = x_i)$$

Se contínua:

$$F(x) = \int_{-\infty}^{x} f(t)\, dt$$

Propriedades da função de distribuição:

- $0 \leq F(x) \leq 1, \quad F(x)$ é não decrescente,
- $\lim_{x \to -\infty} F(x) = 0, \quad \lim_{x \to +\infty} F(x) = 1$
- Caso discreto: $P(a < X \leq b) = F(b) - F(a)$
- Caso contínuo: $f(x) = \frac{dF(x)}{dx}$

7 Esperança

7.1 Variável Aleatória Discreta

Seja X uma variável aleatória discreta com distribuição de probabilidade $P(X = x_i)$. O valor esperado (ou esperança matemática) é:

$$E[X] = \sum_{i=1}^{n} x_i \cdot P(X = x_i)$$

7.2 Variável Aleatória Contínua

Seja X uma variável aleatória contínua com função densidade de probabilidade $f(x)$, então:

$$E[X] = \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot f(x)\, dx$$

7.3 Função de uma Variável Aleatória

Seja $g(X)$ uma função de uma variável aleatória discreta X. Então:

$$E[g(X)] = \sum_{i=1}^{n} g(x_i) \cdot P(X = x_i)$$

Seja $g(X)$ uma função de variável contínua com densidade $f(x)$. Então:

$$E[g(X)] = \int_{-\infty}^{\infty} g(x) \cdot f(x)\, dx$$

7.4 Propriedades

- Se $X = c$, onde c é constante, então: $E[X] = E[c] = c$
- Se c é constante: $E[cX] = c \cdot E[X]$

- Então: $E[aX+b] = a \cdot E[X] + b$

8 Momento

8.1 Momento Estatístico

Seja X uma variável aleatória discreta com valores $x_1, x_2, \ldots, x_k$. O momento de ordem n de X é:

$$E[X^n] = \sum_{i=1}^{k} x_i^n \cdot P(X = x_i)$$

Se X for contínua:

$$E[X^n] = \int_{-\infty}^{\infty} x^n f(x)\, dx$$

8.2 Momento Central

Seja X uma variável aleatória.

- Se X é discreta, o momento central de ordem n ($n > 0$) de X é:

$$\mu_n = E\left[(X - E[X])^n\right] = \sum_{x_i} (x_i - E[X])^n \cdot P(X = x_i)$$

- Se X é contínua, então:

$$\mu_n = E\left[(X - E[X])^n\right] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - E[X])^n \cdot f(x)\, dx$$

9 Variância

A variância de uma variável aleatória X é definida por:

$$V(X) = \sigma^2 = E\left[(X - E(X))^2\right]$$

O desvio padrão é igual à raiz quadrada da variância:

$$\sigma = \sqrt{V(X)}$$

Temos a propriedade de que:

$$V(X) = E[X^2] - (E[X])^2$$

Seja $g(X)$ uma função da variável aleatória X. Então,

$$V[g(X)] = E[g(X)^2] - (E[g(X)])^2$$

Seja X uma variável aleatória e a e b constantes. Então,

$$V(aX+b) = a^2 \cdot V(X)$$

10 Modelos Probabilísticos (Estocásticos) Discretos

- Os resultados de cada experimento parecem imprevisíveis, mas quando um grande número de experimentos é analisado, surge um padrão.
- Não podemos determinar o valor exato do resultado de um experimento, mas sim as probabilidades de cada resultado possível.

10.1 Distribuição Uniforme Discreta

Seja X uma variável aleatória discreta assumindo os n valores $\{a, a+c, a+2c, \ldots, b-c, b\}$, com $a, b \in \mathbb{R}$, $c \in \mathbb{R}_{>0}$ e $a < b$.

Dizemos que X segue o modelo uniforme discreto se atribuímos a mesma probabilidade $1/n$ a cada um desses valores. Isto é, sua distribuição de probabilidade é dada por:

$$P(X = x) = \frac{1}{n}, \quad x = a, a+c, a+2c, \ldots, b$$

onde:

$$n = 1 + \frac{b-a}{c}$$

Então,

$$\mathbb{E}[X] = \frac{a+b}{2},$$

$$V(X) = \frac{c^2(n^2-1)}{12}$$

A Figura 1 apresenta um exemplo de Distribuição Uniforme discreta.

