

# Análise Estatística de dados

## Inteligência Artificial



## AULA 08 — MODELOS DISCRETOS DE PROBABILIDADE

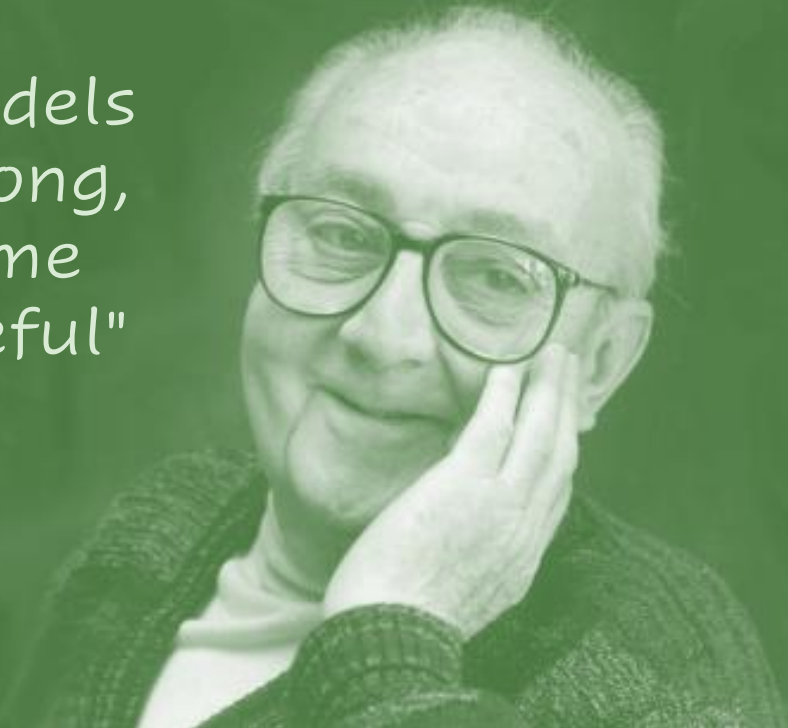
Larissa Driemeier

# PROGRAMA DO CURSO

| Aula | Data  | Conteúdo da Aula  |
|------|-------|---|
| 01   | 18/02 | Aula Inaugural  |
| 02   | 25/02 | Introdução ao Curso. Noções de Álgebra Linear , Geometria Analítica Parte I   |
| 03   | 11/03 | Noções de Álgebra Linear , Geometria Analítica Parte II   |
| 04   | 18/03 | Decomposição de valor singular (SVD)  |
| 05   | 25/03 | Otimização: derivadas, derivadas parciais (operadores gradiente, Jacobiano, Hessiano e Laplaciano), algoritmos de gradiente, noções de algoritmos genéticos |
| 06   | 01/04 | Variáveis independentes e não independentes. Estatística Descritiva e Indutiva. Definições de medidas de dispersão e tendência central.                     |
| 07   | 08/04 | Probabilidade e Teorema de Bayes  |
| 08   | 15/04 | Modelos de probabilidade discretos  |
| 09   | 22/04 | Modelos de probabilidade contínuos  |
| 10   | 29/04 | Modelo de Markov. Modelo de Markov oculto.  |

# PRECISAMOS DE UM MODELO...

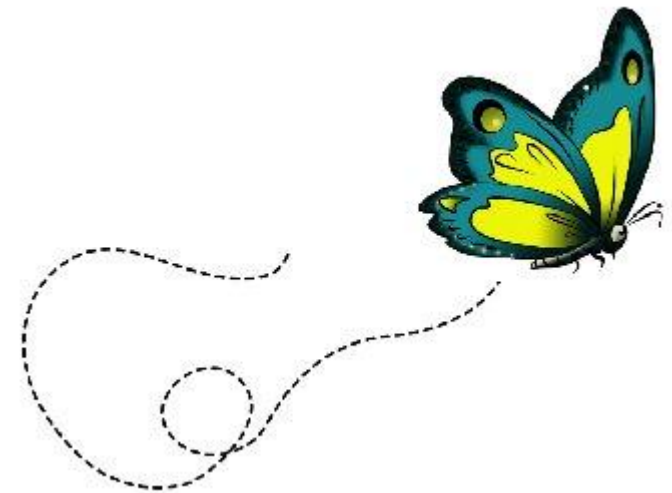
"All models  
are wrong,  
but some  
are useful"



George Edward Pelham Box (1919 – 2013) foi um estatístico britânico, que trabalhou nas áreas de controle de qualidade, desenho de experimentos, inferência bayesiana. Ele foi chamado de *uma das grandes mentes estatísticas do século XX*.

**É importante ressaltar que nenhum modelo estatístico está correto, são apenas aproximações da descrição de diferentes propriedades do mundo em certos contextos.**

**Utilidade e parâmetros fisicamente consistentes são as principais métricas ao projetar/selecionar um modelo.**



Como vimos na aula anterior...

HAPPY  
MEMORIES

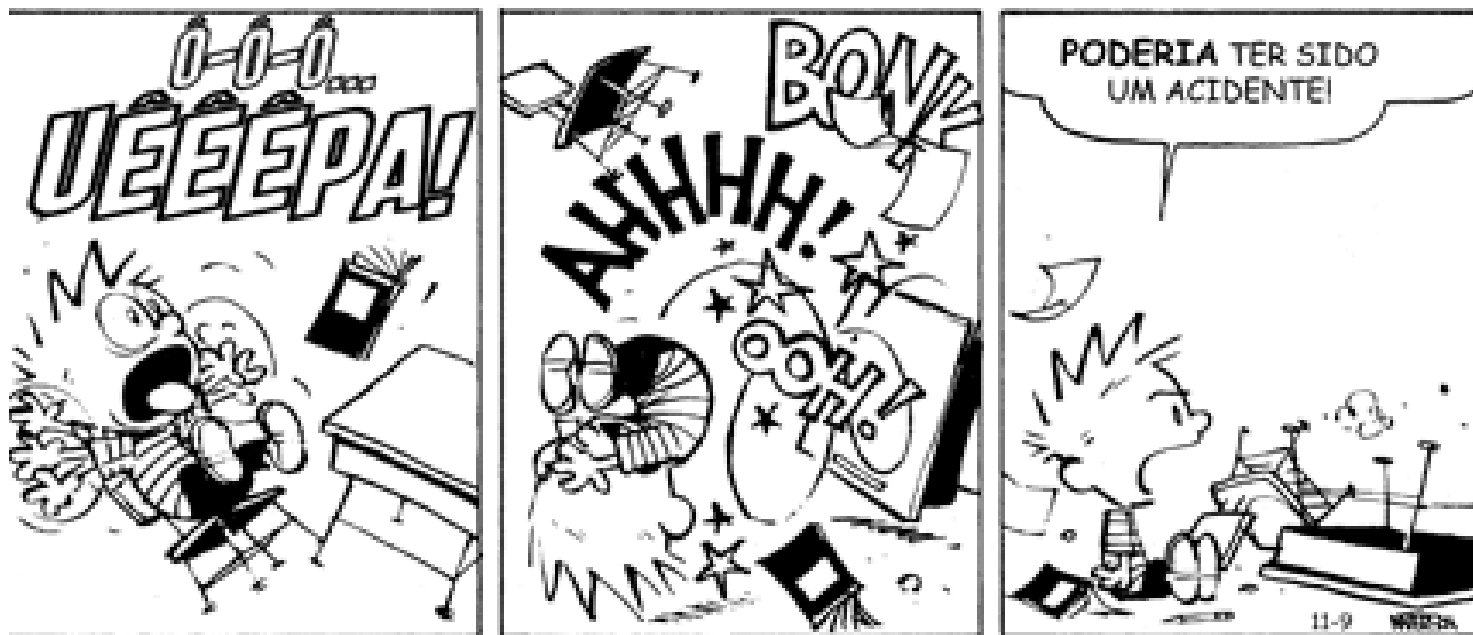
# VOCÊ SE LEMBRA???

Considere que numa grande loja de departamentos, em **10%** dos dias algum cliente rouba alguma peça.

Construir a distribuição de probabilidades para a variável aleatória  **$X$**  = **número de dias com roubos na loja**, considerando o período de observação de **dois** dias (suponha independência).



# E SE O PERÍODO DE OBSERVAÇÃO FOSSE 20 DIAS, 1000 DIAS????





# MODELOS PROBABILÍSTICOS DISCRETOS

Distribuições de Bernoulli,  
Binomial, Multinomial,  
Geométrica e Poisson.

# PROPRIEDADES DAS DISTRIBUIÇÕES DISCRETAS

Variáveis aleatórias discretas são descritas com uma função massa de probabilidade (PMF, do inglês *probability mass function*). Uma PMF mapeia cada valor no espaço amostral da variável para uma probabilidade.

Seja  $P(X)$  a função massa de probabilidade de um certo evento  $X$ , esta deve apresentar as seguintes propriedades:

- $P(X = x) > 0$ , para todos **possíveis valores** de  $x$ ;
- $\sum P(x) = 1$ , considerando todo o espaço amostral

# DISTRIBUIÇÕES DISCRETAS

Entre as variáveis aleatórias discretas, provavelmente as distribuições de probabilidade mais importantes são as distribuições de **Bernoulli, Binomial, Poisson**.

Ainda temos a distribuição **Multinomial, Geométrica, ...**

# BERNOULLI E BINOMIAL

Na medicina, uma nova droga sendo testada em pacientes, podendo ser efetiva ou não;

Verificar se um e-mail é ou não é spam;

Uma moeda não honesta – por exemplo, uma com 80% de probabilidade de aparecer cara;

Escolher aleatoriamente as pessoas na rua para responder uma pergunta de sim ou não;

Tentativa de convencer os visitantes de um site a comprar um produto - o resultado é se cada visitante comprou ou não.

**Todas as situações acima exibem uma característica de dualidade.**

Muitas vezes, tem-se situações onde um experimento tem dois resultados possíveis





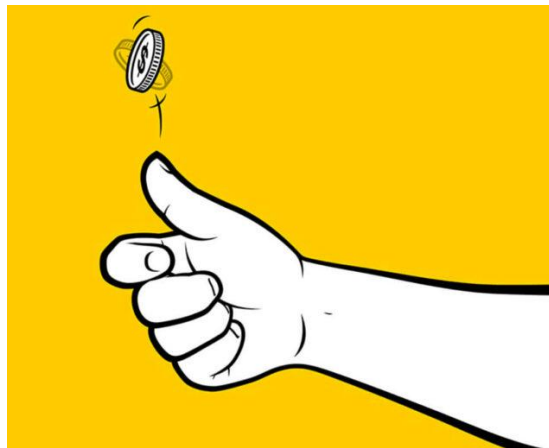
# BERNOULLI



Sucesso (1) ou fracasso (0)

# MODELO DE BERNOULLI

Em um experimento Bernoulli repetimos o experimento uma única vez.



Vou jogar a moeda 1 vez,  
qual a probabilidade de  
sucesso (dar cara)?

# MODELO DE BERNOULLI — DEFINIÇÃO

A distribuição de Bernoulli é a distribuição de probabilidade discreta de uma variável aleatória que obtém uma saída binária: 1 com probabilidade  $p$  e 0 com probabilidade  $(1 - p)$ .

$$P(X = x) = \begin{cases} p^x(1 - p)^{1-x} & \text{se } x = 0 \text{ ou } 1 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} = \begin{cases} p & \text{se } x = 1 \\ 1 - p & \text{se } x = 0 \end{cases}$$

A probabilidade de sucesso  $p$  é o parâmetro da distribuição de Bernoulli e, se uma variável aleatória discreta  $X$  seguir essa distribuição,

$$X \sim Be(p)$$

# VALOR ESPERADO E VARIÂNCIA DO MODELO

Valor esperado e a variância da distribuição são definidas pelas relações:

$$\begin{aligned}E[x] &= p \\ \sigma_x^2 &= p(1 - p)\end{aligned}$$

# POR EXEMPLO, IMAGINE...

... que seu experimento consiste em jogar uma moeda e você ganhará se a saída for de *Cara*: Além disso, como a moeda é honesta, você sabe que a probabilidade de ter uma *Cara* é  $p = 1/2$ . Portanto, depois de definir  $Cara = 1$  e  $Coroa = 0$ , você pode calcular a **probabilidade de sucesso** da seguinte maneira:

$$P(X = 1) = p = \frac{1}{2}$$

... que você está prestes a jogar um dado e aposta seu dinheiro no número 5: portanto, o número 5 será o seu sucesso (definido como 1), enquanto qualquer outro número será um fracasso (definido como 0). A probabilidade de sucesso é  $1/6$ . Se você quiser calcular a **probabilidade de falha**,

$$P(X = 0) = 1 - p = \frac{5}{6}$$

# SIMULANDO EM PYTHON

```
from scipy.stats import bernoulli
```

```
# Variáveis de entrada:  
# Probabilidade de sucesso de cada experimento, p  
p = 0.3  
X = bernoulli(p)  
prob1 = X.pmf(1)  
prob0 = X.pmf(0)  
print('A probabilidade de sucesso em 1 evento é {:.0%} e probabilidade  
de fracasso é {:.0%}'.format(prob1,prob0))
```

A probabilidade de sucesso em 1 evento é 30% e probabilidade de fracasso é 70%

# SIMULAÇÃO DO EVENTO 10000 VEZES

```
# Número de repetições do evento
k = 10000
# Probabilidade de sucesso de cada experimento, p
p = 0.3
X = bernoulli(p)
X_samples = X.rvs(size=k) # Random Variable Sampling
print('Veja que a resposta é sucesso ou fracasso, para cada uma das %d simulações do evento:'%(k))
print(X_samples)
heads = [np.sum(X_samples) for i in range(len(X_samples)) if i == 1]
tails = k - heads[0]
print('Número de caras: ', '{:6.1f}'.format(heads[0]), '      Número de coroas: ',
      '{:6.1f}'.format(tails))
# Valor esperado e variância
print("Valores esperados para Distribuição de Bernoulli:")
print('Valor esperado={:5.3f}, Variância={:5.3f}'.format(p, p*(1-p)))
print("Modelo randômico de dados com distribuição de Bernoulli:")
print('Média={:5.3f}, Variância={:5.3f}'.format(X_samples.mean(), (X_samples.std())**2))
# Plotagem dos resultados
sns.set_style("darkgrid")
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,5))
ax = sns.histplot(X_samples, bins=np.linspace(0,2,3), color=colors[0])
ax.set_xlabel("Número de caras", fontsize=16)
ax.set_ylabel("Frequência", fontsize=16)
```

# RESULTADOS

Veja que a resposta é sucesso ou fracasso, para cada uma das 10000 simulações do evento:  
[0 0 0 ... 1 0 0]

Número de caras: 3039.0

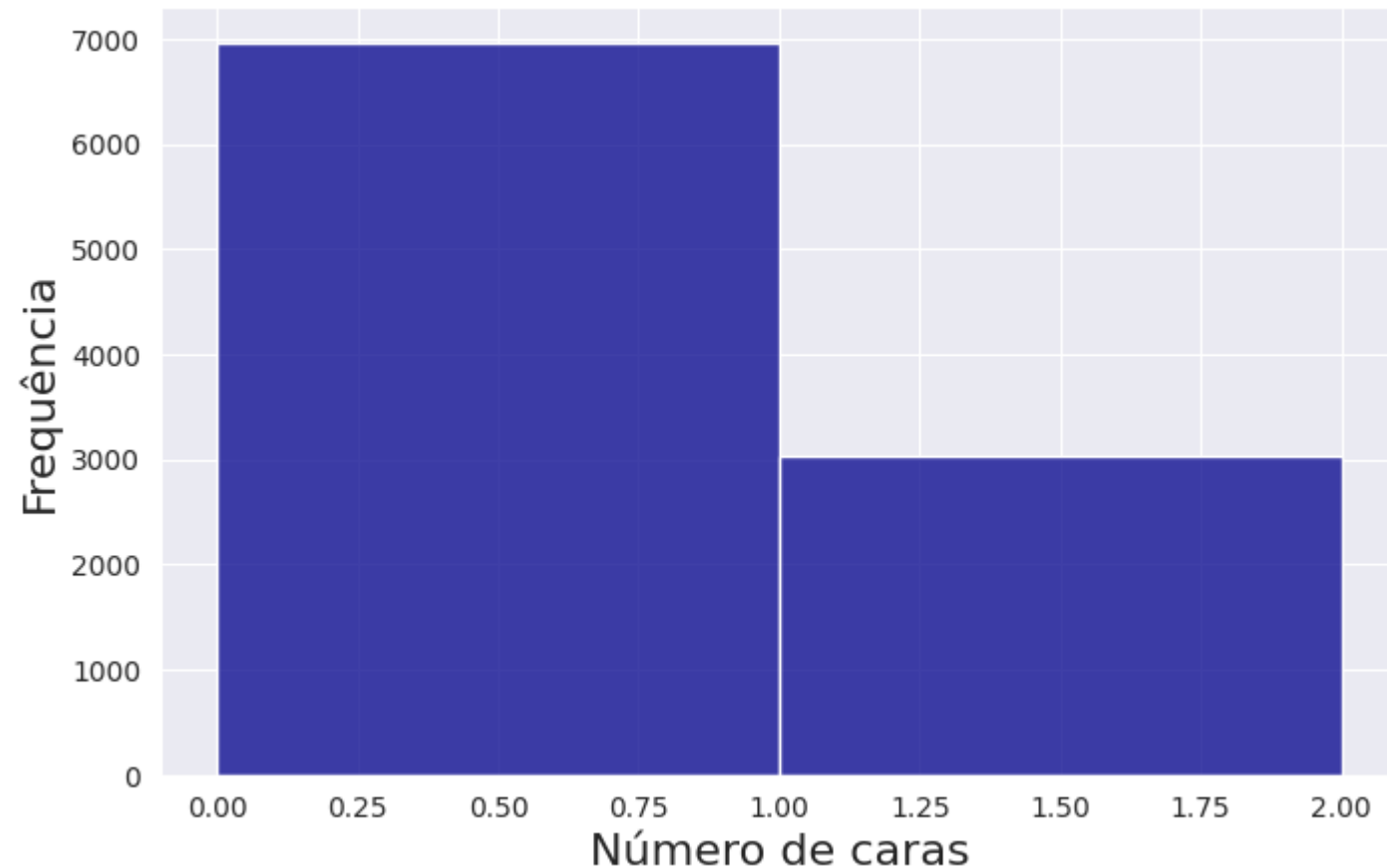
Número de coroas: 6961.0

Valores esperados para Distribuição de Bernoulli:

Valor esperado=0.300, Variância=0.210

Modelo randômico de dados com distribuição de Bernoulli:

Média=0.304, Variância=0.212





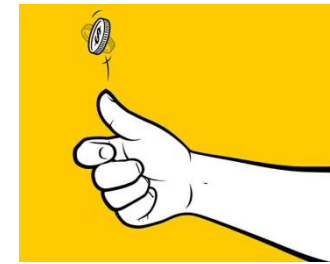
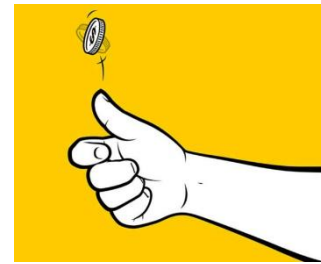
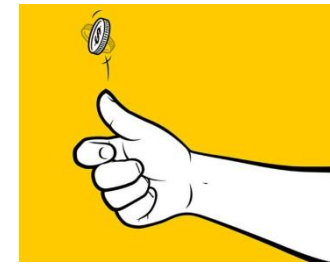
# MODELO BINOMIAL



Sucesso (1) ou Fracasso (0)  
repetindo o experimento  $n$   
vezes.

# O QUE É DISTRIBUIÇÃO BINOMIAL?

A distribuição binomial é a distribuição de probabilidade de uma sequência de experimentos onde cada experimento produz um resultado binário e onde cada um dos resultados é independente de todos os outros.



Vou jogar a moeda 4 vezes, qual a probabilidade de 3 sucessos (dar cara 3x)?

# MODELO BINOMIAL

O modelo binomial pressupõe:

Em cada evento são efetuados  $n$  experimentos iguais e independentes ( $n$  eventos de Bernoulli).

Cada um dos experimentos tem apenas 2 resultados possíveis e excludentes (**sucesso** e **fracasso**).

Conseqüentemente, a probabilidade de **sucesso** ( $p$ ) e **fracasso** ( $1 - p$ ) **para cada experimento** são constantes.

**A variável aleatória de interesse é o número de sucessos obtidos nos  $n$  experimentos.**



Na Estatística é prática comum tratar eventos como independentes quando amostras pequenas são retiradas de grandes populações. Orientação: assumir independência quando o tamanho da amostra for, no máximo, 5% do tamanho da população.

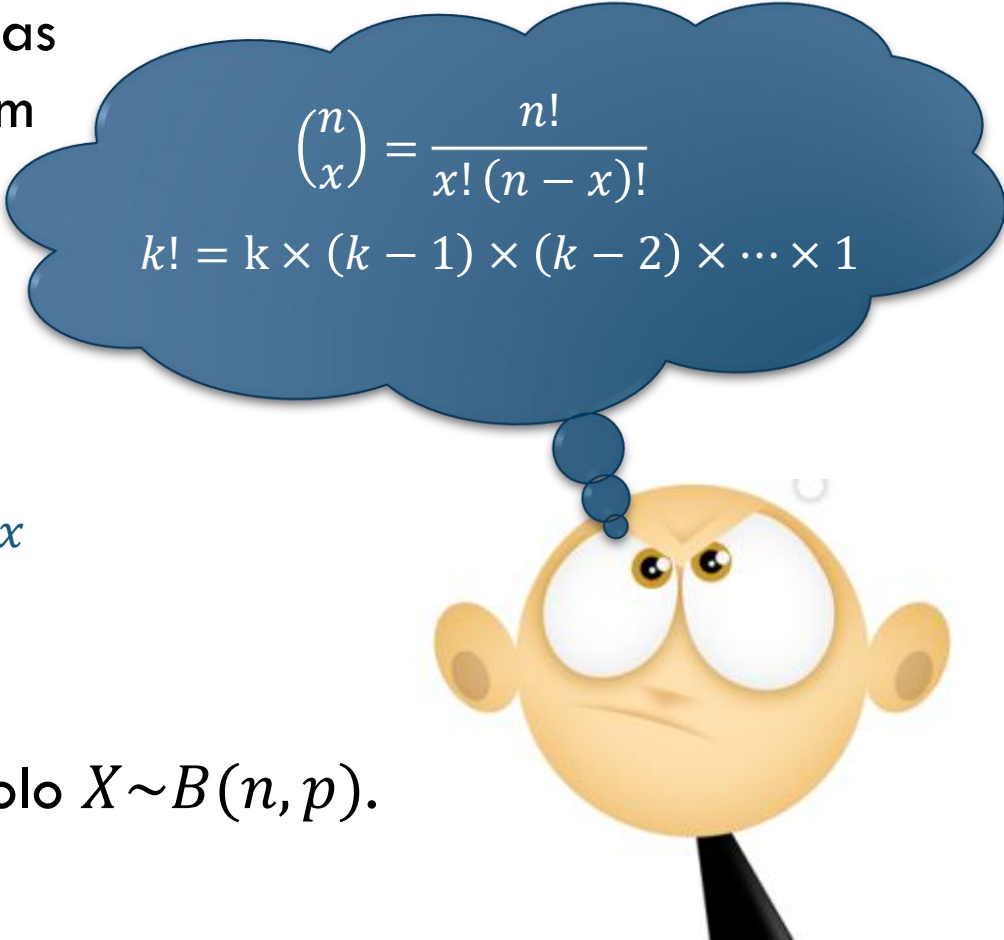
# DISTRIBUIÇÃO BINOMIAL

Modelo utilizado para descrever variáveis aleatórias que representam o número  $x$  de sucessos obtidos em  $n$  provas (tentativas) independentes, quando cada tentativa tem uma probabilidade de sucesso constante  $p$  e uma probabilidade de insucesso, também constante  $(1 - p)$ .

$$P(x|n, p) = \binom{n}{x} p^x (1 - p)^{n-x}$$

para  $x \geq 0$  e inteiro.

A distribuição é usualmente referenciada pelo símbolo  $X \sim B(n, p)$ .


$$\binom{n}{x} = \frac{n!}{x! (n - x)!}$$
$$k! = k \times (k - 1) \times (k - 2) \times \cdots \times 1$$

# VALOR ESPERADO E VARIÂNCIA DO MODELO

Valor esperado e a variância da distribuição são definidas pelas relações:

$$\begin{aligned} E[x] &= np \\ \sigma_x^2 &= np(1 - p) \end{aligned}$$

# COMO DETERMINAR UMA DISTRIBUIÇÃO BINOMIAL

1. Identifique um *sucesso*
2. Determine  $p$ , a *probabilidade de sucesso*;
3. Determine  $n$ , o *número de repetições do experimento*;
4. Determine  $x$ , a *variável aleatória número de sucessos*;
5. Substitua valores na fórmula,

$$P(x) = \binom{n}{x} p^x (1 - p)^{n-x}$$

# VAMOS AO EXEMPLO DE NOSSA MOEDA

Eu joguei uma moeda 10 vezes, qual a probabilidade de tirar 6 caras?

1. Identifique um sucesso: *Cara*
2. Determine  $p$ , a probabilidade de sucesso:  $p = 1/2$
3. Determine  $n$ , o número de repetições do experimento:  $n = 10$
4. Determine  $x$ , a variável aleatória número de sucessos:  $x = 6$
5. Substitua valores na fórmula,

$$P(x) = \binom{n}{x} p^x (1 - p)^{n-x}$$

$$P(6) = \binom{10}{6} p^6 (1 - p)^{10-6} = \frac{10 \times 9 \times 8 \times 7 \times 6!}{6! 4!} 0,5^6 (1 - 0,5)^4 = 210 \times 0.015625 \times 0.0625 \cong 20,5\%$$

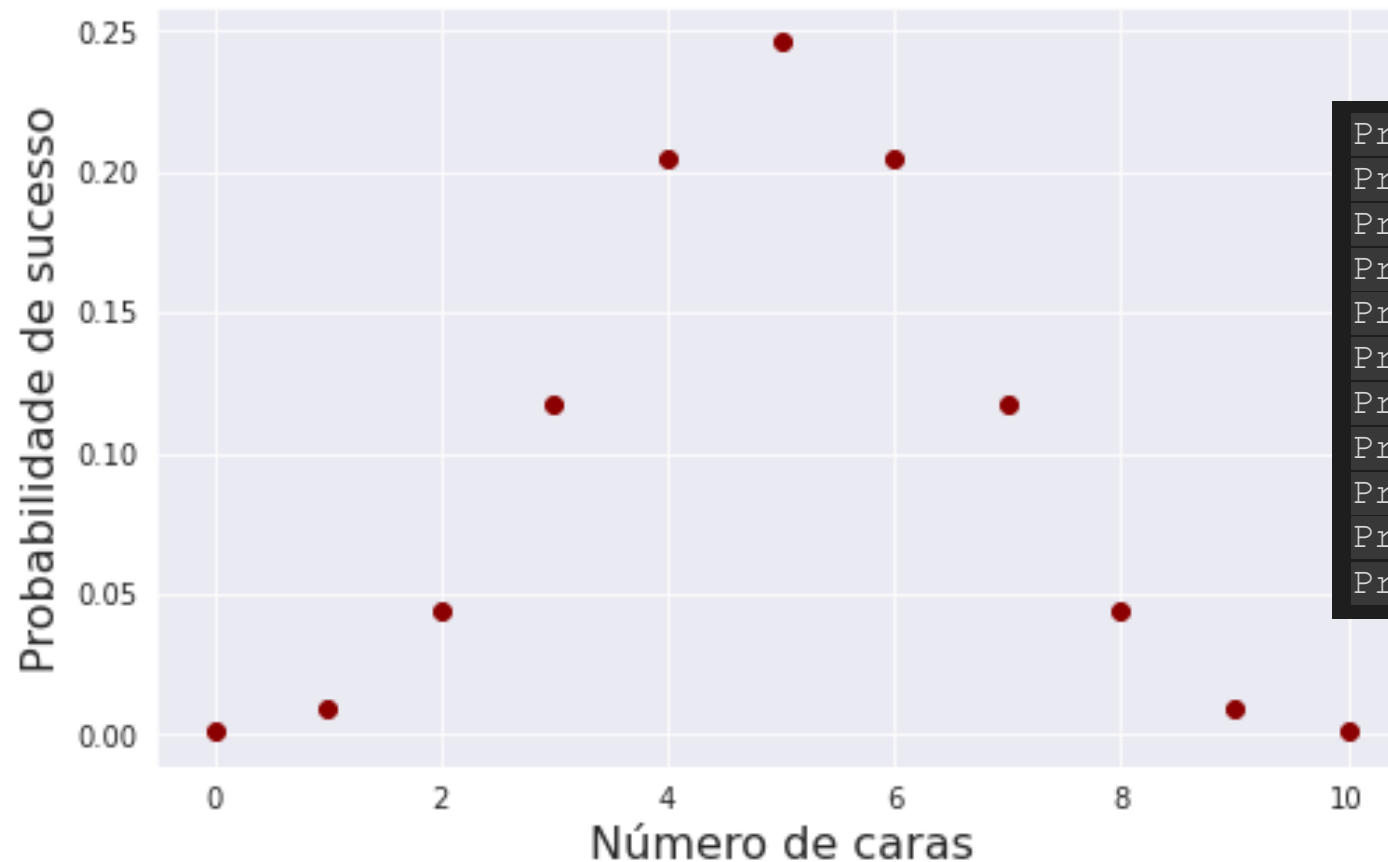
# EM PYTHON

```
from scipy.stats import binom
```

```
# Variáveis de entrada:
# Número de eventos independentes, n
n = 10
# Probabilidade de sucesso de cada experimento, p
p = 0.5
Y = binom(n,p)

probabilities = []
for i in range(n+1):
    # Número de sucessos, x = i
    print('Probabilidade de {:3d} sucesso(s) no evento: {:.2%}'.format(i,Y.pmf(i)))
    probabilities.append([i,Y.pmf(i)])
prob = np.array(probabilities)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8,5))
plt.scatter(prob[:,0],prob[:,1], color = colors[1])
plt.xlabel("Número de caras",fontsize=16)
plt.ylabel("Probabilidade de sucesso",fontsize=16)
plt.show()
```

# RESPOSTA



|   |        |
|---|--------|
| Probabilidade de 0 sucesso(s) no evento:  | 0.10%  |
| Probabilidade de 1 sucesso(s) no evento:  | 0.98%  |
| Probabilidade de 2 sucesso(s) no evento:  | 4.39%  |
| Probabilidade de 3 sucesso(s) no evento:  | 11.72% |
| Probabilidade de 4 sucesso(s) no evento:  | 20.51% |
| Probabilidade de 5 sucesso(s) no evento:  | 24.61% |
| Probabilidade de 6 sucesso(s) no evento:  | 20.51% |
| Probabilidade de 7 sucesso(s) no evento:  | 11.72% |
| Probabilidade de 8 sucesso(s) no evento:  | 4.39%  |
| Probabilidade de 9 sucesso(s) no evento:  | 0.98%  |
| Probabilidade de 10 sucesso(s) no evento: | 0.10%  |

# EXEMPLO

Suponha que em uma população, com milhões de pessoas, 3% delas sejam canhotas. Qual a probabilidade  $p$  de encontrarmos 4 ou mais canhotos, dentre 120 pessoas escolhidas ao acaso desta população?

