# Métodos de Estatística Aplicada com Python Aula 7

### Carlos Góes<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Pós-Graduação em Ciência de Dados Instituto de Educação Superior de Brasília

2017

### Sumário

- Erro padrão e intervalo de confiança
  - Intuição
  - Teorema do Limite Central
  - Média
  - Proporção amostral
  - Diferenças
  - Distribuição-t

### Sumário

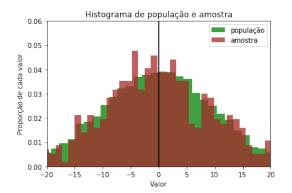
- 💶 Erro padrão e intervalo de confiança
  - Intuição
  - Teorema do Limite Central
  - Média
  - Proporção amostral
  - Diferenças
  - Distribuição-t

# Erro padrão e intervalo de confiança Intuição

- Um dos objetivos de experimentos estatísticos é conseguir descrever, por meio de estatísticas observadas, os parâmetros não-observados de uma população
- Por isso, é importante ter amostras aleatórias que sejam representativas e não-viesadas da população de interesse

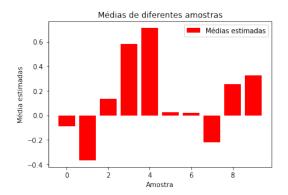
### Intuição

 Como já vimos, mesmo uma amostra representativa não é exatamente idêntica à população.



# Erro padrão e intervalo de confiança Intuição

 Existe, portanto, uma incerteza própria do processo de amostragem, de tal modo que se tirarmos médias de amostras representativas diferentes, elas vão ser um pouco diferentes



Carlos Góes (IESB)

Teorema do Limite Central

- A variabilidade de médias de amostras representativas seguem um padrão interessante: elas aproximam uma distribuição normal
- E a média das médias de amostras representativas tendem a ser muito próximas da média da população: é o que se chama de teorema do limite central
- Vamos, por exemplo, repetir o experimento de tirar médias de jogar um dado muitas vezes e ver a distribuição de médias

Teorema do Limite Central

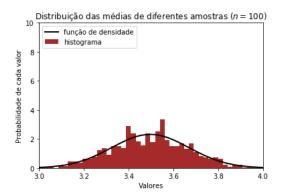
```
import numpy as np
import random
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy import stats
amostra_dados = lambda tamanho: [random.randint(1,6)
for i in range(0,tamanho)]
tamanho, n_{amostras} = 100, 1000
medias = sorted([np.mean(amostra_dados(tamanho))
for i in range(0,n_amostras)])
pdf = list(stats.norm.pdf(medias, loc=np.mean(medias),
scale=np.std(medias)))
```

Teorema do Limite Central

```
plt.hist(medias, bins=50, color='brown',
         label='histograma', normed=True)
plt.plot(medias, pdf, color='black',
         linewidth=2, label='função de densidade')
plt.legend(loc="upper left")
plt.xlabel('Valores')
plt.ylabel('Probabilidade de cada valor')
plt.axis([3, 4, 0, 10])
plt.title(r'Distribuição das médias de diferentes amostras
plt.show()
```

### Teorema do Limite Central

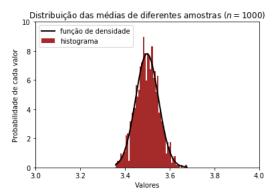
 Note que a média das médias é próxima de 3,5 e parece uma distribuição normal.



Carlos Góes (IESB)

#### Teorema do Limite Central

- E se o tamanho de cada amostra fosse maior, com n = 1000, o que acontece?
- Note que a variabilidade foi reduzida.



◆□▶ ◆□▶ ◆臺▶ ◆臺▶ · 臺 · か९○

#### Teorema do Limite Central

- Teorema do limite central:
  - A média das médias de amostras representativas aproximam-se da média da população:

$$\mu_{\bar{X}} \equiv E(\bar{X}) \equiv \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K} \bar{x}_k = \frac{\bar{x}_1 + \dots + \bar{x}_K}{K} \approx \mu \tag{1}$$

 A desvio padrão das médias estimadas de diferentes amostras representativas reduz-se com o número de observações em cada amostra, seguindo um padrão:

$$\sigma_{\bar{X}} \equiv \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \tag{2}$$

 Para um número suficiente grande de observações e amostragens, a distribuição de médias aproxima-se de uma distribuição normal:

$$ar{X} \sim \mathcal{N}(\mu_{ar{X}}, \sigma_{ar{X}}^2)$$
 (3)

Média

Vimos que:

$$\sigma_{\bar{X}} \equiv \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

- ullet O problema: o parâmetro  $\sigma$  é, na maioria das vezes, desconhecido.
- Por isso, substituímos o parâmetro pela estatística  $s_x$ : o desvio padrão amostral.