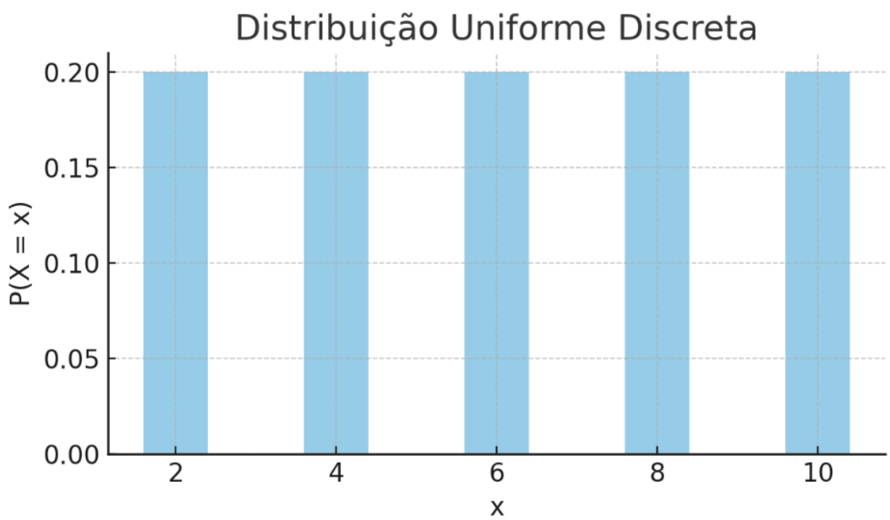

Figura 1: Distribuição Uniforme discreta.

10.2 Distribuição de Bernoulli

Dizemos que a variável aleatória X segue o modelo de Bernoulli se atribuímos 0 à ocorrência de um fracasso ou 1 à ocorrência de um sucesso, com p representando a probabilidade de sucesso, $0 \leq p \leq 1$, e $1 - p$ a probabilidade de fracasso.

A distribuição de probabilidade é dada por:

$$P(X = k) = p^k (1-p)^{1-k}, \quad k = 0, 1$$

X	0	1
$P(X = k)$	$1 - p$	p

Então,

$$\mathbb{E}[X] = p,$$

$$V(X) = p \cdot (1 - p)$$

A Figura 2 apresenta um exemplo de Distribuição de Bernoulli.

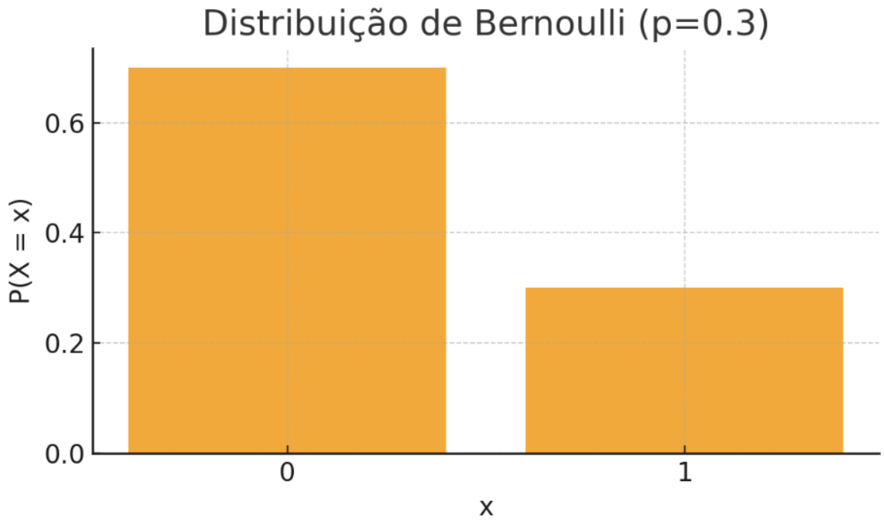

Figura 2: Distribuição de Bernoulli.

10.3 Distribuição Binomial

O processo estocástico de Bernoulli possui as seguintes propriedades:

- O experimento consiste de n tentativas repetidas;
- Cada tentativa gera um resultado que pode ser classificado como sucesso ou falha;
- A probabilidade de sucesso p se mantém constante de tentativa para tentativa;
- As tentativas são feitas de forma independente uma da outra.

Seja X uma variável aleatória baseada em n repetições de um processo de Bernoulli. Então a probabilidade de obtermos k sucessos em n repetições é dada por:

$$P(X = k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}, \quad k = 0, 1, 2, \ldots, n$$

, onde:

$$C_n^k = \binom{n}{k} = \frac{n!}{(n-k)!\,k!}$$

é uma combinação de n elementos tomados de k em k.

Então,

$$\mathbb{E}[X] = n \cdot p,$$

$$V(X) = n \cdot p \cdot (1 - p)$$

A Figura 3 apresenta um exemplo de Distribuição Binomial.