$$P(4) = \binom{120}{4} 0,03^4 (0,97)^{120-4} = \frac{120 \times 119 \times 118 \times 117 \times 116!}{4! 116!} 0,03^4 (0,97)^{116} \cong 19,43\%$$

$$P(x \geq 4) = P(4) + P(5) + P(6) + P(7) + \dots$$

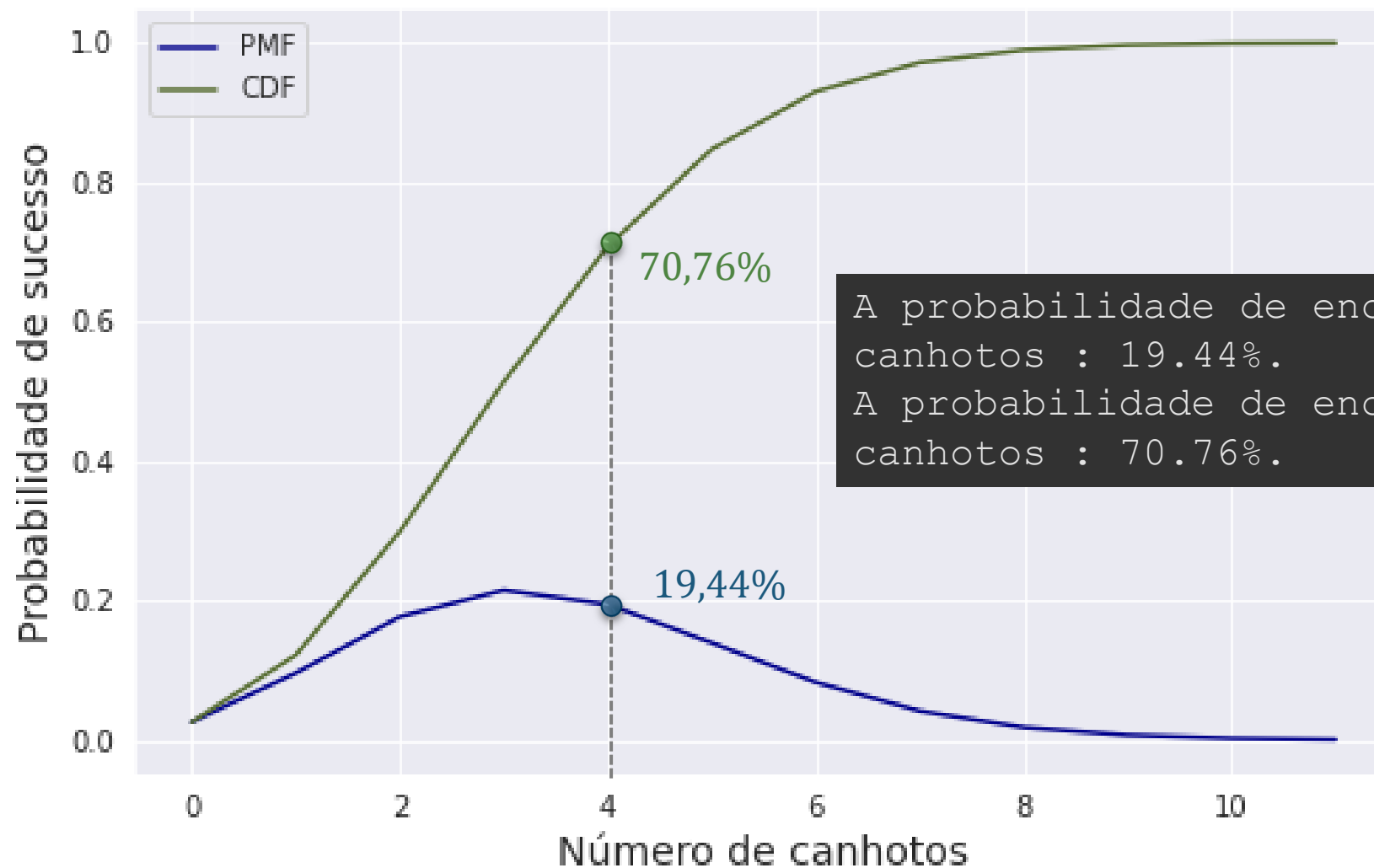
$$P(x \geq 4) = 1 - [P(0) + P(1) + P(2) + P(3)]$$

```
# Variáveis de entrada:
#Identifique o sucesso: Canhoto
# Probabilidade de sucesso de cada experimento, p
p = 0.03
# Número de eventos independentes (repetições do experimento), n
n = 120
Y = binom(n,p)
```

```
x_min = 4
prob = []
for i in range(x_min):
    # Número de sucessos, x = i
    print('Probabilidade de {:3d} sucesso(s) no evento: {:.3%}'.format(i,Y.pmf(i)))
    prob.append(Y.pmf(i))
prob_tot = sum(prob)
print('A probabilidade de encontramos até {:3d} canhotos : {:.2%}'.format(x_min-1,prob_tot))
```

```
Probabilidade de 0 sucesso(s) no evento: 2.586%
Probabilidade de 1 sucesso(s) no evento: 9.597%
Probabilidade de 2 sucesso(s) no evento: 17.661%
Probabilidade de 3 sucesso(s) no evento: 21.484%
A probabilidade de encontramos até 3 canhotos : 51.33%.
```

```
prob_tot = Y.cdf(x_min-1)
print('A probabilidade de encontramos {:3d} canhotos :
{:0.2%}'.format(x_min,Y.pmf(x_min)))
print('A probabilidade de encontramos até {:3d} canhotos :
{:0.2%}'.format(x_min,prob_tot+Y.pmf(x_min)))
```



# EXEMPLO

Retira-se uma amostra de 12 e-mails. Sabendo-se que 2% dos e-mails são spams, qual é a probabilidade de haver um único spam dentre os 12? Adicionalmente, qual a probabilidade de não haver mais de um spam em toda amostra?

Para o problema em estudo tem-se  $n = 12$  e  $p = 0,02$ , considerando como sucesso o resultado **spam**.

A distribuição de número de spams é dada pela relação:

$$P(x) = \binom{12}{x} 0,02^x (0,98)^{12-x}$$

A chance de se obter um spam é:

$$P(x = 1) = P(1) = \binom{12}{1} 0,02^1 (0,98)^{11} = 0,192$$

A chance de se obter não mais de um spam é:

$$P(x \leq 1) = P(0) + P(1)$$

$$P(0) = \binom{12}{0} 0,02^0 (0,98)^{12} = 0,785$$

$$P(0) + P(1) = 0,192 + 0,785 = 0,977$$

# PARA VOCÊ TREINAR

Uma empresa envia código de desconto para 9 pessoas, cada uma com uma probabilidade estimada de sucesso de compra de 0,1. Nenhuma das 9 pessoas compra.

1. Qual é a probabilidade disso acontecer?
2. Qual a probabilidade de, pelo menos, 2 pessoas comprarem?

# DISTRIBUIÇÃO BINOMIAL REPETINDO $k$ VEZES O EVENTO

Rode mais de uma vez.

```
n=3  
p=0.5  
Z = binom(n,p)
```

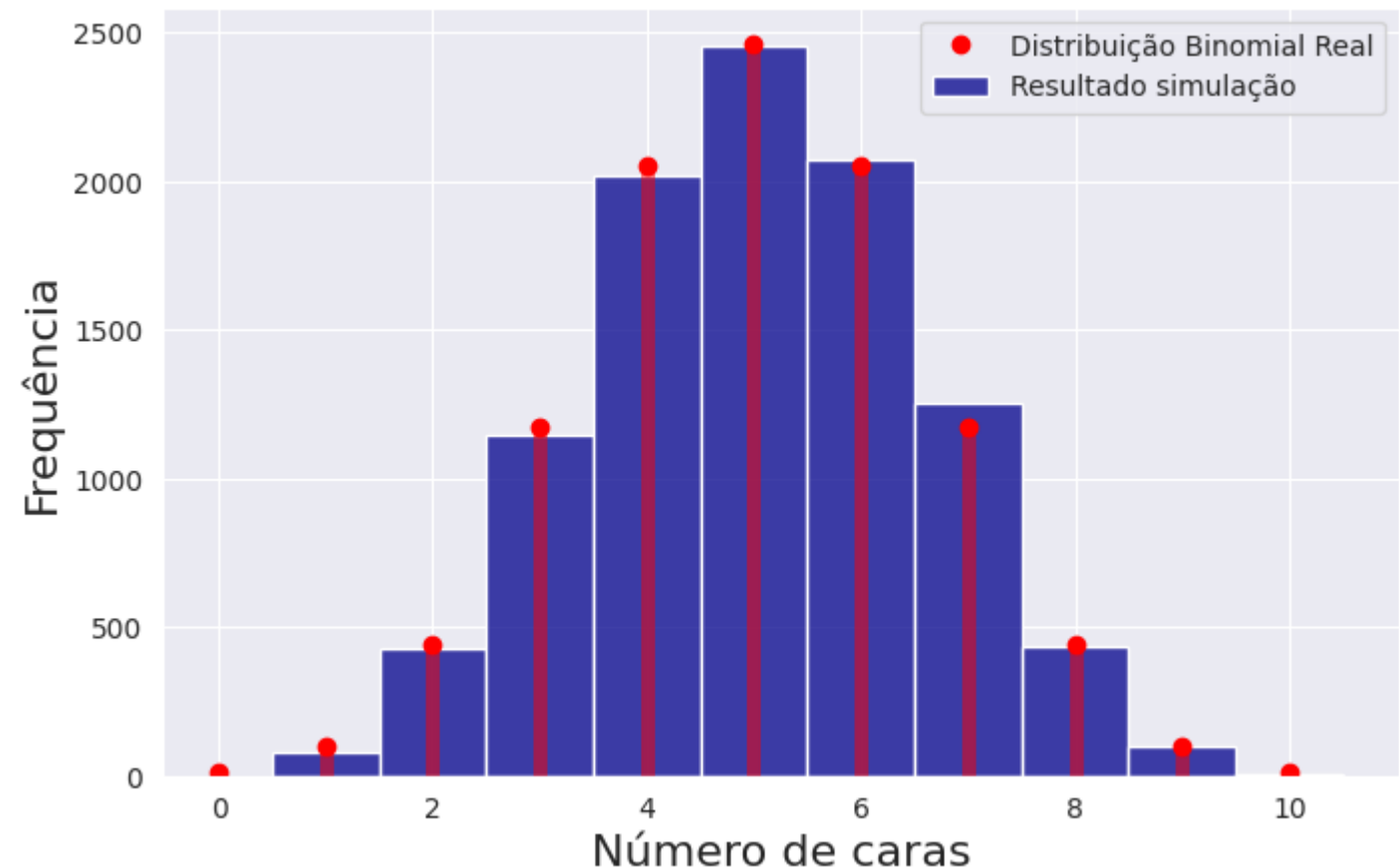
```
#size = k = número de experimentos (eventos)  
k=5;  
# veja que você pode usar a opção: success = binomial(n, p, size=k), que  
importamos no início  
success = Z.rvs(size=k)  
print('Total de sucessos em cada evento:', success)  
# Momentos: média e variância  
mean, var = Z.stats(moments='mv')  
print('Média={:6.3f}, Variância={:6.3f}'.format(mean, var))
```

```
Total de sucessos em cada evento: [1 2 0 1 2]  
Média= 1.500, Variância= 0.750
```

# TESTE VOCÊ...

Rode 1 000 tentativas,  
cada uma composta de  
10 eventos  
independentes, e  
probabilidade de sucesso  
de cada evento de 0,5.

Rode mais de uma vez.



# SIGA O EXEMPLO DO VENDEDOR EM SEU NOTEBOOK

Um vendedor que atende via *call center* recebe em média 50 ligações por dia.

A probabilidade de uma conversão (venda) para cada chamada é de 4%.

A receita média para a empresa em cada conversão é de R\$ 50.

O *call center* que você está analisando possui 150 vendedores.

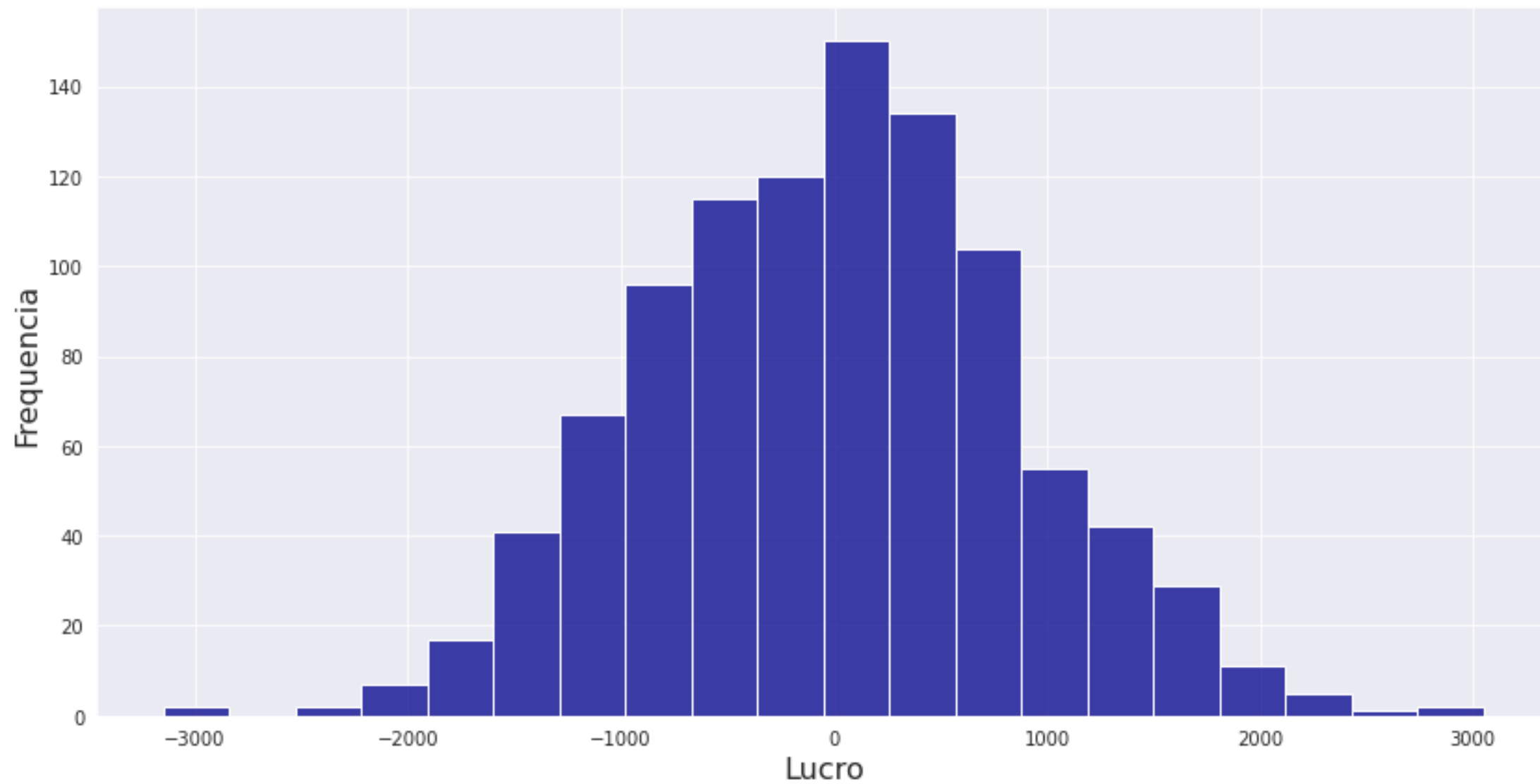
Cada vendedor custa R\$ 100 por dia de trabalho.

Analise o lucro da empresa. Analise a resposta ao:

- aumentar a taxa de conversão de 4% para 5%;
- aumentar o número de funcionários de 150 para 200.

**Qual seria a atitude mais eficiente para aumentar os lucros da empresa?**







# DISTRIBUIÇÃO MULTINOMIAL



Uma distribuição multinomial é a generalização de uma distribuição binomial.

# DISTRIBUIÇÃO MULTINOMIAL COM $k$ VARIÁVEIS DE ESTADO

A distribuição multinomial é uma generalização da distribuição binomial para  $k$  categorias em vez de apenas binário (sucesso/fracasso). Considere  $n$  tentativas independentes, cada uma das quais leva ao sucesso de uma das  $k$  categorias. Cada categoria tendo uma determinada probabilidade  $p_i, i = 1, 2 \dots k$  fixa de sucesso. A distribuição multinomial fornece a probabilidade de qualquer combinação específica de números de sucessos para as várias categorias, através da fórmula



Lejeune Dirichlet (1805-1859)

$$P(x_1 x_2 \dots x_k | n, p_1 p_2 \dots p_k) = \binom{n}{x_1 x_2 \dots x_k} \prod_{i=1}^k p_i^{x_i}$$

$$\binom{n}{m_1 m_2 \dots m_i} = \frac{n!}{m_1! m_2! \dots m_i!} \quad ; \quad \sum_i p_i = 1$$

# VALOR ESPERADO E VARIÂNCIA DO MODELO

Valor esperado e a variância da distribuição são definidas pelas relações:

$$\begin{aligned}E_i[x] &= np_i \\ \sigma_i^2 &= np_i(1 - p_i)\end{aligned}$$

# GENERALIZAÇÃO DO BINOMIAL

```
from scipy.stats import binom
from scipy.stats import multinomial as multinom
```

```
print('Solução por multinomial:', multinom.pmf([3, 4], n=7, p=[0.4, 0.6]))
print('Solução por binomial:', binom.pmf(3, 7, 0.4))
```

```
Solução por multinomial: 0.290303999999999973
Solução por binomial: 0.290304
```

# EXEMPLO

Suponha que, em uma eleição, de um grande país, com três candidatos, o candidato  $A$  receba 20% dos votos, o candidato  $B$  receba 30% dos votos e o candidato  $C$  receba 50% dos votos. Se seis eleitores forem selecionados aleatoriamente, qual é a probabilidade de haver exatamente um partidário do candidato  $A$ , dois partidários do candidato  $B$  e três partidários do candidato  $C$  na amostra?

$$P(x_1 x_2 \cdots x_k | n, p_1 p_2 \cdots p_k) = \binom{n}{x_1 x_2 \cdots x_k} \prod_{i=1}^k p_i^{x_i}$$

$$P(A = 1, B = 2, C = 3 | 6, p_A = 0,20; p_B = 0,30; p_C = 0,50) = \frac{6!}{1!2!3!} 0,2^1 0,3^2 0,5^3$$

$$P(A = 1, B = 2, C = 3 | 6, p_A = 0,20; p_B = 0,30; p_C = 0,50) = 13,5\%$$

```
print('Solução por multinomial:', '{:.2%}'.format(multinom.pmf([1,2,3], n=6, p=[0.2,0.3, 0.5])))
```

```
Solução por multinomial: 13.50%
```

# E SE...

Supõe-se, agora, que 1000 pessoas são entrevistadas. Quantas, provavelmente, votarão em cada candidato?

```
p = [0.2, 0.3, 0.5]
k = 1000
# Rodar a simulação
cases = multinom.rvs(k, p)
# summarize cases
for i in range(len(cases)):
    print('Candidato %d: %d' % (i+1, cases[i]))
```

```
Candidato 1: 179
Candidato 2: 308
Candidato 3: 513
```

