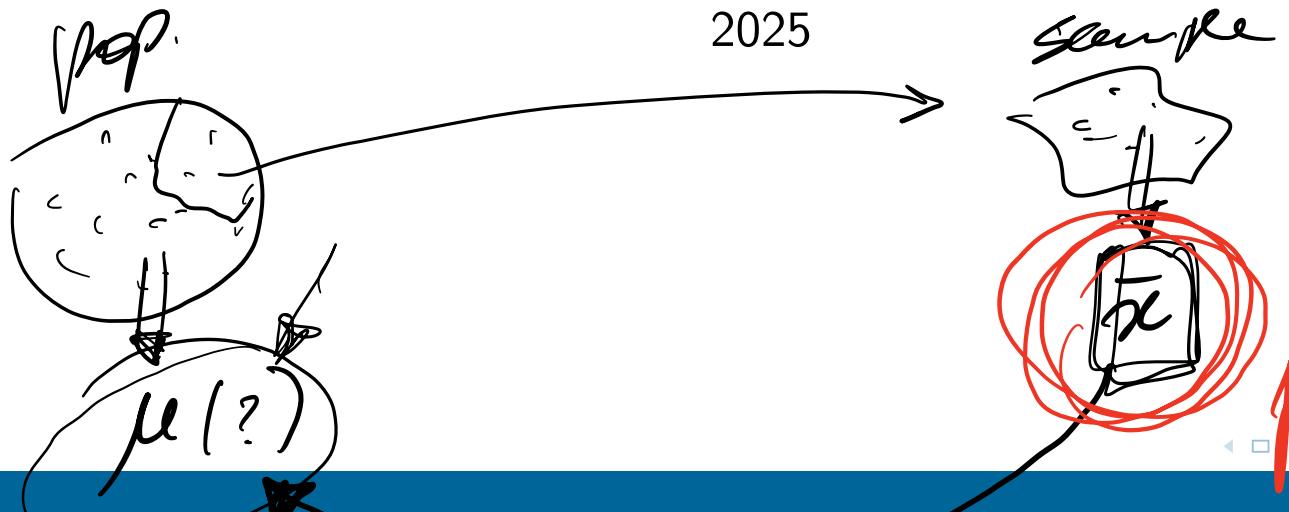




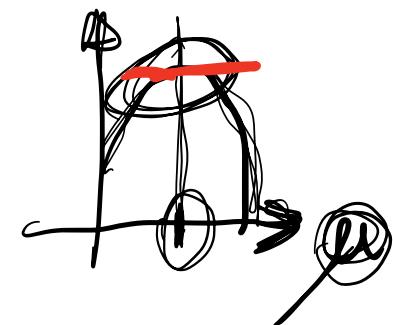
# Aula 03. Intervalos de Confiança

## Estatística Inferencial

MBA CDIA  
ENAP - Escola Nacional de Administração Pública  
2025



$$EUV(\mu) = \frac{\sum x_i}{n} = \bar{x}$$



# Agenda

## 1 Revisão: Estimação Pontual e EMV

## 2 Intervalos de Confiança

- Derivação do IC para média
- IC para média com  $\sigma$  conhecido
- IC para média com  $\sigma$  desconhecido
- IC para proporção populacional

## 3 Interpretação e Propriedades dos ICs

## 4 Determinação do Tamanho Amostral

## 5 Exercícios práticos em Python

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

$$S^2 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n-1}$$

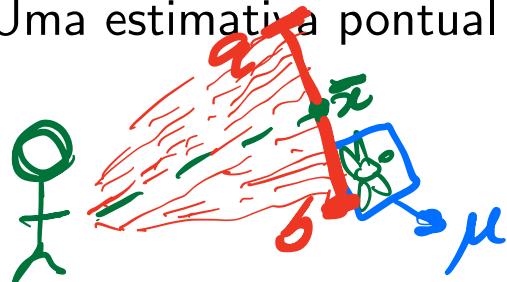
$$\sigma_{EMV}^2 = \frac{(n-1)\sigma^2}{n-1} \times \frac{1}{n-1}$$

# Revisão: Estimação Pontual e EMV

## Estimação Pontual:

- $\theta$  = parâmetro populacional
- $\hat{\theta}$  = estimador
- Propriedades desejáveis:
  - ✓ Não-viesado:  $E[\hat{\theta}] = \theta$
  - ✓ Eficiente: menor variância
  - ✓ Consistente:  $\hat{\theta} \rightarrow \theta$  quando  $n \rightarrow \infty$