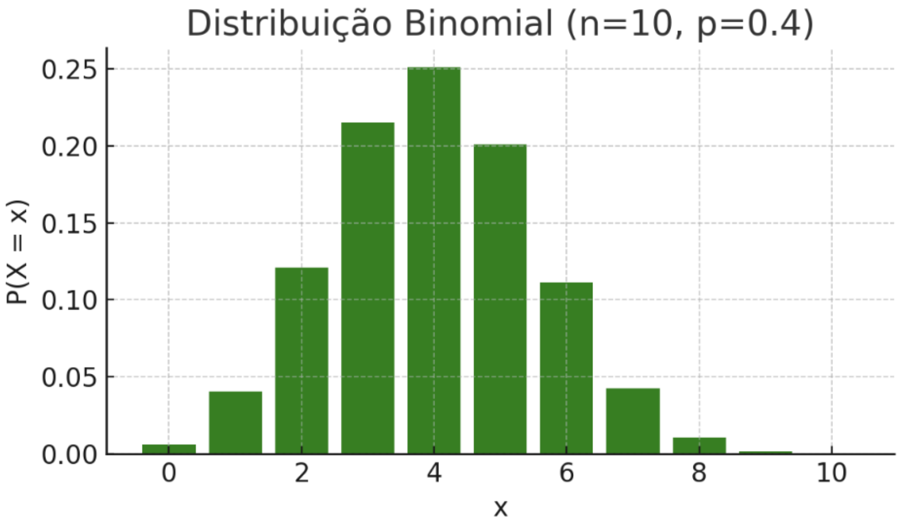

Figura 3: Distribuição Binomial.

A seguir, apresentamos um exemplo de problema que pode ser modelado por meio da Distribuição Binomial:

> "Uma urna tem 20 bolas pretas e 30 brancas. Retiram-se 25 bolas com reposição. Qual a probabilidade de que 2 sejam pretas?"

10.4 Distribuição de Poisson

O processo estocástico de Poisson possui as seguintes propriedades:

- O processo modela a ocorrência de eventos ao longo do tempo ou espaço contínuo;
- Existe uma taxa média constante $\lambda > 0$, que representa o número esperado de eventos por unidade de tempo (ou espaço);
- Os eventos ocorrem de forma independente em intervalos disjuntos;
- A probabilidade acumulada de ocorrência de eventos aumenta com o tempo.

Uma variável aleatória discreta X segue o modelo de Poisson com taxa $\lambda > 0$ se:

$$P(X = k) = \frac{e^{-\lambda}\lambda^k}{k!}, \quad k = 0, 1, 2, \ldots$$

Então,

$$\mathbb{E}[X] = \lambda,$$

$$V(X) = \lambda$$

A Figura 4 apresenta um exemplo de Distribuição de Poisson.

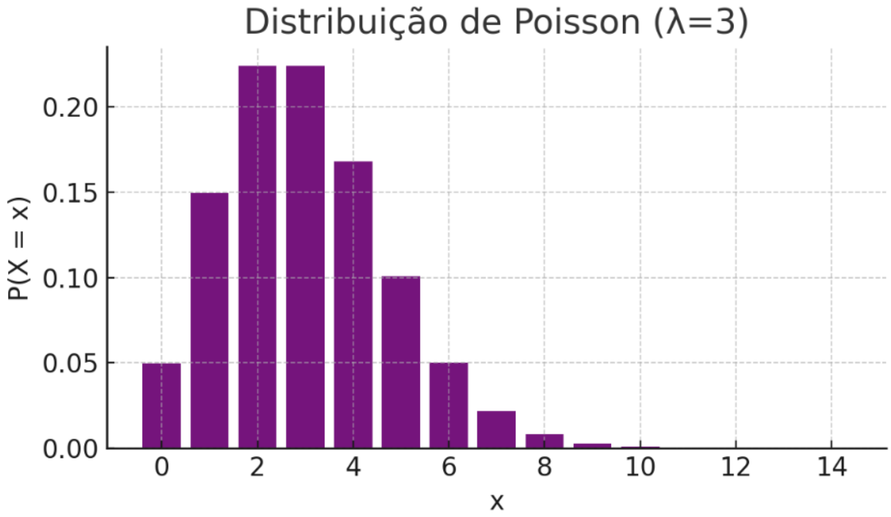

Figura 4: Distribuição de Poisson.

A seguir, apresentamos um exemplo de problema que pode ser modelado por meio da Distribuição de Poisson:

> "Numa estrada há 2 acidentes para cada 100 km. Qual a probabilidade de que em 250 km ocorram pelo menos 3 acidentes?"

10.5 Lei dos Eventos Raros

Seja X uma variável aleatória com Distribuição Binomial e p a probabilidade de sucesso. Então,

$$\lim_{n\to\infty} \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} = \frac{e^{-\lambda}\lambda^k}{k!}, \quad k = 0, 1, 2, \ldots,$$

onde $\lambda = np$ é constante.