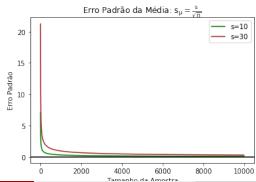
$$s_{\mu} = \frac{s_{\chi}}{\sqrt{n}} \tag{4}$$

#### Média

### Intuição

Quanto maior o desvio padrão, maior o erro padrão. Quanto maior a amostra, menor o erro padrão.

Observando:

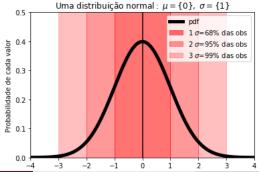


Métodos Estatísticos: Aula 7

### Média

```
sigma = 10
nn = np.linspace(2,10000,num=10000)
se1.se2 = [],[]
for n in nn:
    se1.append(sigma / np.sqrt(n))
    se2.append(3*sigma / np.sqrt(n))
seplot = plt.figure()
plt.plot(nn, se1, color='green', label='s=10')
plt.plot(nn, se2, color='brown', label='s=30')
plt.axhline(y=0, color='black')
plt.legend(loc=1)
plt.xlabel('Tamanho da Amostra')
plt.ylabel('Erro Padrão')
plt.title('Erro Padrão da Média: '
r'mathrm{ s_{mu} = \frac{s}{\sqrt{n}};
plt.show()
```

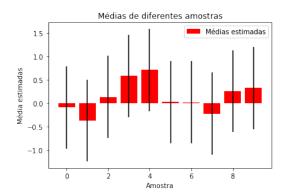
 Como sabemos que a distribuição do erro das médias segue uma distribuição normal, podemos utilizar nosso conhecimento da distribuição normal para criar um intervalo de confiança (ou intervalo de incerteza) ao redor de nossas médias estimadas, com base em nosso erro padrão



Métodos Estatísticos: Aula 7 2017 16 / 32

Média

• Se quisermos um intervalo de confiança que inclua  $\approx 95\%$  das observações da distribuição de médias, podemos descrever um intervalo de 2 erros padrões ao redor da média!



Métodos Estatísticos: Aula 7 2017 17 / 32

Média

```
mu, sigma, = 0, 10
n_amostras, amostra_tam, pop_tam = 10, 500, 100
erros_padrao = 2
pop = np.random.normal(mu, sigma, pop_tam)
amostra = np.matrix([[0 for x in range(n_amostras)]
for y in range(amostra_tam)])
erros, medias = [], []
for i in range(n_amostras):
    s = np.random.choice(pop, size=amostra_tam)
    amostra[:,i] = np.transpose(np.matrix(s))
    media = s.mean()
    medias.append(media)
    erro = erros_padrao * (np.std(s) / np.sqrt(amostra_tam))
    erros.append(erro)
    print("Amostra " + str(i+1) + ", média: {:0.2f}; erro-padrão: {:0.2f}"
    .format(media, erro) )
```

### Proporção amostral

- A mesma lógica vale para proporções de populações
- O cálculo do desvio padrão é um pouco diferente, porque com proporções segue-se a lógica de variáveis discretas (normalmente respostas sim/não, cara/coroa, verdadeiro/falso).
- Por exemplo: no primeiro turno, você votaria no candidato X? Sim/Não
- A distribuição das respostas segue um distribuição binomial

### Proporção amostral

• O erro padrão de uma proporção amostral se dá por

$$s_{\hat{\rho}} = \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{\rho})}{n}} \tag{5}$$

 Por exemplo, se perguntarmos para uma amostra aleatória de 1000 brasilienses se eles vão votar para o candidato x e 27% disserem que sim, qual é o erro padrão?

$$s_{\hat{p}} = \sqrt{\frac{27\% * 73\%}{1000}} = 1,4\% \tag{6}$$

- Qual o intervalo de ±2 erros padrão?
- $27\% \pm 2 * 1, 4 \approx \{24\%, 30\%\}$

4 D > 4 D > 4 E > 4 E > E = 99 P

### Diferenças

- O erro padrão é simplesmente o desvio padrão de estimativas diferentes de médias ou proporções
- O desvio padrão da diferença de duas variáveis independentes é:

$$s_{(x_1-x_2)} = \sqrt{s_{x_1}^2 + s_{x_2}^2} \tag{7}$$

Portanto, o erro padrão de duas variáveis aleatórias independentes é

$$s_{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)} = \sqrt{s_{\bar{x}_1}^2 + s_{\bar{x}_2}^2} \tag{8}$$