**Limitação:** Uma estimativa pontual não fornece informação sobre a incerteza!



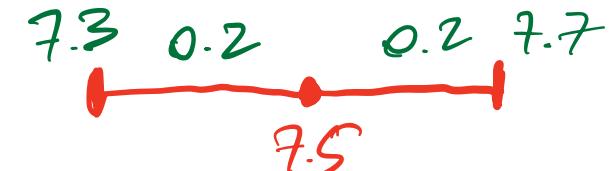
## Máxima Verossimilhança (EMV):

- $L(\theta | \text{dados}) = \prod_{i=1}^n f(x_i | \theta)$
- $\hat{\theta}_{EMV} = \arg \max_{\theta} L(\theta)$
- Exemplos:
  - Normal:  $\hat{\mu} = \bar{X}$
  - Exponencial:  $\hat{\lambda} = 1/\bar{X}$
  - Bernoulli:  $\hat{p} = \bar{X}$

(EMV)

# Intervalos de Confiança - Motivação

- Uma estimativa pontual  $\hat{\theta}$  raramente será igual ao parâmetro populacional  $\theta$
- É mais informativo fornecer um **intervalo de valores plausíveis**
- O intervalo quantifica a incerteza da estimativa



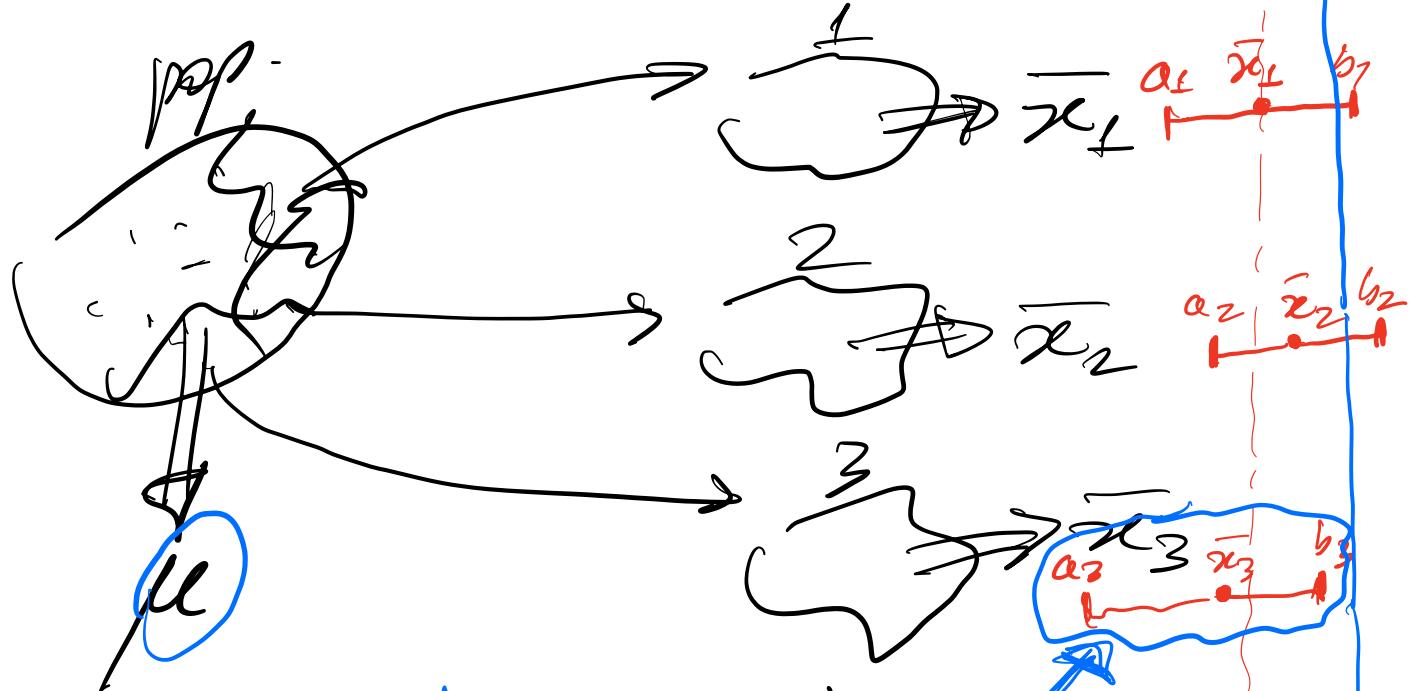
## Exemplo prático:

- Estimativa pontual: "A satisfação média é 7.5"
- Intervalo de confiança: "Com 95% de confiança, a satisfação média está entre 7.3 e 7.7"

*taxa de erro*

## Definição

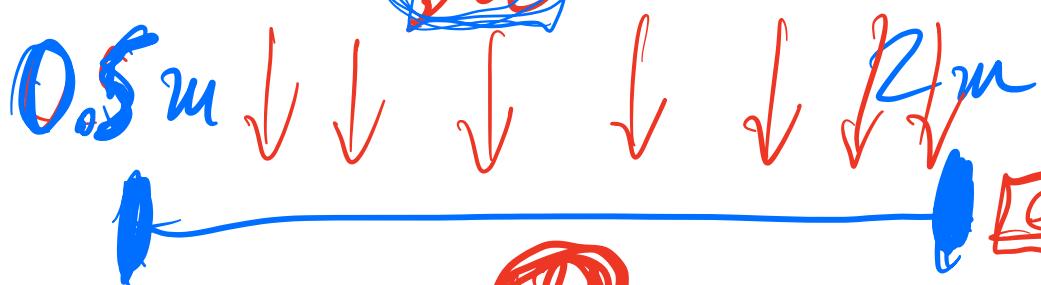
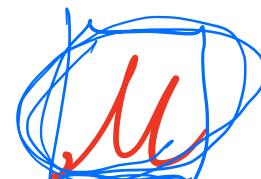
Um intervalo de confiança de nível  $(1 - \alpha)$  para um parâmetro populacional é uma regra de construção de intervalos baseada em amostras aleatórias, tal que, se repetirmos o processo de amostragem muitas vezes, a proporção de intervalos que conterá o verdadeiro valor do parâmetro será  $(1 - \alpha)$ .



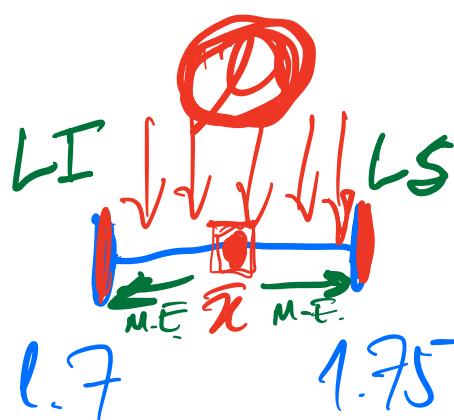
$q_5^0\%$ .  $q_9^0\%$ .  
 $q_0^0\%$ .

$$(1-\alpha)^0\% = q_5^- \cdot \downarrow$$

$q_5^- \cdot$



$100\%$ .