10.6 Distribuição Geométrica

A Distribuição Geométrica modela o número de tentativas necessárias até a ocorrência do primeiro sucesso em uma sequência de experimentos de Bernoulli independentes. Suas principais características são:

- Cada tentativa resulta em um sucesso (com probabilidade p) ou uma falha (com probabilidade $1 - p$);
- As tentativas são independentes entre si;
- A variável aleatória X representa o número de tentativas até o primeiro sucesso (inclusive o sucesso), ou, equivalentemente, o número de falhas antes do primeiro sucesso.

Dizemos que a variável aleatória discreta X segue uma Distribuição Geométrica se:

$$P(X = k) = p(1-p)^{k-1}, \quad k = 1, 2, \ldots$$

Então,

$$\mathbb{E}[X] = \frac{1}{p},$$

$$V(X) = \frac{1-p}{p^2}$$

A Figura 5 apresenta um exemplo de Distribuição Geométrica.

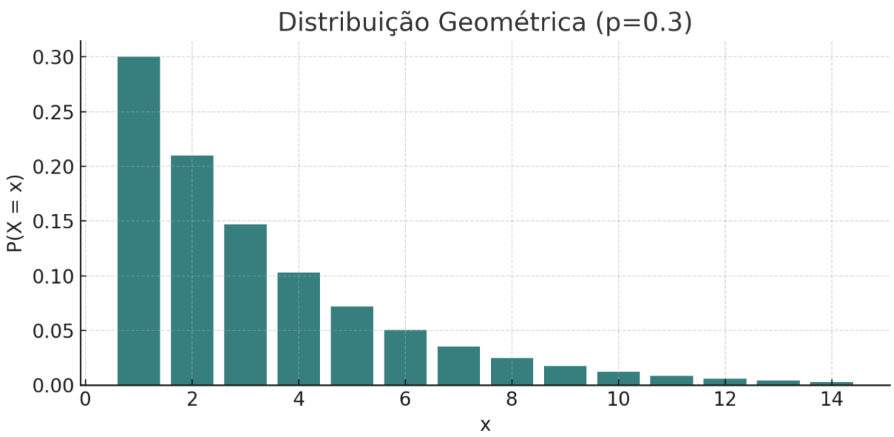

Figura 5: Distribuição Geométrica.

A seguir, apresentamos um exemplo de problema que pode ser modelado por meio da Distribuição Geométrica:

> "Suponha que temos uma urna com 36 bolas, sendo 27 bolas brancas e 9 pretas. Bolas são retiradas até que uma bola preta apareça. Qual é a probabilidade de que precisaremos de mais de 6 retiradas para sortear a primeira bola preta?"

10.7 Distribuição Binomial Negativa

A Distribuição Binomial Negativa é apropriada para modelar situações em que se deseja saber a probabilidade de que um número fixo de sucessos ocorra na k-ésima tentativa, ou seja, quantas falhas ocorrem antes de alcançar um número pré-determinado de sucessos.

- Os experimentos são independentes e possuem apenas dois resultados possíveis: sucesso ou falha;
- A probabilidade de sucesso p é constante em cada tentativa;
- O processo continua até que um número fixo de sucessos seja alcançado.

Seja X o número de repetições necessárias a fim de que ocorram exatamente r sucessos, de modo que o r-ésimo sucesso ocorra na k-ésima tentativa. Então,

$$P(X = k) = \binom{k-1}{r-1} p^r (1-p)^{k-r}, \quad k = r, r+1, \ldots$$

A Figura 6 apresenta um exemplo de Distribuição Binomial Negativa.

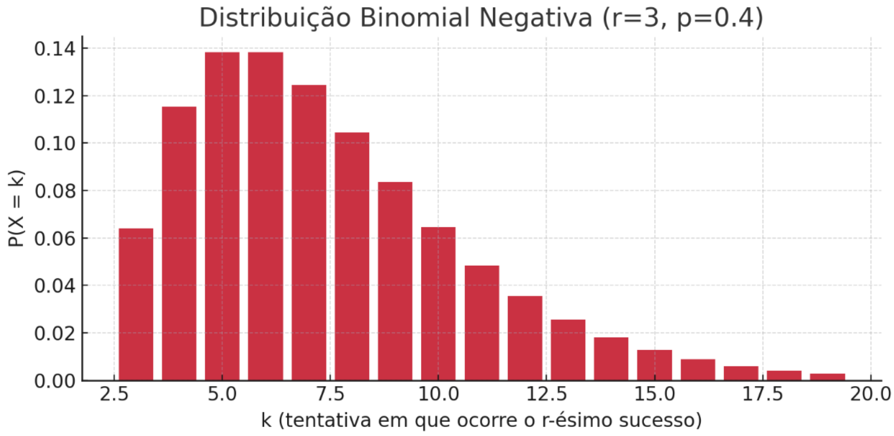

Figura 6: Distribuição Binomial Negativa.