# TORNEIO DE XADREZ

Em um torneio de xadrez, queremos determinar qual é a probabilidade de, após 12 jogos, o jogador 1 ter 7 vitórias, o jogador 2 ter 2 vitórias e os jogos restantes terminarem empatados. Para isso, suponha que a probabilidade do Jogador 1 vencer seja 40%, o Jogador 2 seja 35% e o empate tenha probabilidade 25%. Portanto temos,

```
multinom.pmf([7,2,3], n=12, p=[0.4, 0.35,0.25])
```

```
Probabilidade final: 0.024837119999999996
```

# VAMOS TESTAR VÁRIAS PARTIDAS...

```
n = 12          # número de partidas
pvals = [0.4, 0.35, 0.25]  # probabilidades em uma única partida

# número de partidas jogadas
sizes = []
# uma lista para conter proporções (devem ser convergentes para pvals)
# em que o jogador 1 vence 7 vezes, o jogador 2 vence 2 vezes e ocorrem 3 empates:
p = []
```

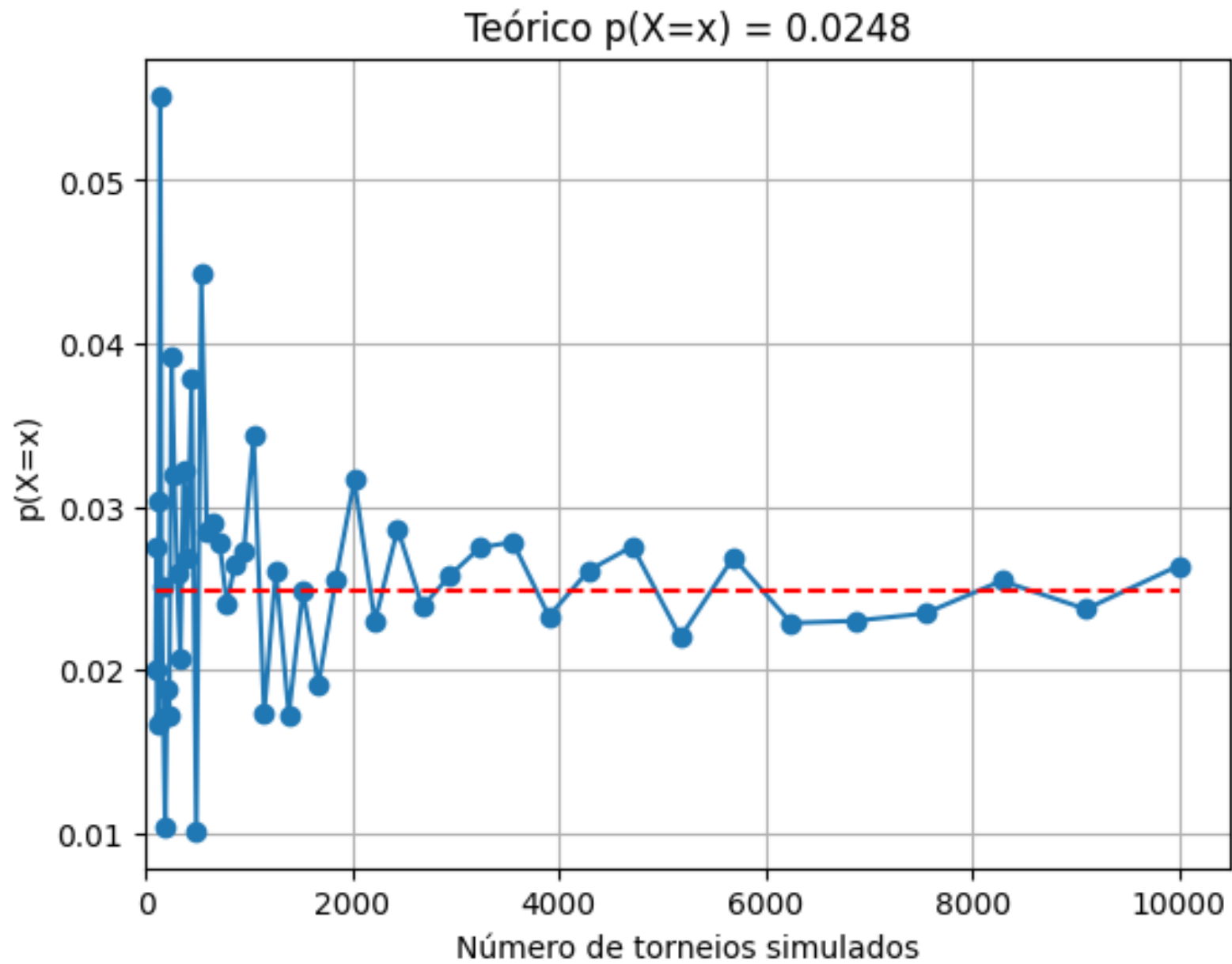
Vamos testar várias simulações de 12 partidas

Vamos verificar quantas vezes conseguimos que o jogador 1 vença 7 partidas, o jogador 2 vença 2 e ocorram 3 empates

```
sizes = [100, 109, 120, 132, 145, 159, 175, 193, 212, 232, 255,
281, 308, 339, 372, 409, 449, 494, 542, 596, 655, 719, 790, 868,
954, 1048, 1151, 1264, 1389, 1526, 1676, 1842, 2023, 2222, 2442,
2682, 2947, 3237, 3556, 3906, 4291, 4714, 5179, 5689, 6250,
6866, 7543, 8286, 9102, 10000]
```

```
for size in np.logspace(2,4):
    # variáveis aleatórias discretas são geradas de acordo com a distribuição multinomial:
    outcomes = multinom.rvs(n, pvals, size=int(size))
    # vamos contar a proporção do resultado esperado sobre todos os resultados
    # deverá convergir para a probabilidade
    prob = sum((outcomes[:,0]==7) & (outcomes[:,1]==2) & (outcomes[:,2]==3)) / len(outcomes)
    p.append(prob)
    sizes.append(int(size))

# Gráfico
fig1 = plt.figure()
plt.plot(sizes, p, 'o-')
plt.plot(sizes, [0.0248]*len(sizes), '--r')
plt.grid()
plt.xlim(xmin=0)
plt.xlabel('Número de partidas')
plt.ylabel('p(X=K)')
plt.title('Teórico p(X=K) = 0.0248');
```





# DISTRIBUIÇÃO GEOMÉTRICA



Quantas tentativas eu preciso  
para chegar ao sucesso?

# DISTRIBUIÇÃO GEOMÉTRICA

A distribuição geométrica fornece a probabilidade de que a primeira ocorrência de sucesso em uma série de testes de Bernoulli exija  $k$  tentativas independentes, cada uma com probabilidade de sucesso  $p$ . Então a probabilidade de que a  $k$ -ésima tentativa seja o primeiro sucesso é dada por,

$$P(X = k) = p(1 - p)^{k-1}$$

para  $k = 1, 2, 3 \dots$

As três suposições necessárias para aplicação do modelo são:

- Existem dois resultados possíveis para cada tentativa (sucesso ou fracasso).
- As tentativas são independentes.
- A probabilidade de sucesso é a mesma em todas as tentativas.

# VALOR ESPERADO E VARIÂNCIA DO MODELO

Valor esperado e a variância da distribuição são definidas pelas relações:

$$E[x] = \frac{1}{p}$$
$$\sigma_x^2 = \frac{1 - p}{p^2}$$

# EXEMPLO

Um médico está procurando um antidepressivo para um paciente recém-diagnosticado. Suponha que, dos antidepressivos disponíveis, a probabilidade de que um medicamento em particular seja eficaz para um paciente em particular seja  $p = 0,4$ .

- Qual é o número esperado de medicamentos que serão testados para encontrar um que seja eficaz?
- Qual é a probabilidade de que o primeiro medicamento considerado eficaz para esse paciente seja o primeiro medicamento testado, o segundo medicamento testado e assim por diante?

$$E[x] = \frac{1}{p} = \frac{1}{0,4} = 2,5$$

$$P(X = k) = p(1 - p)^{k-1} = 0,4(0,6)^{k-1}$$

| $k$ | $P(X = k) = 0,4(0,6)^{k-1}$       |
|-----|-----------------------------------|
| 1   | $P(1) = 0,4 \times 1 = 0,4$       |
| 2   | $P(2) = 0,4 \times 0,6 = 0,24$    |
| 3   | $P(3) = 0,4 \times 0,6^2 = 0,144$ |

```
from scipy.stats import geom
```

```
# Probabilidade de sucesso, p; e número de tentativas até o sucesso, k
p=0.4
k=3
print('A chance de acertar na terceira tentativa é:', '{:.2%}'.format(geom.pmf(k,p)))
mean, var = geom.stats(p, moments='mv')
print('Média=%.3f, Variância=%.3f' % (mean, var))
```

```
A chance de acertar na terceira tentativa é: 14.40%
Média=2.500, Variância=3.750
```

# PARA VOCÊ FAZER...

Um paciente está aguardando um doador de rim compatível para transplante. Se a probabilidade de um doador selecionado aleatoriamente ser compatível é  $p = 0,1$ , qual é o **número esperado de doadores** que serão testados antes que um compatível seja encontrado?

# BASQUETE

Nos esportes, é comum os jogadores fazerem várias tentativas de marcar pontos. Cada tentativa única pode ter dois resultados possíveis: pontuação ou não pontuação. Essas situações podem ser modeladas com distribuições geométricas. Responda,

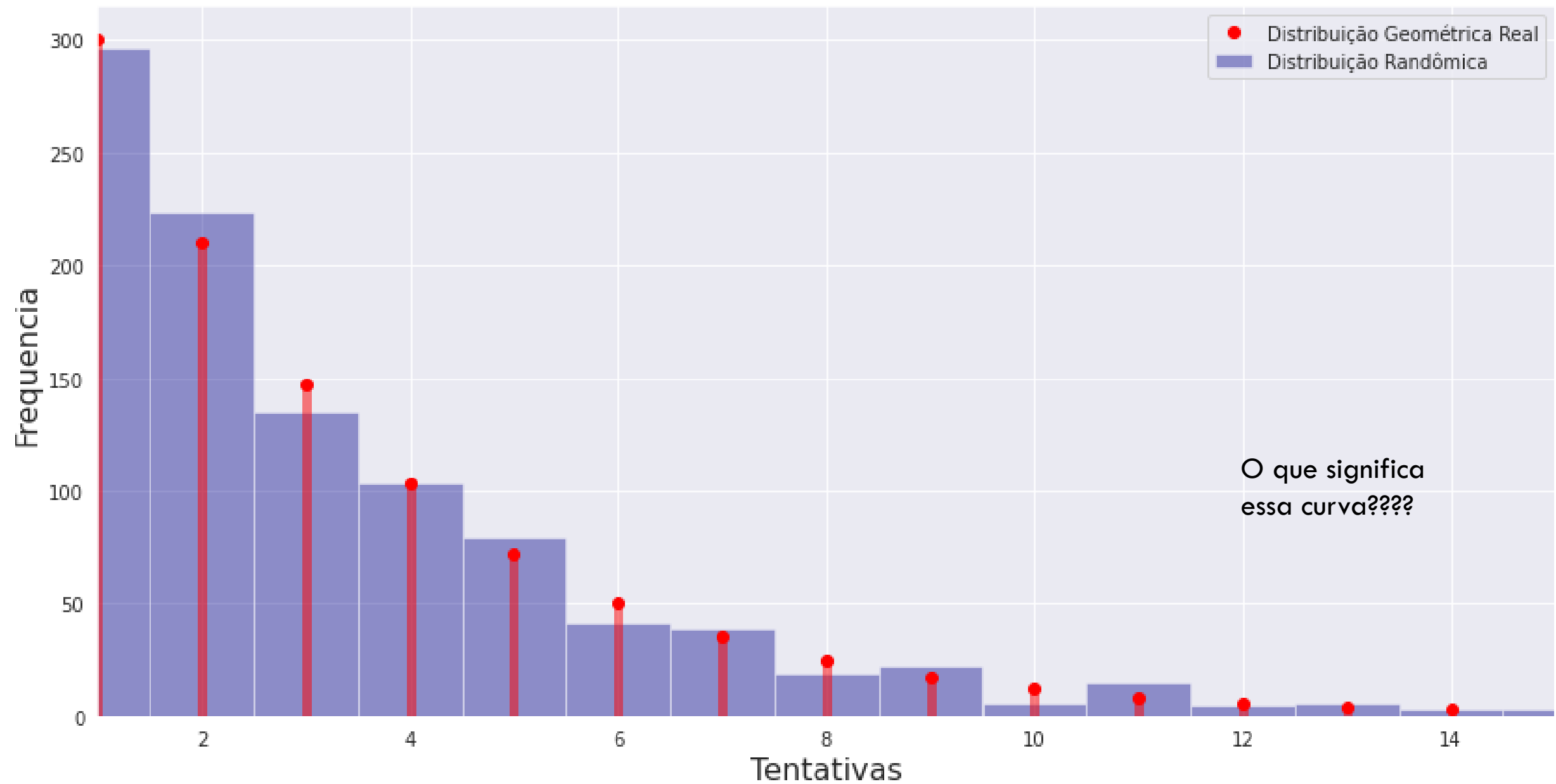
- Qual a probabilidade de um jogador de basquete acertar uma cesta de 3 pontos na terceira tentativa, dado que a probabilidade de sucesso é de 30%?
- Mostre a curva de tentativas  $k$  até o sucesso para 1000 repetições do evento.

```
# Probabilidade de sucesso, p; e número de tentativas até o sucesso, k
p=0.3
k=3
print('A chance de acertar na terceira tentativa é: ', '{:.2%}'.format(geom.pmf(k,p)))
mean, var = geom.stats(p, moments='mv')
print('Média=%.3f, Variância=%.3f' % (mean, var))
```

```
A chance de acertar na terceira tentativa é:  14.70%
Média=3.333, Variância=7.778
```

```
# Criação da amostra
p=0.3
trials = 1000
sample = geom.rvs(p, size=trials)
# Plotagem dos resultados
sns.set_style("darkgrid")
fig, ax = plt.subplots(figsize=(14,7))
ax = sns.distplot(sample, bins = np.linspace(0,15,16)+0.5, kde=False, label='Distribuição
Randômica',color=colors[0])
k = range(1,15)
ax.plot(k, geom.pmf(k, p)*trials, 'ro', label='Distribuição Geométrica Real')
print(geom.pmf(k, p))
ax.vlines(k, 0, geom.pmf(k, p)*trials, colors='r', lw=5, alpha=0.5)
plt.legend()
plt.xlim(1,15)
ax.set_xlabel("Tentativas até o sucesso",fontsize=16)
ax.set_ylabel("Frequencia",fontsize=16)
plt.savefig(fname='Basquete_Hist', dpi=150)
```

```
[0.3 0.21 0.147 0.1029 0.07203 0.050421 0.0352947 0.02470629 0.0172944 0.01210608 0.00847426 0.00593198
0.00415239 0.00290667]
```





# DISTRIBUIÇÃO DE POISSON

# NEM SEMPRE FUNCIONA...

Em muitos casos conhecemos o número de sucessos, porém o número de fracassos seria difícil de ser determinado, ou muitas vezes não faria nenhum sentido prático.

Por exemplo, **número de descargas elétricas em um dia normal de chuvas.**

Podemos, num determinado espaço de tempo determinar o número de descargas elétricas que ocorreram, porém, o número de descargas elétricas que deixaram de ocorrer não poderá ser determinado.

# DISTRIBUIÇÃO DE POISSON

Utilizada para determinar o número de sucessos em um intervalo **contínuo** de avaliação, o qual pode ser tempo, distância, área superficial, entre outros.

**A variável aleatória (número de ocorrências) é discreta!**

A distribuição tem como parâmetro a frequência média de sucessos do fenômeno estudado ( $\lambda$ ),

$$P(x) = \frac{e^{-\lambda t} (\lambda t)^x}{x!}$$

onde  $t$  representa a magnitude do intervalo contínuo e  $x \geq 0$  e inteiro.

A distribuição é usualmente referenciada pelo símbolo  $X \sim Po(\lambda)$ .

# VALOR ESPERADO E VARIÂNCIA DO MODELO

Valor esperado e a variância da distribuição são definidas pelas relações:

$$\begin{aligned}E[x] &= \lambda \\ \sigma_x^2 &= \lambda\end{aligned}$$

Única distribuição em que a média é igual à variância...

# EXEMPLO

Um digitador faz em média 3 erros por página. Qual a probabilidade que em um teste de digitação de uma página, este não cometa mais de um erro.

**Fonte:** Costa Neto, P. L. ; Cymbalista, M.  
“Probabilidades”, 2ª edição, Editora Edgard  
Blucher, 2006.

Aplicando-se a distribuição de Poisson, tem-se:

$$P(x) = \frac{e^{-3 \times 1} (3 \times 1)^x}{x!}$$

onde  $x$  é o número de erros em uma página digitada.

O termo não mais de um erro significa que podem ser cometidos 0 erro ou 1 erro.

Esta probabilidade é expressa pela relação:

$$P(x \leq 1) = P(0) + P(1)$$

$$P(x \leq 1) = \frac{e^{-3 \times 1} (3 \times 1)^0}{0!} + \frac{e^{-3 \times 1} (3 \times 1)^1}{1!}$$

$$P(x \leq 1) = 0,0498 + 0,1494 = 0,199$$

# OUTRO EXEMPLO

Um telefone recebe em média 0,25 chamadas por hora. Qual a probabilidade de, em 4 horas, receber:

- a) No máximo 2 chamadas?
- b) Exatamente três chamadas?
- c) No mínimo 3 chamadas?