## Derivação do IC para Média - $\sigma$ conhecido

$$IC = \boxed{\text{est. puntual} \pm M.E.}$$

**Objetivo:** Construir um IC para  $\mu$  quando  $\sigma^2$  é conhecido.

**Sabemos que:**  $\bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$

**Padronizando:**  $Z = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0, 1)$

**Para 95% de confiança:**

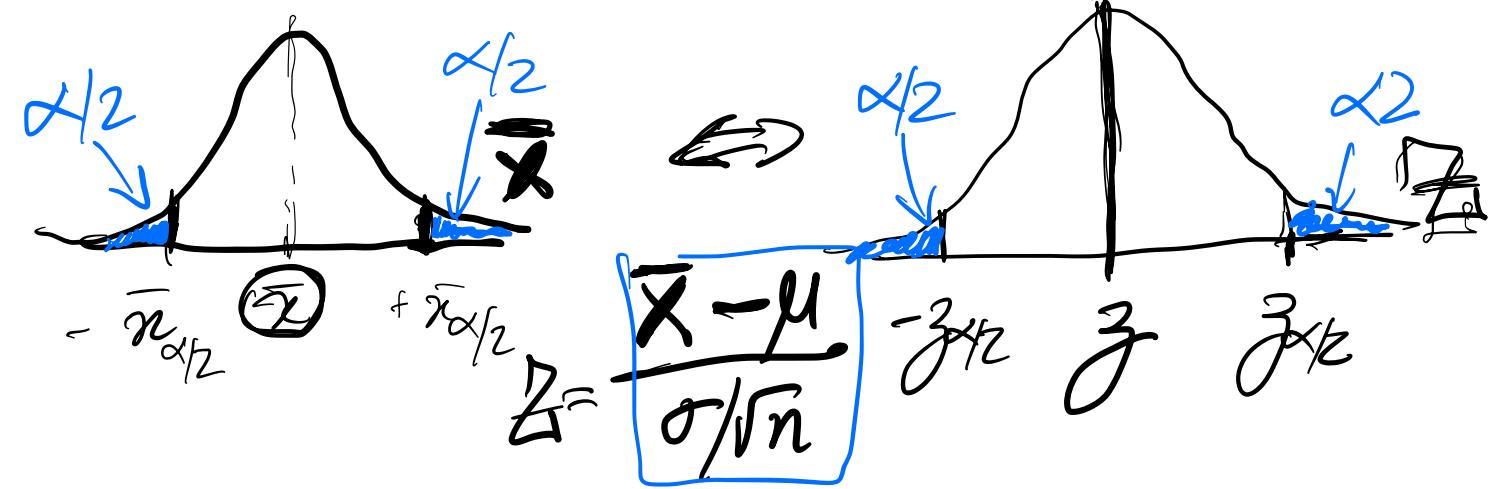
$$P(-1.96 < Z < 1.96) = 0.95$$

$$\text{IC}_{0.95} = \bar{x} \pm z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

$\underbrace{\qquad\qquad\qquad}_{M.E.}$

**Substituindo Z:**

$$P\left(-1.96 < \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} < 1.96\right) = 0.95$$



$$\Rightarrow P(-3\bar{x}_{\alpha/2} < \bar{x} - \mu < 3\bar{x}_{\alpha/2}) = 1 - \alpha$$

$$\Rightarrow P\left(-3\bar{x}_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < \bar{x} - \mu < 3\bar{x}_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 1 - \alpha$$

$$\Rightarrow P\left(-\bar{x} - 3\bar{x}_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} - \mu < \bar{x} + 3\bar{x}_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 1 - \alpha$$

$$\Rightarrow P\left(\bar{x} + 3\bar{x}_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} > \mu > \bar{x} - 3\bar{x}_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 1 - \alpha$$

$$\Rightarrow P\left(\bar{x} - 3\bar{x}_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < \mu < \bar{x} + 3\bar{x}_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 1 - \alpha$$



## Derivação do IC para Média (continuação)

## Multiplicando por $\sigma/\sqrt{n}$ :

$$P\left(-1.96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < \bar{X} - \mu < 1.96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 0.95$$

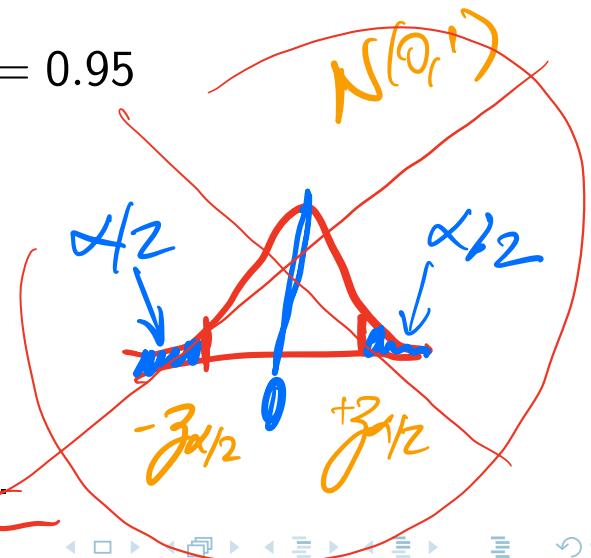
**Subtraindo  $\bar{X}$  e multiplicando por  $-1$ :**

$$P\left(\bar{X} - 1.96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < \mu < \bar{X} + 1.96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 0.95$$