A seguir, apresentamos um exemplo de problema que pode ser modelado por meio da Distribuição Binomial Negativa:

> "Em uma série da liga de futebol amador de uma cidade, o time que ganhar quatro jogos em sete será o vencedor. Suponha que o time A tenha probabilidade $p = 0,6$ de ganhar do time B. Qual é a probabilidade de que A vença a série em seis jogos?"

10.8 Distribuição Hipergeométrica

A Distribuição Hipergeométrica é semelhante à Distribuição Binomial, porém com uma diferença essencial: as retiradas são feitas sem reposição. Enquanto a Distribuição Binomial assume que cada tentativa é independente e a probabilidade de sucesso permanece constante (devido à reposição), a Distribuição Hipergeométrica modela situações em que a probabilidade de sucesso varia a cada retirada, pois os elementos não são devolvidos ao conjunto.

Considere um conjunto de N objetos, dos quais N_1 são do tipo 1 e $N_2 = N - N_1$ são do tipo 2. Para um sorteio de n objetos ($n < N$), sem reposição, seja X a variável aleatória que define o número de objetos do tipo 1 sorteados. Então, a probabilidade de sortearmos k objetos do tipo 1 é:

$$P(X = k) = \frac{\binom{N_1}{k}\binom{N-N_1}{n-k}}{\binom{N}{n}}, \quad k = 0, 1, \dots, n$$

A Figura 7 apresenta um exemplo de Distribuição Hipergeométrica.

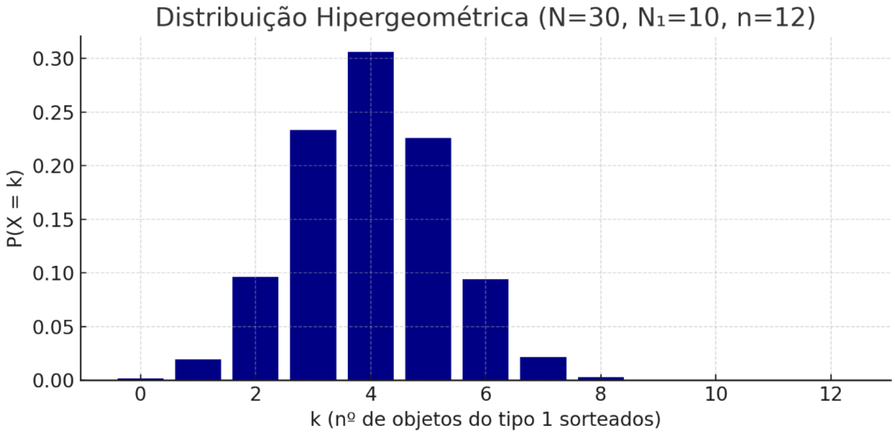

Figura 7: Distribuição Hipergeométrica.

A seguir, apresentamos um exemplo de problema que pode ser modelado por meio da Distribuição Hipergeométrica:

> "Numa urna há 40 bolas brancas e 60 pretas. Retiram-se 20 bolas. Qual a probabilidade de que ocorram no mínimo 2 bolas brancas, considerando extrações sem reposição?"

11 Modelos Probabilísticos Contínuos

11.1 Distribuição Uniforme Contínua

Uma variável aleatória contínua X segue uma Distribuição Uniforme se sua função densidade de probabilidade é dada por:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & x \in [a,b] \\ 0, & x \notin [a,b] \end{cases}$$

Então,

$$\mathbb{E}[X] = \frac{a+b}{2},$$

$$V(X) = \frac{(b-a)^2}{12}$$

A Figura 8 apresenta um exemplo de Distribuição Uniforme contínua.