$\lambda$ : 0,25 chamadas/hora (taxa de ocorrência do evento)

$t = 4$  horas

$$P(x) = \frac{e^{-\lambda t} (\lambda t)^x}{x!} = \frac{e^{-0,25 \times 4} (0,25 \times 4)^x}{x!} = \frac{e^{-1}}{x!}$$

$$a. \quad P(x \leq 2) = P(x = 0) + P(x = 1) + P(x = 2)$$

$$P(x = 0) = \frac{e^{-1}}{0!} = 0,3679$$

$$P(x = 1) = \frac{e^{-1}}{1!} = 0,3679$$

$$P(x = 2) = \frac{e^{-1}}{2!} = 0,1839$$

$$P(x \leq 2) = 2 \times 0,3679 + 0,1839$$

$$P(x \leq 2) = 0,9197 = 91,97\%$$

$\lambda$ : 0,25 chamadas/hora (taxa de ocorrência do evento)

$t = 4$  horas

$$P(x) = \frac{e^{-\lambda t} (\lambda t)^x}{x!} = \frac{e^{-0,25 \times 4} (0,25 \times 4)^x}{x!} = \frac{e^{-1}}{x!}$$

$$b. \quad P(x = 3) = \frac{e^{-1}}{3!} = 0,0613$$

$$P(x = 3) = 6,13\%$$

$\lambda$ : 0,25 chamadas/hora (taxa de ocorrência do evento)

$t = 4$  horas

$$P(x) = \frac{e^{-\lambda t} (\lambda t)^x}{x!} = \frac{e^{-0,25 \times 4} (0,25 \times 4)^x}{x!} = \frac{e^{-1}}{x!}$$

$$c. \quad P(x \geq 3) = 1 - P(x \leq 2)$$

$$P(x \geq 3) = 1 - 0,9197 = 0,0803$$

$$P(x \geq 3) = 8,03\%$$

# VOLTEMOS AO NOTEBOOK

```
from scipy.stats import poisson
```

```
lamb_value=0.25
tot=4
mu=lamb_value*tot
iterable = (poisson.pmf(i, mu) for i in range(0,3))
values = np.fromiter(iterable, float) print(values)
aux = np.sum(values)
#Pode-se usar a acumulada cdf
aux2 = poisson.cdf(2, mu)
print('A probabilidade de receber, no máximo, 2 chamadas, é:
', '{:.2%}'.format(aux), 'ou', '{:.2%}'.format(aux2))
```

```
[0.36787944 0.36787944 0.18393972]
```

```
A probabilidade de receber, no máximo, 2 chamadas, é: 91.97% ou 91.97%
```

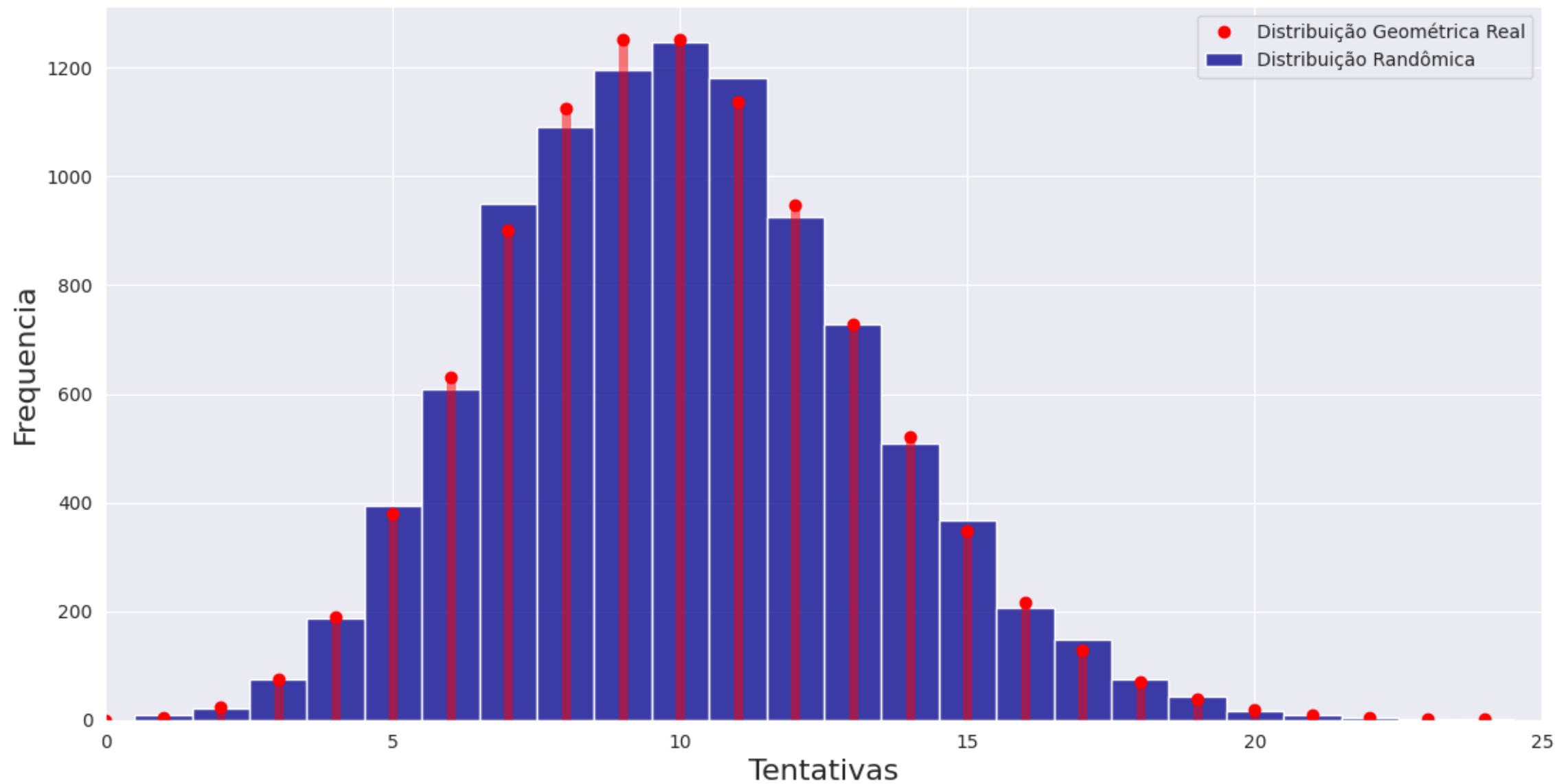
```
x = 3
print('A probabilidade de receber 3 chamadas, é: ', '{:.2%}'.format(poisson.pmf(x,mu)))
print('A probabilidade de receber no mínimo 3 chamadas, é: ', '{:.2%}'.format(1-aux))
```

```
A probabilidade de receber 3 chamadas, é: 6.13%
```

```
A probabilidade de receber no mínimo 3 chamadas, é: 8.03%
```

# ANÁLISE RANDÔMICA

```
# Distribuição randômica
lamb_value=2.5 #troque os valores de lambda e verifique a forma da curva
tot=4
mu=lamb_value*tot
trials = 10000
sample_poisson = poisson.rvs(mu, size=trials)
# Plotagem dos resultados
sns.set_style("darkgrid")
fig, ax = plt.subplots(figsize=(14,7))
ax = sns.distplot(sample_poisson, bins = np.linspace(0,26,27)+0.5, kde=False,
label='Distribuição Randômica',color=colors[0])
k = range(0,25)
ax.plot(k, poisson.pmf(k, mu)*trials, 'ro', label='Distribuição Geométrica Real')
print(poisson.pmf(k, mu))
ax.vlines(k, 0, poisson.pmf(k,mu)*trials, colors='r', lw=5, alpha=0.5)
plt.legend()
plt.xlim(0,25)
ax.set_xlabel("Tentativas",fontsize=16)
ax.set_ylabel("Frequencia",fontsize=16)
plt.savefig(fname='Basquete_Hist', dpi=150)
```





# SPOILER

AS LOCADORAS DE CARROS  
DO JACK

# JACK'S CAR RENTAL PROBLEM

**Definição do problema:** Jack possui duas locadoras de veículos como parte de uma agência nacional de locação. As duas locadoras têm níveis variados de demanda (aluguel de carros por dia) e de devolução (quantos carros são devolvidos por dia). Como uma delas tem mais demanda do que devolução, Jack move os carros durante a noite de um local para outro. Ele quer ter certeza de que tem carros suficientes em cada local para maximizar seu retorno.

**As questões que ajudaremos Jack a responder são:**

Mas, isto é um spoiler do curso de Aprendizado por Reforço!



# POISSON

O número de carros em cada local de aluguel de carros deve nos fornecer um **retorno esperado**, quanto dinheiro esperamos ganhar. Esse retorno é **influenciado por uma distribuição aleatória de Poisson que usaremos para ponderar todos os possíveis retornos/alugueis que podem ocorrer.**

|                     | <i>Taxa de ocorrência <math>\lambda</math></i> |                   |
|---------------------|--|-------------------|
|                     | <b>Locadora 1</b>                              | <b>Locadora 2</b> |
| Solicitação (saída) | 3  | 4                 |
| Devolução (entrada) | 3  | 2                 |

A Locadora 2 tem mais alugueis do que devoluções, enquanto a Locadora 1 tem número igual de alugueis e devoluções.

# EXEMPLO — LOCADORA 2

Suponhamos que o aluguel e a devolução de carros na locadora seguem um processo de Poisson, com médias iguais a 4 e 2, respectivamente.

- a) Qual é a probabilidade de exatamente 5 carros serem alugados em 1 dia?
- b) Qual é a probabilidade de pelo menos 2 carros serem devolvidos em 1 dia?

Seja  $X$  o número de carros alugados em 1 dia. Como a taxa média de alugueis por dia é de  $\lambda = 4$ ,  $X \sim Po(4)$ .

$$P(x) = \frac{e^{-4t}(4t)^x}{x!}$$

Seja  $Y$  o número de carros devolvidos em 1 dia. Como a taxa média de devoluções por dia é de  $\lambda = 2$ ,  $Y \sim Po(2)$ .

$$P(y) = \frac{e^{-2t}(2t)^y}{y!}$$

Poisson não  
tem limite  
superior.

$$\text{a) } P(x = 5) = \frac{e^{-4 \times 1}(4 \times 1)^5}{5!}$$

$$P(x = 5) = 15,63\%$$

```
lamb_value=4
tot=1
mu=lamb_value*tot
poisson.pmf(5, mu)
```

$$\text{b) } P(y \geq 2) = 1 - P(y = 0) - P(y = 1)$$

$$= 1 - \frac{e^{-2 \times 1}(2 \times 1)^0}{0!} - \frac{e^{-2 \times 1}(2 \times 1)^1}{1!}$$

$$P(y \geq 2) = 1 - 0,1353 - 0,2707 = 0,5940 = 59,40\%$$



# THINK BAYESIAN



# VEROSSIMILHANÇA BINOMIAL

A distribuição Binomial é a distribuição de probabilidade que descreve a probabilidade de obter  $x$  sucessos em  $n$  tentativas, se a probabilidade de sucesso em cada tentativa for  $p$ . Esta distribuição é apropriada para dados de prevalência onde você sabe que teve  $x$  resultados positivos em  $n$  amostras. Seu modelo estima a probabilidade de sucesso,  $P$ , que depende dos parâmetros do modelo.

$$P(x|n, p) = \binom{n}{x} p^x (1 - p)^{n-x}$$

# VOCÊ GOSTA DE COCA ZERO OU COCA NORMAL?

Que atire a primeira latinha quem nunca bebeu refrigerante na vida!



$$P(x|n, p) = \binom{n}{x} p^x (1 - p)^{n-x}$$

# SERÁ QUE AS PESSOAS PREFEREM ZERO A NORMAL?

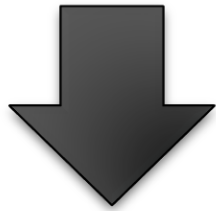
$$P(x|n, p) = \binom{n}{x} p^x (1 - p)^{n-x}$$

$$P(x = 4|n = 7, p = 0.5) = \left( \frac{7!}{4! (7 - 4)!} \right) 0.5^4 (1 - 0.5)^{7-4} = 0.273$$



A probabilidade de ocorrer  $x$ , dado  $n$  e  $p$

$$P(x = 4 | n = 7, p = 0.5)$$



$$P(p = 0.5 | n = 7, x = 4)$$

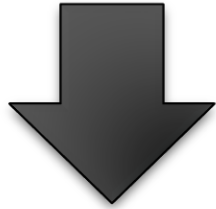
A verossimilhança de  $p$ , dado  $n$  e  $x$

Mas, e se não soubermos  
 $p$  e quisermos calcular a  
verossimilhança de  
 $p = 0.5$ ?



A probabilidade de ocorrer  $x$ , dado  $n$  e  $p$

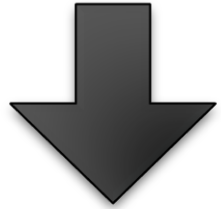
$$P(x = 4 | n = 7, p = 0.5)$$



$$P(p = 0.5 | n = 7, x = 4) = \left( \frac{7!}{4! (7 - 4)!} \right) 0.5^4 (1 - 0.5)^{7-4} = 0.273$$

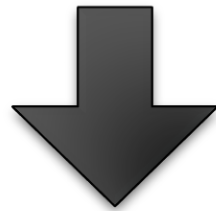
A verossimilhança de  $p$ , dado  $n$  e  $x$

Podemos variar  $p$



$$P(p = 0.5 | n = 7, x = 4) = \left( \frac{7!}{4! (7 - 4)!} \right) 0.5^4 (1 - 0.5)^{7-4} = 0.273$$

Enquanto  $n, x$   
permanecem  
constantes



$$P(p = 0.5 | n = 7, x = 4) = \left( \frac{7!}{4! (7 - 4)!} \right) 0.5^4 (1 - 0.5)^{7-4} = 0.273$$

Em outras palavras, podemos calcular a verossimilhança para diferentes valores de  $p$ , dado que 4 em 7 pessoas preferem coca zero.

## POR EXEMPLO

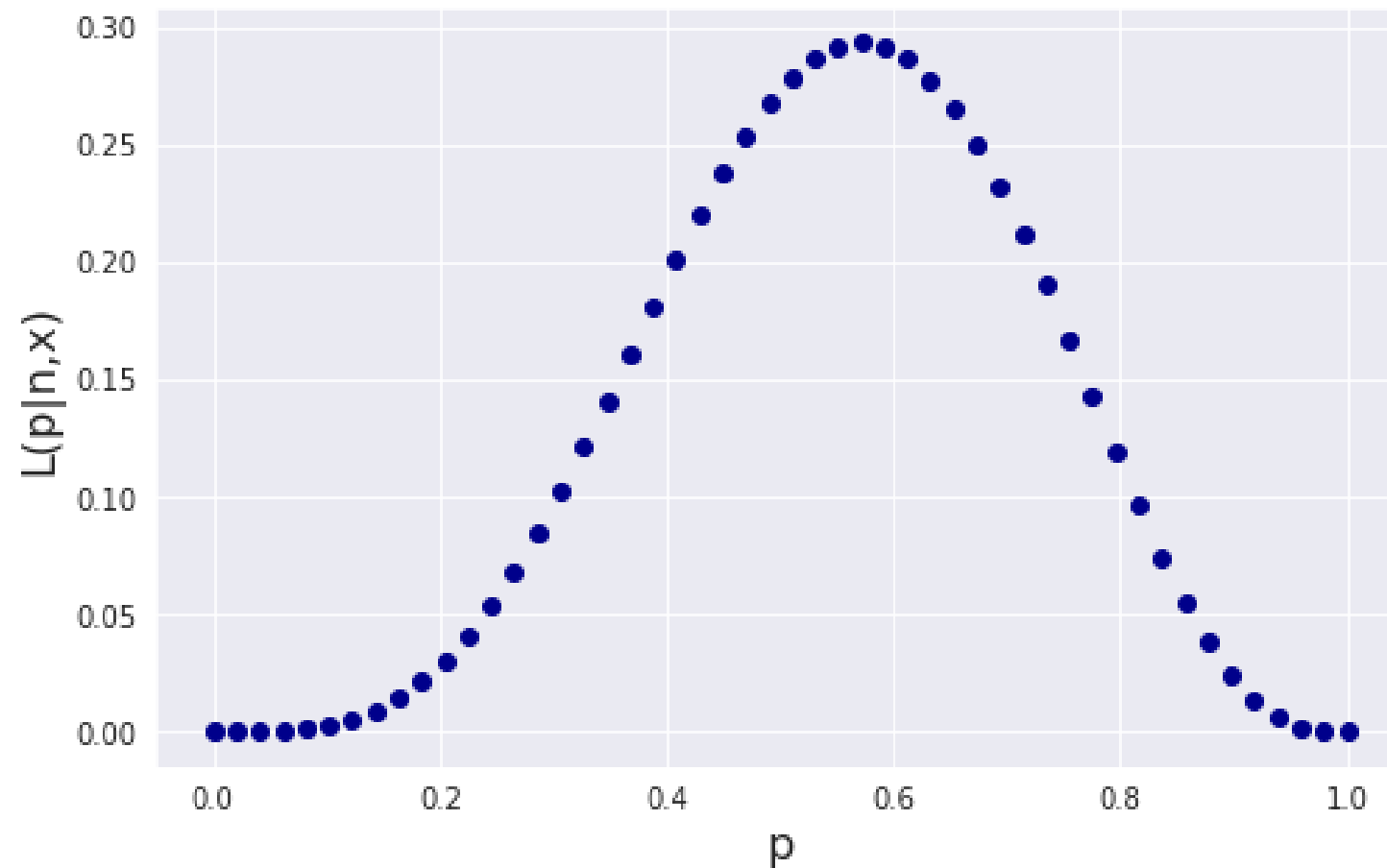
$$P(p = 0.25 | n = 7, x = 4) = \left( \frac{7!}{4! (7 - 4)!} \right) 0.25^4 (1 - 0.25)^{7-4} = 0.058$$