**Forma geral do IC de  $(1 - \alpha)100\%$ :**

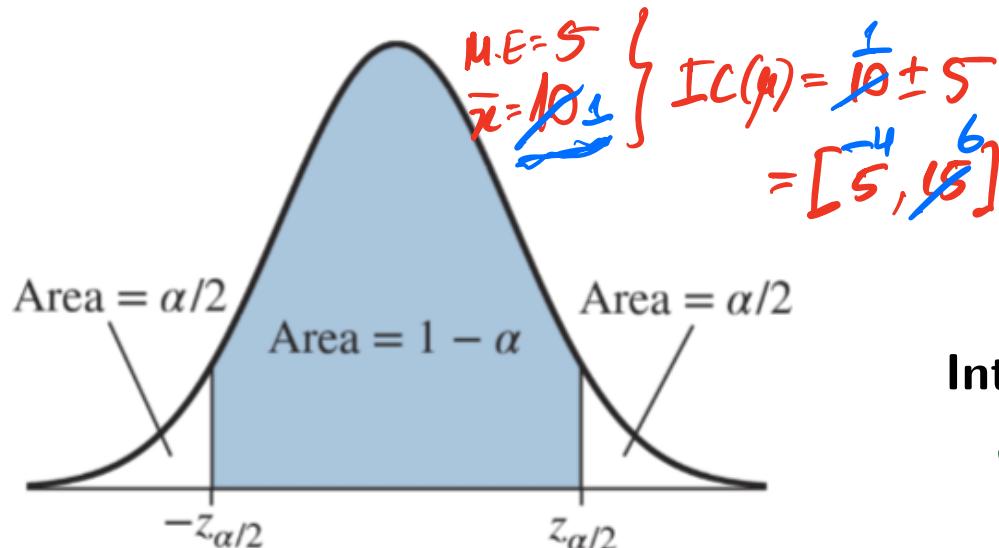
$$100\%: \quad \text{Int. postural} \quad \cancel{\mu} \quad M.E.$$

onde  $z_{\alpha/2}$  é o quantil da  $N(0, 1)$  que deixa  $\alpha/2$  na cauda superior.



# Valores Críticos da Distribuição Normal

$$\bar{x} \pm z_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} = [\underline{L}, \bar{L} \underline{s}]$$



Confiança	$\alpha$	$z_{\alpha/2}$
90%	0.10	1.645
95%	0.05	1.960
99%	0.01	2.576

## Interpretação:

- 95% dos valores de uma  $N(0, 1)$  estão entre -1.96 e 1.96
- Áreas nas caudas: 2.5% cada

# IC para Média - $\sigma$ desconhecido

**Problema:** Na prática, raramente conhecemos  $\sigma$

**Solução:** Usar o desvio padrão amostral  $s$  e a distribuição  $t$  de Student

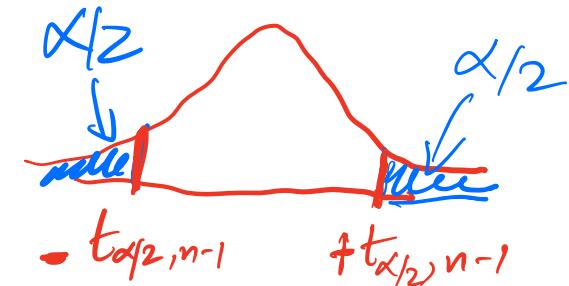
**Estatística:**  $T = \frac{\bar{X} - \mu}{s/\sqrt{n}} \sim t_{n-1}$