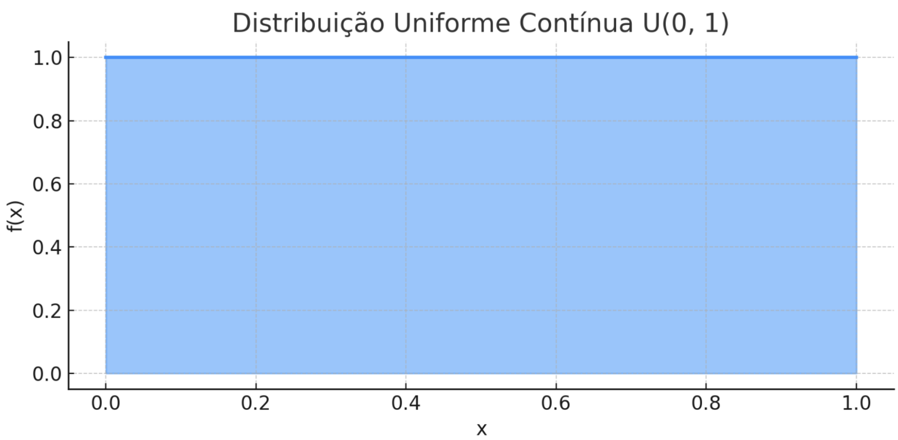

Figura 8: Distribuição Uniforme contínua.

11.2 Distribuição Normal

Uma variável aleatória contínua X que tome todos os valores na reta real segue a Distribuição Normal (ou Gaussiana) se sua função densidade de probabilidade é definida por:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right], \quad -\infty < x < \infty$$

onde $\mu = E[X]$ e $\sigma^2 = V(X) > 0$.

A Distribuição Normal apresenta as seguintes propriedades:

- $f(x)$ é simétrica em relação à μ.
- $f(x) \to 0$ quando $x \to \pm\infty$.
- O valor máximo de $f(x)$ ocorre em $x = \mu$.

Se X é uma variável aleatória contínua com distribuição normal, $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, e se $Y = aX + b$, com a e b constantes, então

$$Y \sim \mathcal{N}(a\mu + b, a^2\sigma^2).$$

Seja $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$. Se

$$Z = \frac{X-\mu}{\sigma},$$

então $Z \sim \mathcal{N}(0, 1)$.

Assim,

$$\begin{aligned} P(a \le X \le b) &= P\left(\frac{a-\mu}{\sigma} \le \frac{X-\mu}{\sigma} \le \frac{b-\mu}{\sigma}\right) \\ &= P\left(\frac{a-\mu}{\sigma} \le Z \le \frac{b-\mu}{\sigma}\right) \\ &= P(X \le b) - P(X \le a). \end{aligned}$$

A tabela Normal pode ser acessada através do link `https://en.wikipedia.org/wiki/Standard_normal_table#Table_examples`.

A Figura 9 apresenta um exemplo de Distribuição Normal.

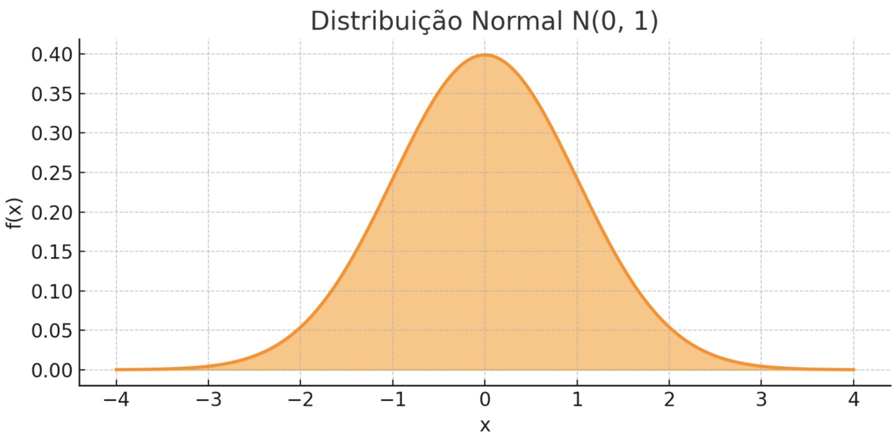

Figura 9: Distribuição Normal.

11.3 Distribuição Exponencial

Uma variável aleatória contínua X segue o modelo exponencial se sua função densidade de probabilidade é dada por:

$$f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

onde $\lambda > 0$ e $-\infty < x < \infty$.

Então,

$$E[X] = \frac{1}{\lambda},$$

$$V(X) = \frac{1}{\lambda^2}$$

A Distribuição Exponencial apresenta a propriedade de "ausência de memória", isto é:

$$P(X \geq t + s \mid X \geq s) = P(X \geq t)$$

A Figura 10 apresenta um exemplo de Distribuição Exponencial.