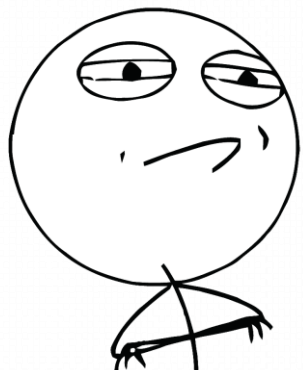
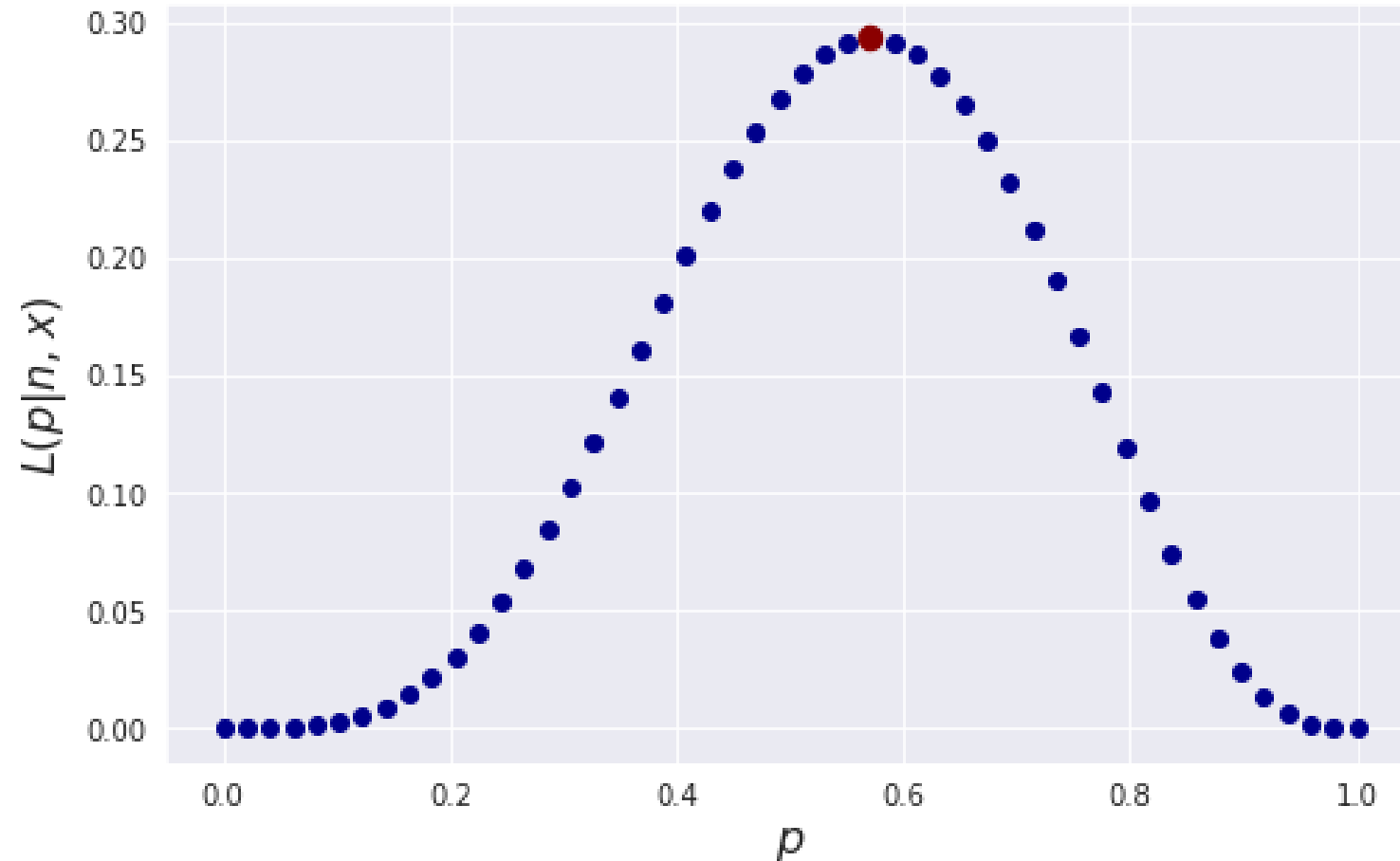
Veja que a verossimilhança de  $p = 0.25$ , dado que 4 em 7 preferem coca zero é menor que a verossimilhança de  $p = 0.5$ .

$$P(p = 0.57 | n = 7, x = 4) = \left( \frac{7!}{4! (7 - 4)!} \right) 0.57^4 (1 - 0.57)^{7-4} = 0.294$$

Veja que a verossimilhança de  $p = 0.57$ , dado que 4 em 7 preferem coca zero é maior que a verossimilhança de  $p = 0.5$ .

# CURVA

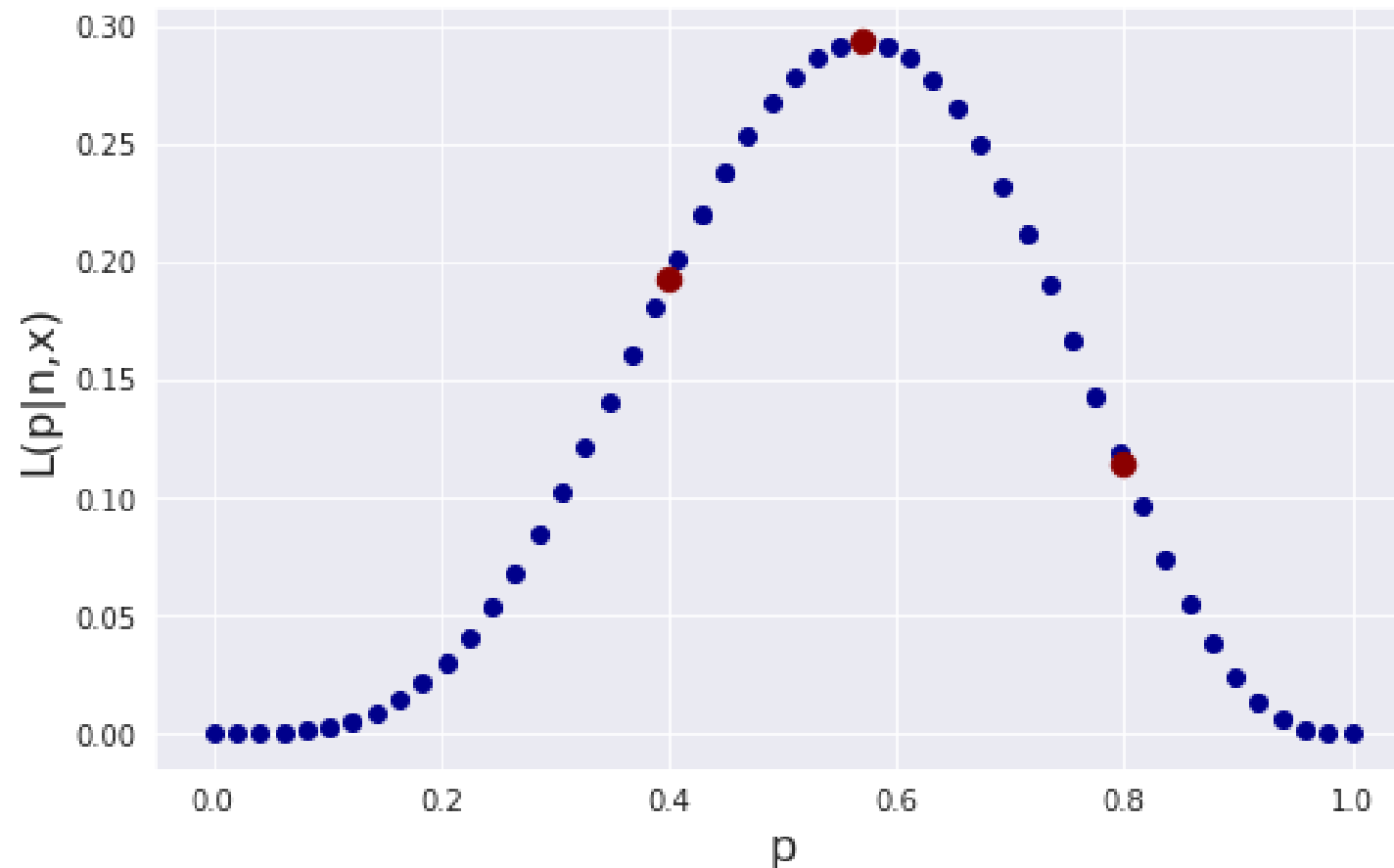




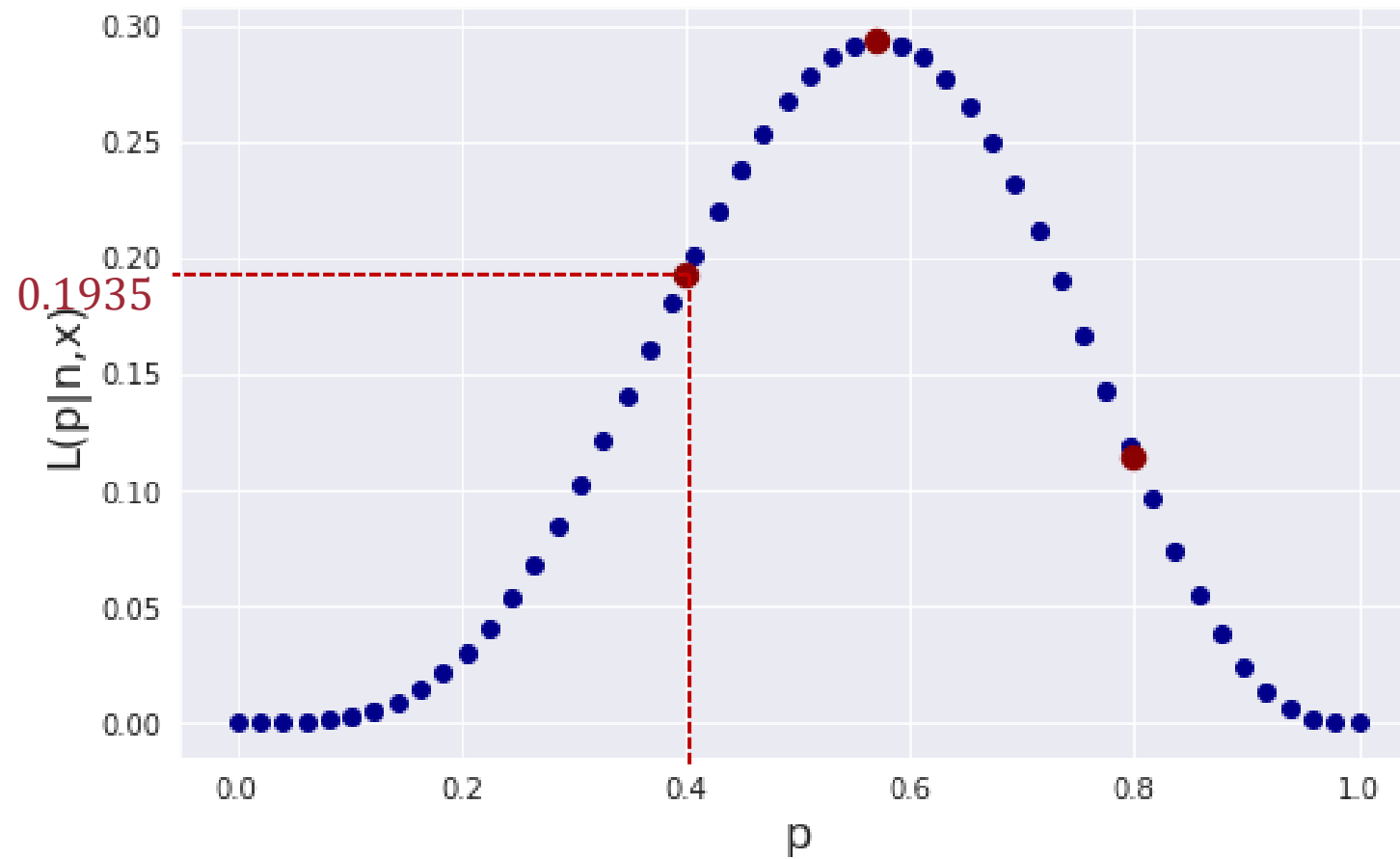
Como calcular  
**MLE?**

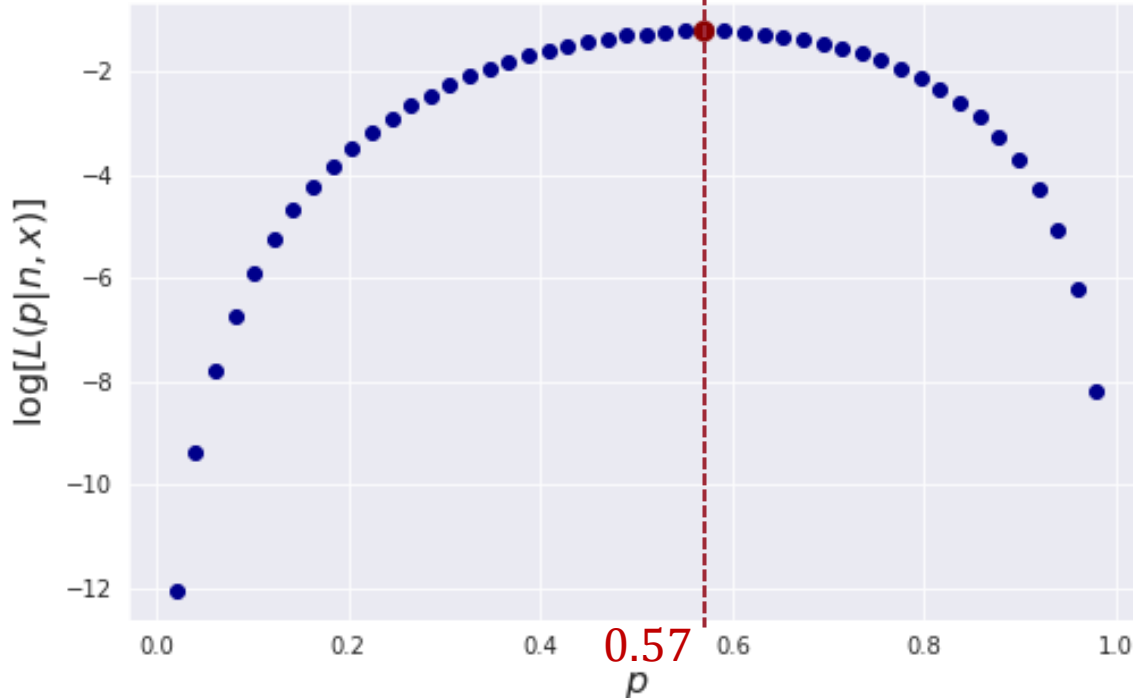
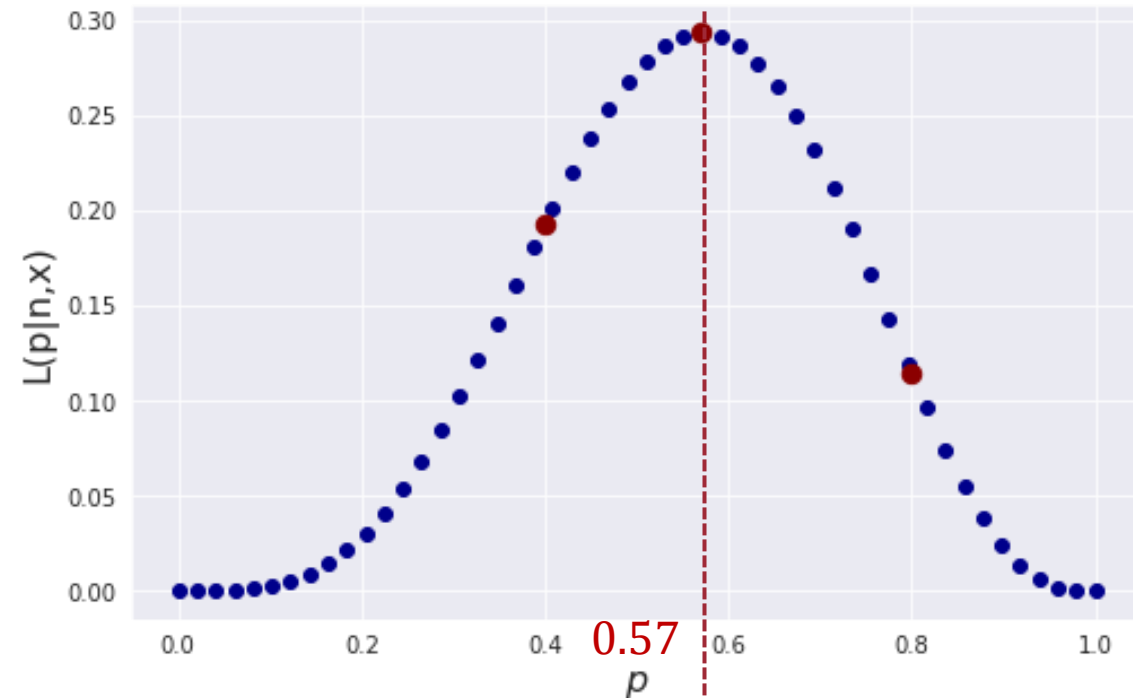
(do inglês, Maximum Likelihood Estimation)