**IC de  $(1 - \alpha)100\%$ :**

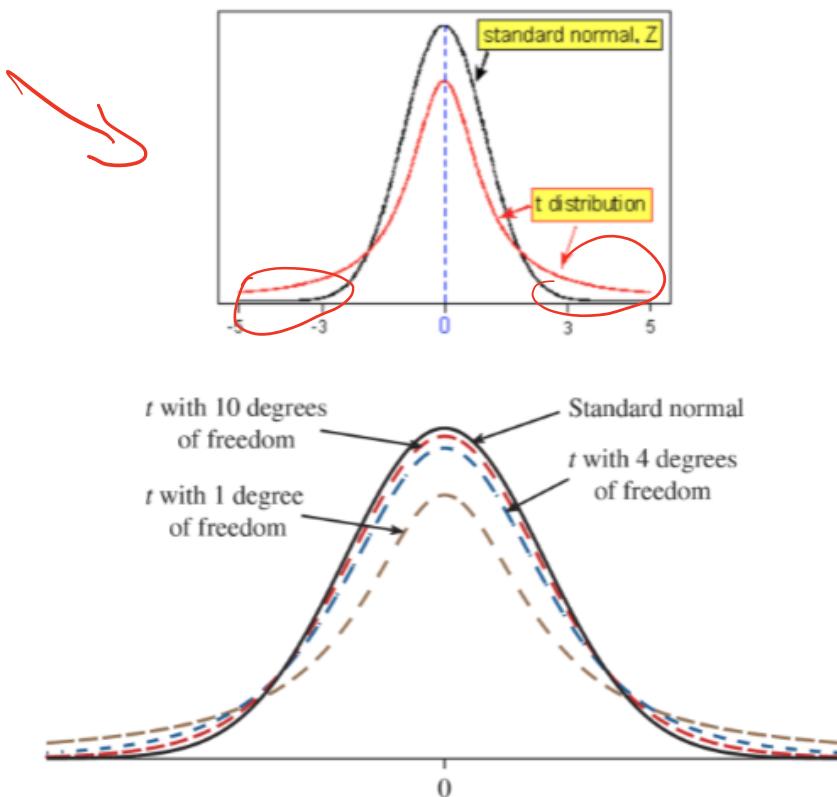
$$IC(\mu) = \bar{X} \pm t_{\alpha/2, n-1} \cdot \frac{s}{\sqrt{n}}$$

**Propriedades da distribuição  $t$ :**

- Simétrica, centrada em 0
- Caudas mais pesadas que a normal
- Converge para  $N(0, 1)$  quando  $n \rightarrow \infty$
- Graus de liberdade:  $gl = n - 1$



# Distribuição Normal vs. t de Student



## Quando usar cada distribuição:

- **Distribuição Normal:** quando  $\sigma$  é conhecido
- **Distribuição t:** quando  $\sigma$  é desconhecido (caso mais comum)
- Para  $n > 30$ , as distribuições são praticamente idênticas

$n = 100$

$t, z$

## Interpretação:

- 95% dos valores de uma  $N(0, 1)$  estão entre -1.96 e 1.96
- Áreas nas caudas: 2.5% cada

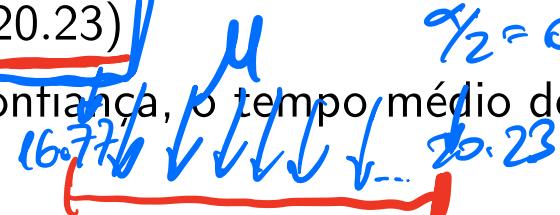
# Exemplo: IC para Média

$n = 25$   
**Problema:** Uma amostra de 25 tempos de atendimento em um órgão público teve média de 18.5 minutos e desvio padrão de 4.2 minutos. Construa um IC de 95% para o tempo médio de atendimento.