<□ > <□ > <□ > < = > < = > < ○</p>

#### Diferenças

• De forma similar, o erro padrão de duas proporções diferentes é:

$$s_{(\hat{\rho}_1 - \hat{\rho}_2)} = \sqrt{s_{\hat{\rho}_1}^2 + s_{\hat{\rho}_2}^2} = \sqrt{\frac{\hat{\rho}_1(1 - \hat{\rho}_1)}{n_1} + \frac{\hat{\rho}_2(1 - \hat{\rho}_2)}{n_2}}$$
(9)

• Por exemplo, digamos que foi estimada a proporção de pessoas que ingerem álcool numa amostra de católicos ( $\hat{p}_1 = 52\%$ ,  $n_1 = 139$ ) e evangélicos ( $\hat{p}_2 = 29\%$ ,  $n_2 = 378$ ). Qual o erro padrão da diferença entre essas estimativas independentes (isto é, amostras independentes populações diferentes)?

$$s_{(\hat{\rho}_1 - \hat{\rho}_2)} = \sqrt{\frac{0.52 * 0.48}{139} + \frac{0.29 * 0.71}{378}} = 4.83\%$$
 (10)

### Diferenças

 Qual é a diferença entre essas estimativas com dois desvios padrões como intervalo de confiança?

$$(\hat{p}_1 - \hat{p}_2) \pm 2 * s_{(\hat{p}_1 - \hat{p}_2)} = (0, 52 - 0, 26) \pm 2 * 0, 483$$
  
=  $23\% \pm 2 * 9, 66\% \approx \{13\%, 33\%\}$ 

 Podemos dizer com confiança que a diferença existe (é diferente de zero). Por que?

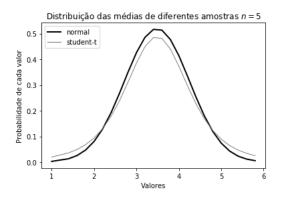
$$\frac{0,23-0}{4,83\%} \approx 4,75e.p. \tag{11}$$

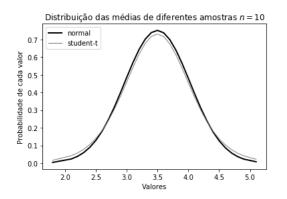
• O valor zero de  $(\hat{p}_1 - \hat{p}_2)$  está afastado de nossa estimativa por aproximadamente 4,75 erros padrão

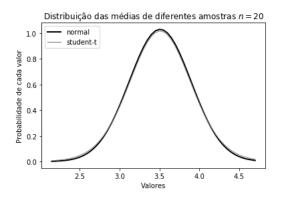
2017

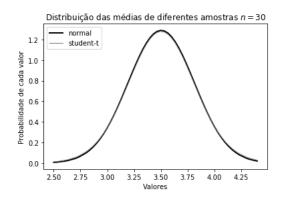
24 / 32

- A distribuição de erros padrão se aproxima de uma distribuição normal. Mas isso é verdade quando o número de observações em cada amostra é grande o suficiente.
- ullet Ou seja, quando  $n o \infty$ ,  $t-student o \mathcal{N}$









### Distribuição-t

- Um conceito importante para a distribuição-t é o conceito de graus de liberdade.
- Para entender intuitivamente o que isso significa, tome por exemplo a seguinte equação:

$$x_1 + x_2 + x_3 = 10$$

• Se nós sabemos que a quantos termos pode variar livremente mantendo-se constante o resultado  $\sum x_i = 10$ ?

4□ > 4□ > 4 = > 4 = > = 90

### Distribuição-t

• Se:

$$x_1 = 10$$
  
 $x_2 = -5$ ,  $e$   
 $x_1 + x_2 + x_3 = 10$ 

• Então, x<sub>3</sub> é determinado —ou seja, não é livre para variar:

$$x_3 = 10 - (x_1 + x_2)$$
  
 $x_3 = 10 - 10 + 5$   
 $x_3 = 5$ 

• Quanto maior a amostra, mais termos podem variar livremente mantendo-se o mesmo resultado  $\sum x_i = 10$ .

- Se a amostra for grande o suficiente, usar a distribuição normal ou a distribuição student-t para calcular intervalos de confiança chega no mesmo resultado
- No Python, você pode usar outra família da classe scipy.stats para traçar distribuições para a distribuição student-t:

```
x1 = 30
m1 = sorted([np.mean(amostra_dados(x1)) for i in range(0,1000)])
pdf1 = list(stats.t.pdf(m1, df=(x1-1), loc=np.mean(m1), scale=np.std(m1)))
scipy.stats.t.ppf(0.975, df=(x1-1))
scipy.stats.norm.ppf(0.975)
```