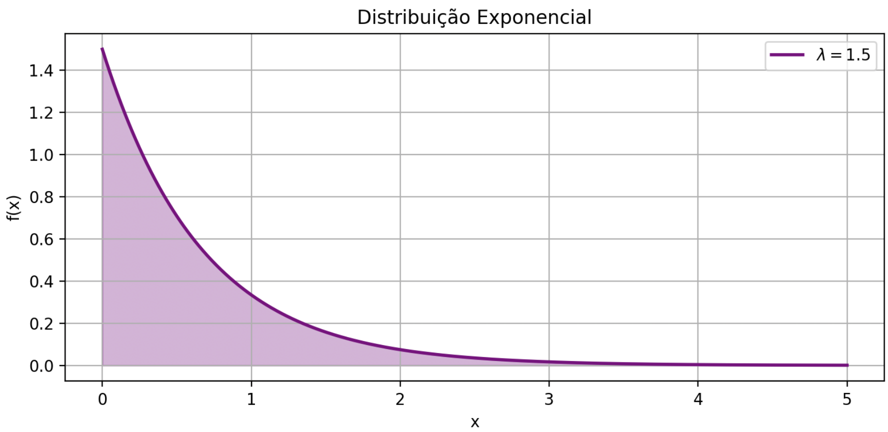

Figura 10: Distribuição Exponencial.

11.4 Distribuição Gama

Uma variável aleatória contínua X tem Distribuição Gama com parâmetros $\lambda > 0$ e $\alpha > 0$, se sua função densidade de probabilidade é dada por:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\lambda x}, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases}$$

onde Γ é a função gama:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty t^{\alpha-1} e^{-t}\, dt.$$

Então,

$$E[X] = \frac{\alpha}{\lambda},$$

$$V(X) = \frac{\alpha}{\lambda^2}$$

Se α for um número inteiro positivo, a distribuição representará uma distribuição Erlang, ou seja, a soma de α variáveis aleatórias independentes distribuídas exponencialmente, cada uma delas com uma média $\theta = 1/\lambda$.

A Figura 11 apresenta um exemplo de Distribuição Gama.

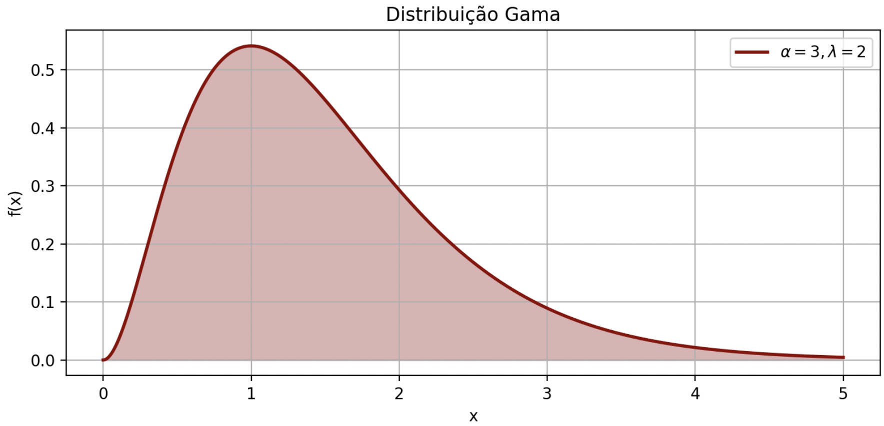

Figura 11: Distribuição Gama.

11.5 Distribuição Qui-Quadrado

A variável aleatória contínua X segue a Distribuição Qui-Quadrado (denominada χ^2) se sua função densidade de probabilidade é dada por:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{x^{k/2-1}e^{-x/2}}{2^{k/2}\Gamma(k/2)}, & x > 0, \\ 0, & x \leq 0, \end{cases}$$

A Distribuição Qui-Quadrado é definida pela soma de k distribuições normais padronizadas e independentes. Ou seja, X tem Distribuição Qui-Quadrado com k graus de liberdade se

$$X = \sum_{i=1}^{k} Z_i^2,$$

onde $Z_1, Z_2, \ldots, Z_k$ são variáveis aleatórias com distribuição normal padronizada,

$$Z_i \sim \mathcal{N}(\mu = 0, \sigma^2 = 1), \quad i = 1, \ldots, k.$$

Para denominar que X segue uma Distribuição Qui-Quadrado, usamos $X \sim \chi^2(k)$ ou $X \sim \chi^2_k$.

A Figura 12 apresenta um exemplo de Distribuição Qui-Quadrado.