Mas... O mais importante é  
entender o que significa cada  
ponto nessa curva???



$$\mathcal{L}(p = 0.4|n, x) = 0.1935 \cong 20\%$$





Pode-se provar que:

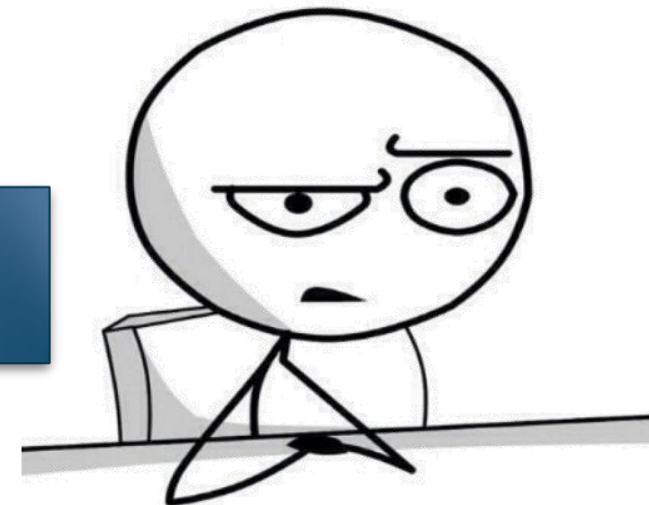
$$\mathcal{L}(p|n, x) = \binom{n}{x} p^x (1 - p)^{n-x}$$

ou:

$$\ln \mathcal{L}(p|n, x) = \ln \binom{n}{x} \ln p^x \ln(1 - p)^{n-x}$$

têm seu máximo em,

$$p = \frac{x}{n}$$



# MLE

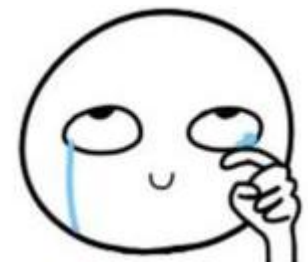
$$\mathcal{L}(p|n = 7, x = 4) = \left( \frac{7!}{4! (7 - 4)!} \right) p^4 (1 - p)^{7-4}$$

Vamos usar logaritmo

$$\ln \mathcal{L}(p|n = 7, x = 4) = \ln \left( \frac{7!}{4! (7 - 4)!} p^4 (1 - p)^{7-4} \right)$$

$$\ln \mathcal{L}(p|n = 7, x = 4) = \ln \left( \frac{7!}{4! (7 - 4)!} \right) + 4 \ln p + (7 - 4) \ln(1 - p)$$

Pronto para derivar e igualar a zero???



$$\ln \mathcal{L}(p|n = 7, x = 4) = \ln \left( \frac{7!}{4! (7 - 4)!} \right) + 4 \ln p + (7 - 4) \ln(1 - p)$$

$$\frac{d \ln \mathcal{L}(p|n = 7, x = 4)}{dp} = 0 + 4 \frac{1}{p} - 3 \frac{1}{1 - p} = 0$$

Multiplicando os dois lados por  $p(1 - p)$ :

$$4(1 - p) - 3p = 0$$

Chega-se a,

$$p = \frac{4}{7} = 0.57$$

# GENERALIZANDO

$$\frac{d \ln \mathcal{L}(p|n, x)}{dp} = \ln \left( \frac{n!}{x! (n-x)!} \right) + x \ln p + (n-x) \ln(1-p)$$

$$\frac{d \ln \mathcal{L}(p|n, x)}{dp} = x \frac{1}{p} - (n-x) \frac{1}{1-p} = 0$$

$$x(1-p) + xp - np = 0$$

$$x - xp + xp - np = 0$$

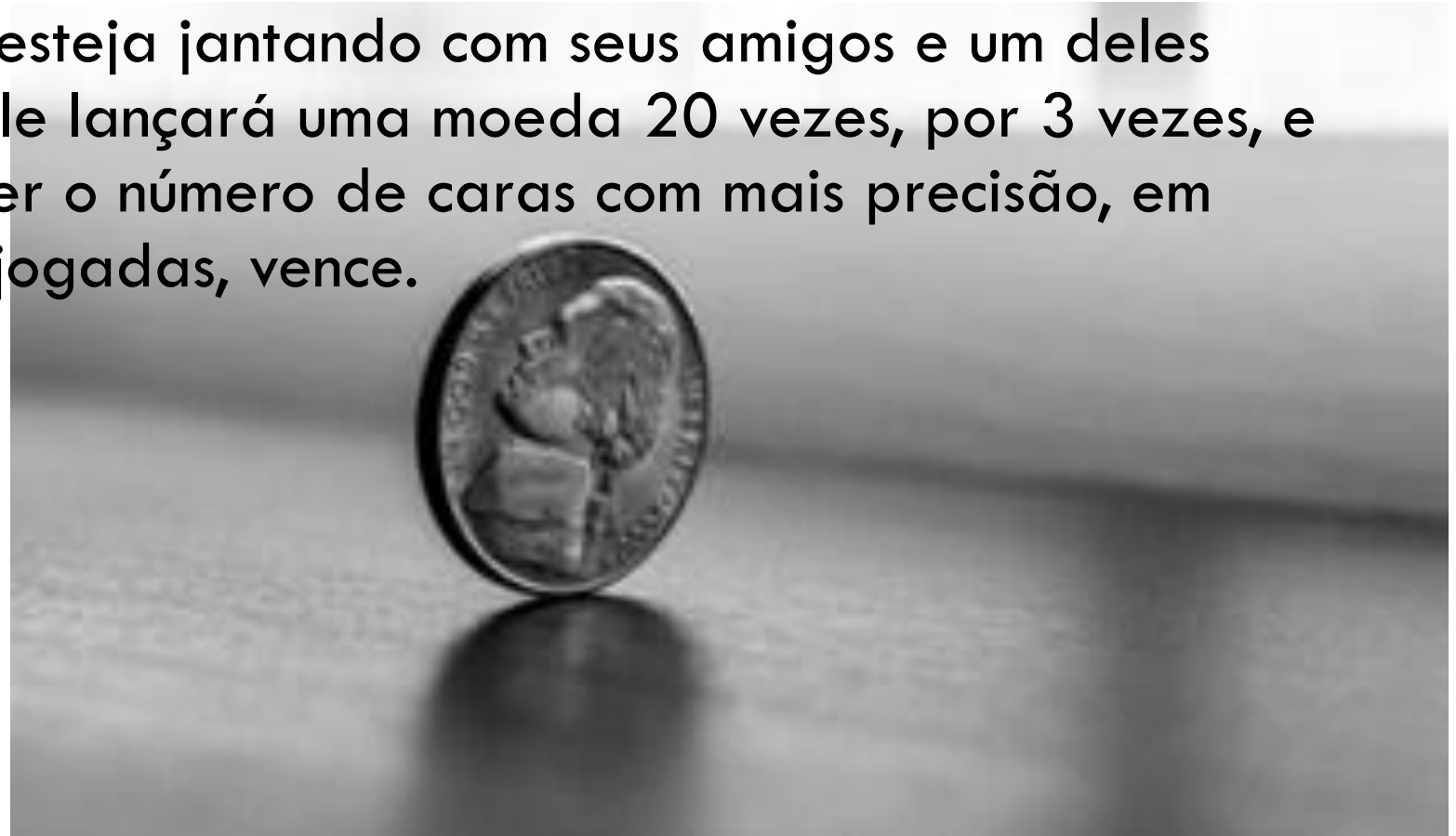
$$p = \frac{x}{n}$$

→ Número de sucessos  
→ Número de tentativas

$$p = \frac{1}{n} \sum_i x_i$$

# SEU PROBLEMA

Suponha que você esteja jantando com seus amigos e um deles sugere um jogo – ele lançará uma moeda 20 vezes, por 3 vezes, e a pessoa que prever o número de caras com mais precisão, em qualquer uma das jogadas, vence.



# VAMOS ANALISAR ENTÃO...

A Posteriori: nossa crença refinada da hipótese, quando levamos em conta a evidência.

*Quão honesta é a moeda do seu amigo, dado que você viu um determinado número de caras para as 20 tentativas.*

**A Priori:** aquilo que acreditamos antes de qualquer experimento. É uma espécie de potência da inferência bayesiana. Sua *crença em quão honesta a moeda de seu amigo é. Será baseando-se nesta hipótese que você irá fazer seu primeiro chute.*

**Verossimilhança:** é a probabilidade condicionada da evidência, dada a hipótese. *Dado o nível de honestidade da moeda de seu amigo, quantas caras se espera para as 20 tentativas.*

$$P(\text{Hipótese}|\text{Evidência}) = P(\text{Hipótese}) \frac{P(\text{Evidência}|\text{Hipótese})}{P(\text{Evidência})}$$

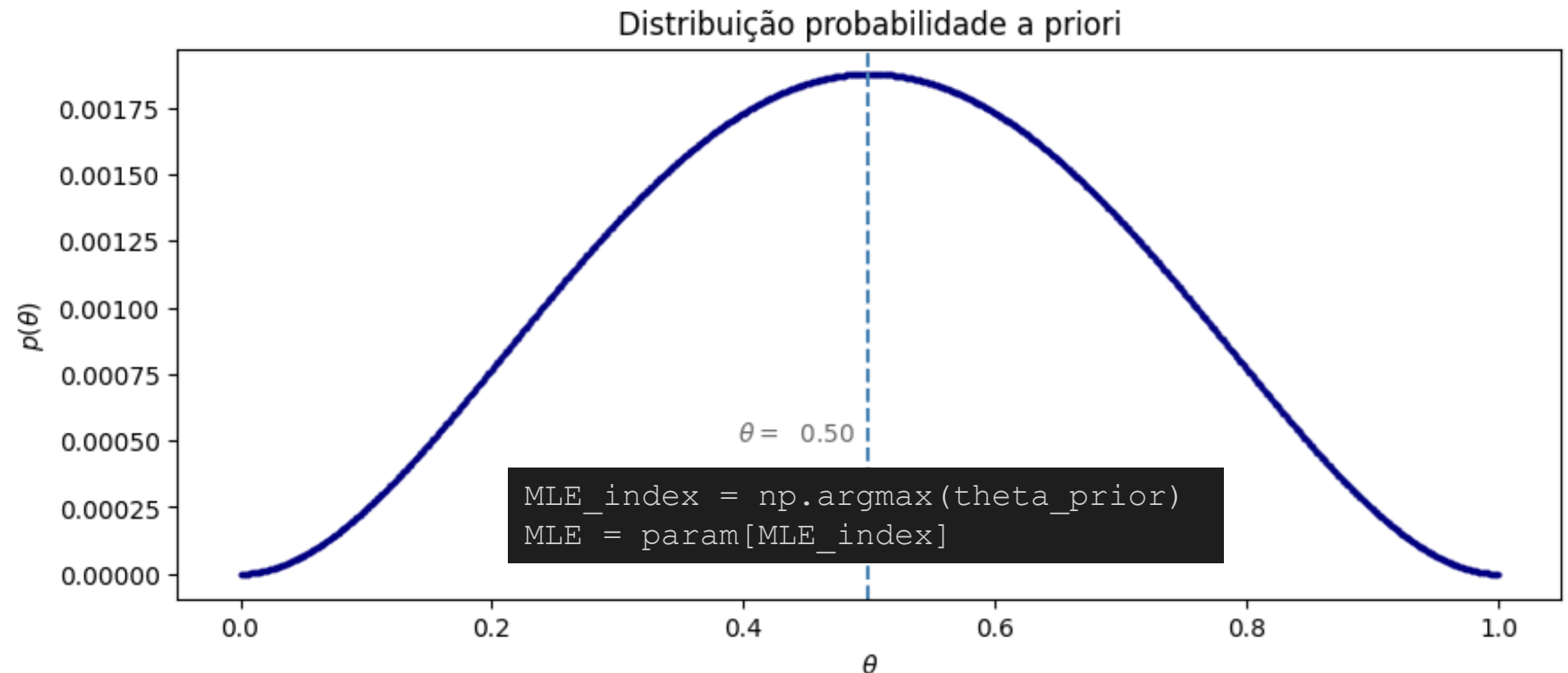
Precisamos modelar todas essas probabilidades. Essa é a principal característica da Estatística Bayesiana: define a probabilidade como uma crença (que pode ser forte ou fraca).

**Evidência:** soma das probabilidades ponderadas de todos os valores possíveis das hipóteses. Se tivéssemos várias observações de níveis de honestidade da moeda (mas não sabíamos ao certo), este valor nos diz a probabilidade de ver uma certa sequência de movimentos (evidência) para todas as possibilidades de nossa crença na honestidade da moeda.

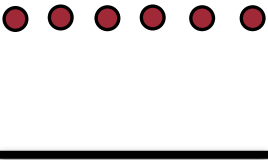
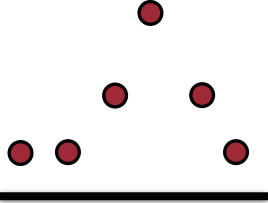
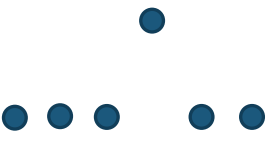
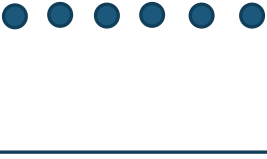
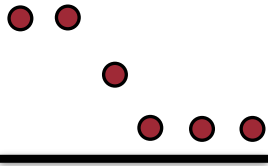
# A PRIORI

Sem nem mesmo jogar a moeda uma vez, você usa sua experiência passada em observações de moedas e, portanto, espera que a probabilidade de observar caras seja 0,5.

```
moeda_prior = [0]*2+[1]*2 # moeda_prior = [0, 0, 1, 1]
param = linspace(0,1,1000)
theta_prior = np.array([np.prod(bernoulli.pmf(moeda_prior, p)) for p in param])
# Normalizamos o valor, dado que não nos preocuparemos com p(E)
theta_prior = theta_prior/np.sum(theta_prior)
theta_initial = theta_prior
```



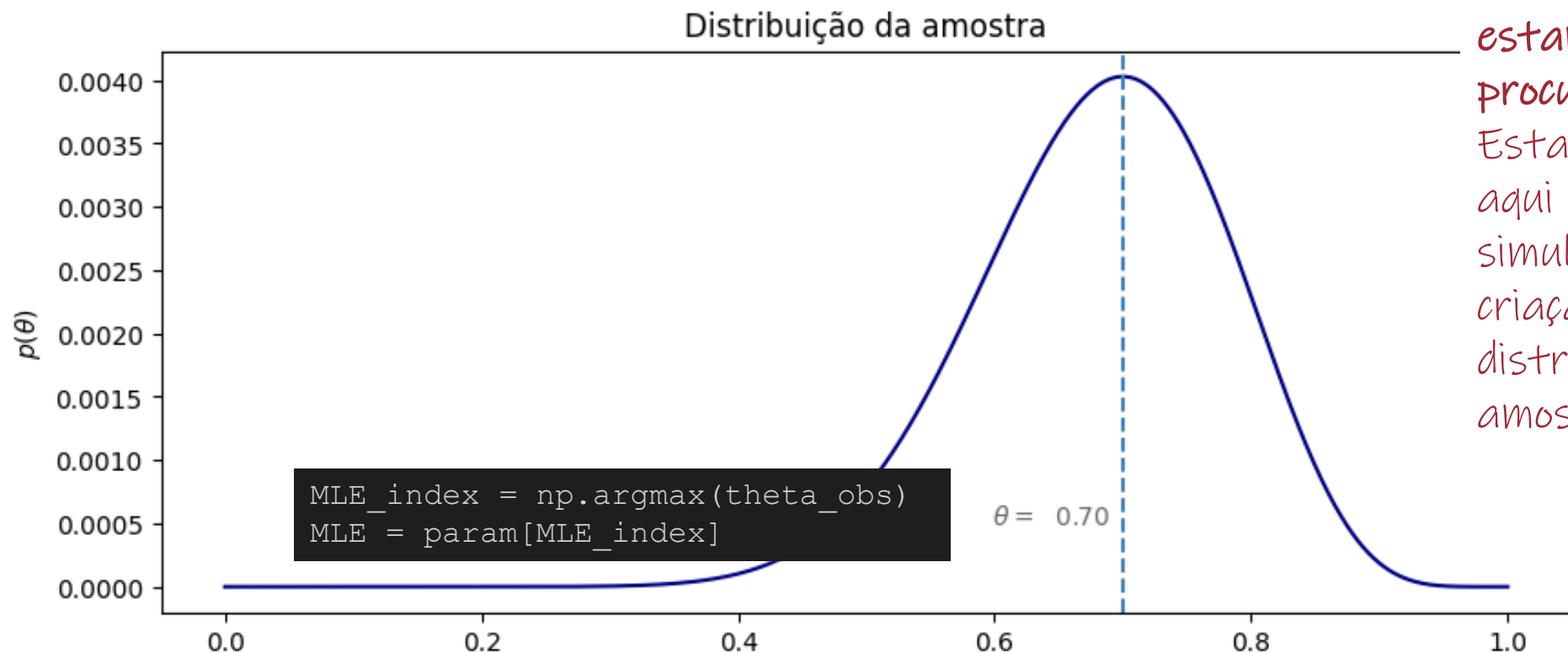
# A CRENÇA A PRIORI É SUA...

| Modelo    | Intervalo      | Forma   | Forte   | Baixo   |
|-----------|----------------|---|---|---|
| Constante | $[a, b]$       |    |   |   |
| Binomial  | $[0, +\infty]$ |   |  |  |
| Poisson   | $[0, +\infty]$ |  |   |   |

# VEROSSIMILHANÇA

```
theta_obs = np.array([np.prod(bernoulli.pmf(moeda_obs, p)) for p in param])  
theta_obs = theta_obs/np.sum(theta_obs)
```

Vamos supor que a nossa moeda, na realidade, não seja equilibrada ( $\theta = 0.77$ ).