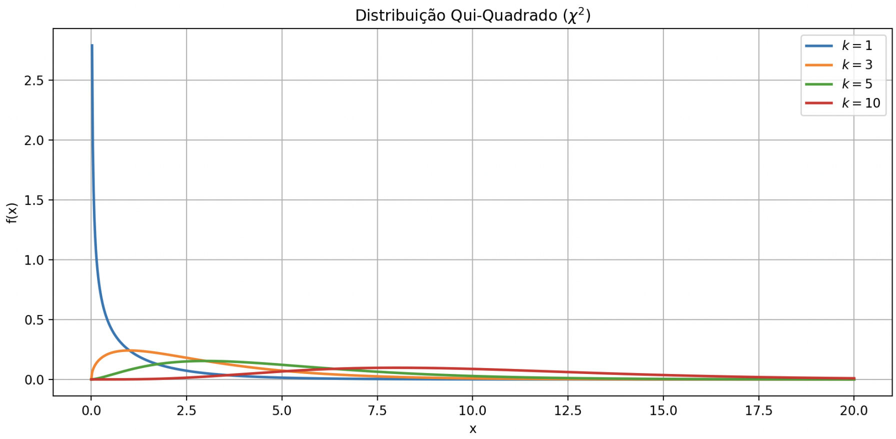

Figura 12: Distribuição Qui-Quadrado.

11.6 Distribuição Beta

Seja X uma variável aleatória contínua limitada em $[0, 1]$. Dizemos que X segue uma Distribuição Beta se sua função densidade de probabilidade é dada por:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{B(\alpha,\beta)} x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1}, & 0 < x < 1, \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases}$$

onde $\alpha, \beta > 0$ e

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 x^{\alpha-1}(1-u)^{\beta-1}\, du,$$

é a função beta, que atua como uma constante de normalização para que a área da função densidade de probabilidade seja igual a um.

A Figura 13 apresenta um exemplo de Distribuição Beta.

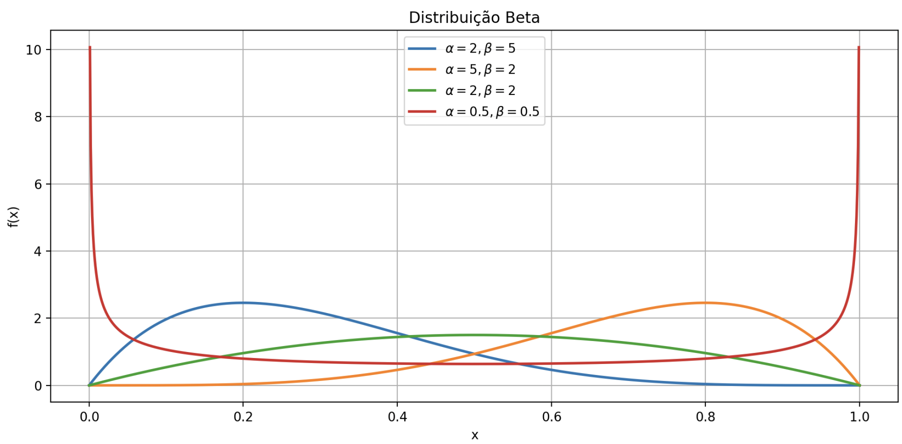

Figura 13: Distribuição Beta.

11.7 Distribuição t de Student

A variável aleatória X tem Distribuição t de Student com ν graus de liberdade se sua função densidade de probabilidade é dada por:

$$f(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\sqrt{\nu\pi}\,\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \left(1 + \frac{x^2}{\nu}\right)^{-\frac{\nu+1}{2}}, \quad -\infty < x < \infty$$

onde Γ é a função gama:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty t^{\alpha-1} e^{-t}\, dt$$

Quando aumentamos ν, a distribuição se aproxima da Distribuição Normal.

A Figura 14 apresenta um exemplo de Distribuição t de Student.

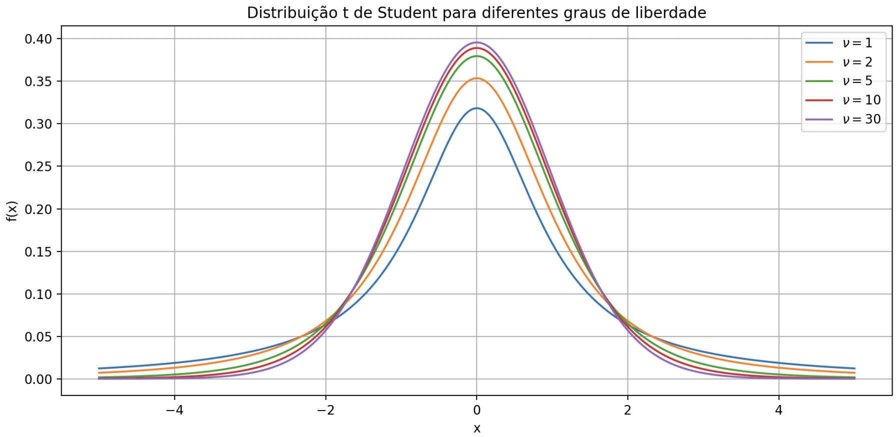

Figura 14: Distribuição t de Student.