Veja que o valor real  $\theta=0.77$  é o valor que não temos e estamos procurando. Estamos usando aqui para simularmos a criação da distribuição de amostragem.

# P(EVIDÊNCIA)

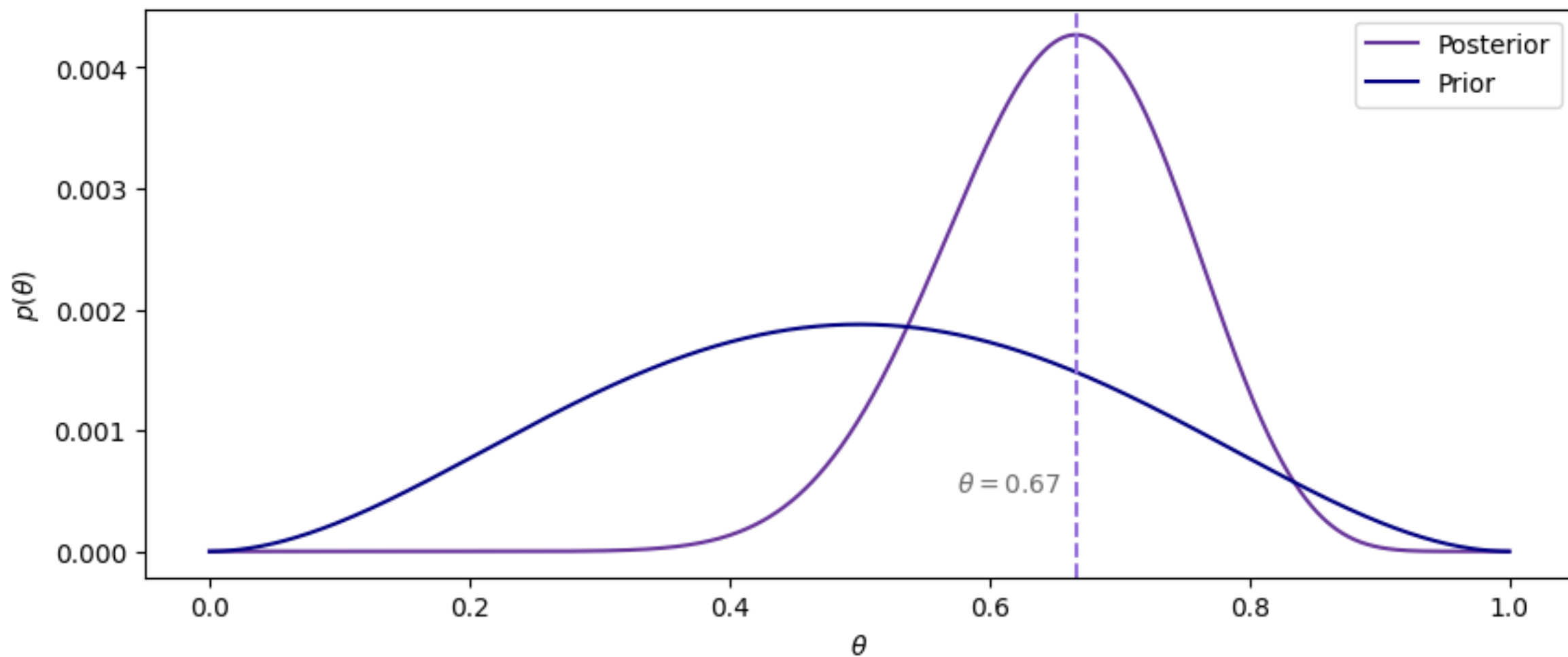
Como mencionado,  $P(\textit{Evidência})$  atua como uma constante normalizadora para tornar a densidade posterior adequada. Como esse denominador simplesmente escala a densidade posterior para torná-la uma densidade adequada, o Teorema de Bayes para distribuições de probabilidade é frequentemente indicado como:

$$P(\textit{Hipótese}|\textit{Evidência}) \propto P(\textit{Hipótese})P(\textit{Evidência}|\textit{Hipótese})$$

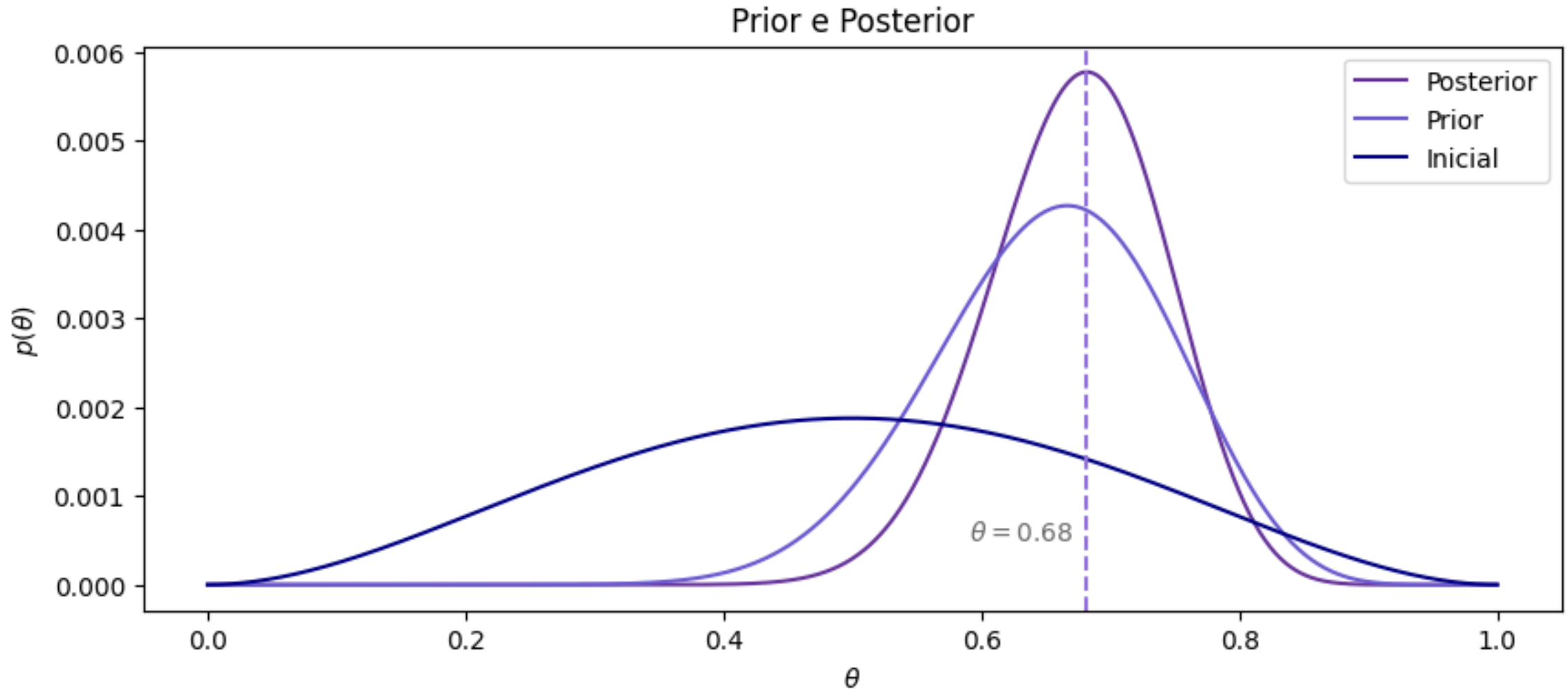
O que realmente importa aqui é o que chamamos de função de verossimilhança e a priori.

$$p(H|E) \propto p(E|H) * p(H) \text{ OU } \textit{Posterior} \propto \textit{Verossimilhança} * \textit{Prior}$$

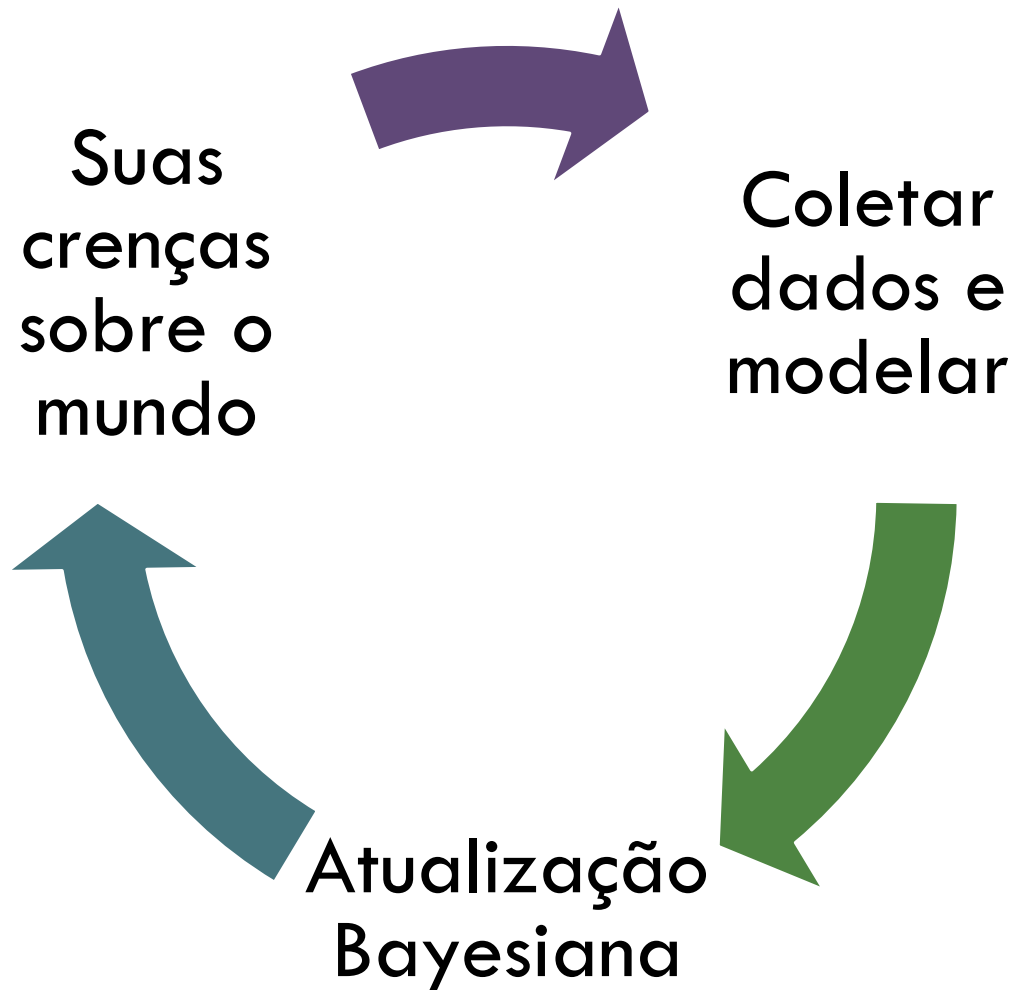
Prior e Posterior



# E ASSIM, ITERATIVAMENTE...



# MÉTODO BAYESIANO



## Passos para uma atualização Bayesiana:

1. Estabeleça uma crença – a primeira distribuição de probabilidade a priori;
2. Colete dados e modele;
3. Atualize suas crenças usando os novos dados para definir sua distribuição de probabilidade a posteriori;
4. Repita os passos 2 e 3 usando o posterior do passo 3 como seu novo priori.

**Likelihood**

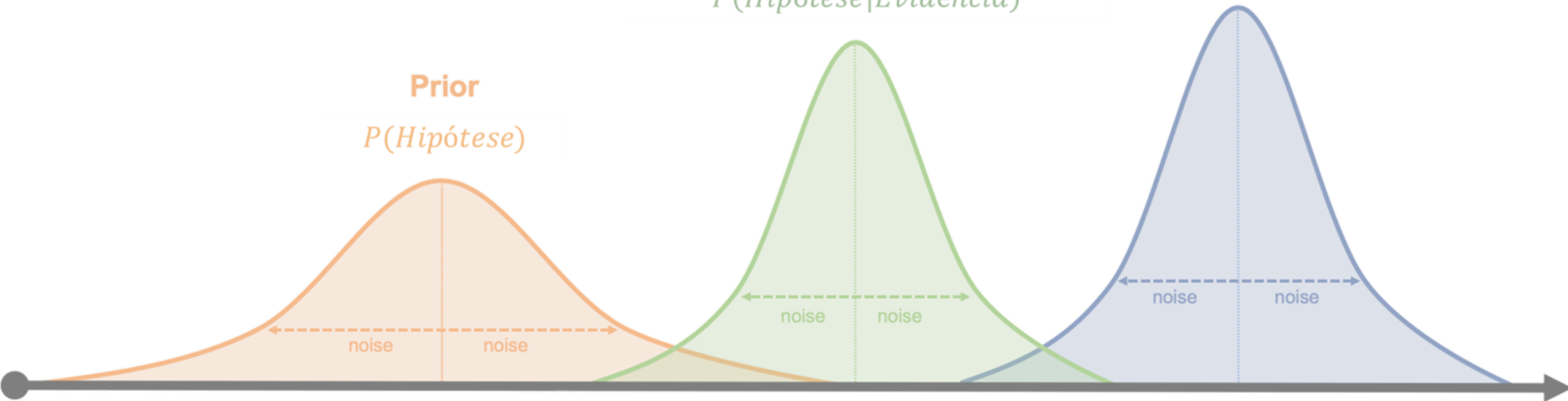
$P(\text{Evidência}|\text{Hipótese})$

**Posterior**

$P(\text{Hipótese}|\text{Evidência})$

**Prior**

$P(\text{Hipótese})$



$$P(\text{Hipótese}|\text{Evidência}) = P(\text{Hipótese}) \frac{P(\text{Evidência}|\text{Hipótese})}{P(\text{Evidência})}$$

# SUA LIÇÃO DE CASA

Você terá uma questão sobre um dos modelos estudados (1) e outra que permitirá fazer upload (2).

No Moodle, será definida uma crença inicial e o valor  $p$  de probabilidade de número de caras da moeda que seu amigo irá jogar.

Quanto à crença inicial, serão definidos dois dados:

1. Se a moeda é honesta, é viesada para maior número de caras, ou é viesada para maior número de coroas;
2. Se a sua crença será forte ou fraca.

Com esses dados, escreva um texto que deve ser ilustrado por, no mínimo, 3 gráficos. O texto deve conter a definição, com justificativa, de quais seriam seus "chutes" inicial, e depois de cada vez que seu amigo joga 20x a moeda; escreva também as suas conclusões a respeito do desempenho de seus resultados. Os 3 gráficos sugeridos são:

1. crença inicial;
2. sua crença atualizada após a primeira vez que seu amigo joga a moeda 20x,
3. sua crença atualizada após a segunda vez que seu amigo joga a moeda 20x.

# NEVER GIVE UP



ACABOU...

Reveja a aula antes  
de resolver os  
exercícios.