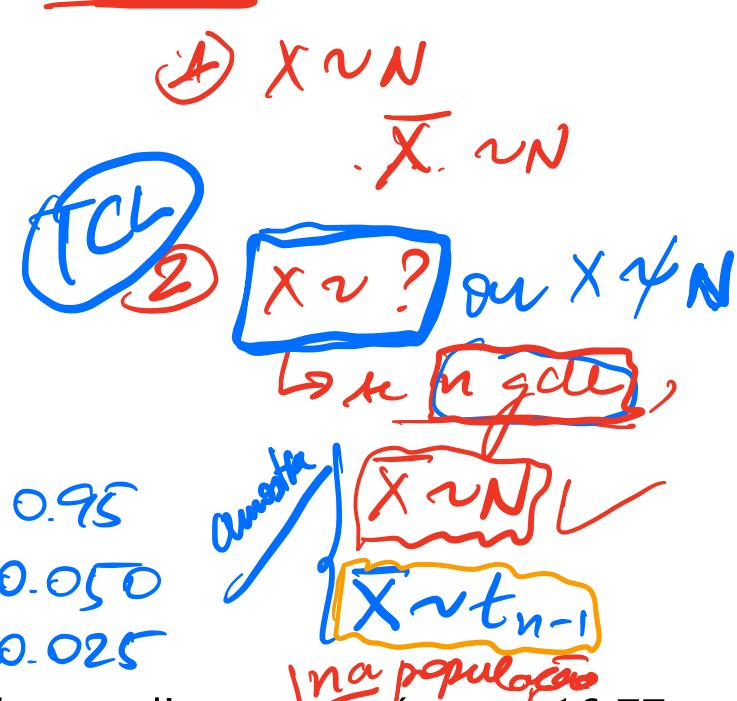
**Solução:**

- Dados:  $n = 25$ ,  $\bar{x} = 18.5$ ,  $s = 4.2$
- Como  $\sigma$  é desconhecido, usar distribuição  $t$
- Graus de liberdade:  $gl = 25 - 1 = 24$
- Para 95% de confiança:  $t_{0.025|24} = 2.064$
- Erro padrão:  $\frac{s}{\sqrt{n}} = \frac{4.2}{\sqrt{25}} = 0.84$
- Margem de erro:  $2.064 \times 0.84 = 1.73$
- IC:  $18.5 \pm 1.73$  ou  $(16.77, 20.23)$

**Interpretação:** Com 95% de confiança, o tempo médio de atendimento está entre 16.77 e 20.23 minutos.



$$\begin{aligned}1-\alpha &= 0.95 \\ \alpha &= 0.050 \\ \alpha/2 &= 0.025\end{aligned}$$



# Implementação em Python - IC para Média

```
import scipy.stats as stats
import numpy as np

# Dados do problema
n = 25
media_amostral = 18.5
desvio_padrao = 4.2
confianca = 0.95

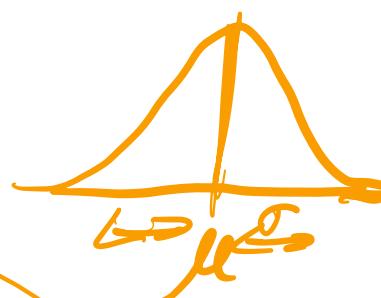
# Método 1: Usando stats.t.interval() - mais simples!
erro_padrao = desvio_padrao / np.sqrt(n)
ic = stats.t.interval(confidence=confianca,
                      df=n-1,
                      loc=media_amostral,
                      scale=erro_padrao)

print(f"IC de 95%: ({ic[0]:.2f}, {ic[1]:.2f})")
# Saída: IC de 95%: (16.77, 20.23)

# Método 2: Usando stats.sem() para erro padrão
# erro_padrao = stats.sem(dados, ddof=1) # se tivéssemos os dados brutos
```

$np.sd(dados, df=1)$        $np.sqrt(n)$

$$\bar{x} \pm t_{\alpha/2, n-1} \times \frac{s}{\sqrt{n}}$$



erro-padrão

# IC para Proporção Populacional

**Objetivo:** Estimar uma proporção populacional  $p$

**Estimador:**  $\hat{p} = \frac{X}{n}$  onde  $X$  = número de sucessos

**Distribuição aproximada:** Para  $n$  grande,  $\hat{p} \sim N\left(p, \frac{p(1-p)}{n}\right)$

**IC de  $(1 - \alpha)100\%$ :**

$$IC(p) = \hat{p} \pm z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1 - \hat{p})}{n}}$$

*↑  
pontual ± M.E.*

**Condições de validade:**

- $n\hat{p} \geq 10$  e  $n(1 - \hat{p}) \geq 10$
- Garante boa aproximação normal

# Exemplo: IC para Proporção

**Problema:** Em uma pesquisa com 500 cidadãos, 320 aprovaram um serviço público. Construa um IC de 99% para a proporção de aprovação na população.

**Solução:**

- Dados:  $n = 500$ ,  $X = 320$
- Proporção amostral:  $\hat{p} = \frac{320}{500} = 0.64$
- Verificar condições:
  - $500 \times 0.64 = 320 \geq 10$
  - $500 \times 0.36 = 180 \geq 10$
- Para 99% de confiança:  $z_{0.005} = 2.576$
- Erro padrão:  $\sqrt{\frac{0.64 \times 0.36}{500}} = 0.0215$
- Margem de erro:  $2.576 \times 0.0215 = 0.055$
- IC:  $0.64 \pm 0.055$  ou  $(0.585, 0.695)$

$$\alpha = 0.01$$

$$\alpha/2 = 0.005$$

norm.ppf(0.005...)

$$z_{\alpha/2} \cdot \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}}$$

**Interpretação:** Com 99% de confiança, entre 58.5% e 69.5% da população aprova o serviço.

**Dica Python:** Use `statsmodels.stats.proportion.proportion_confint()` para cálculo direto!

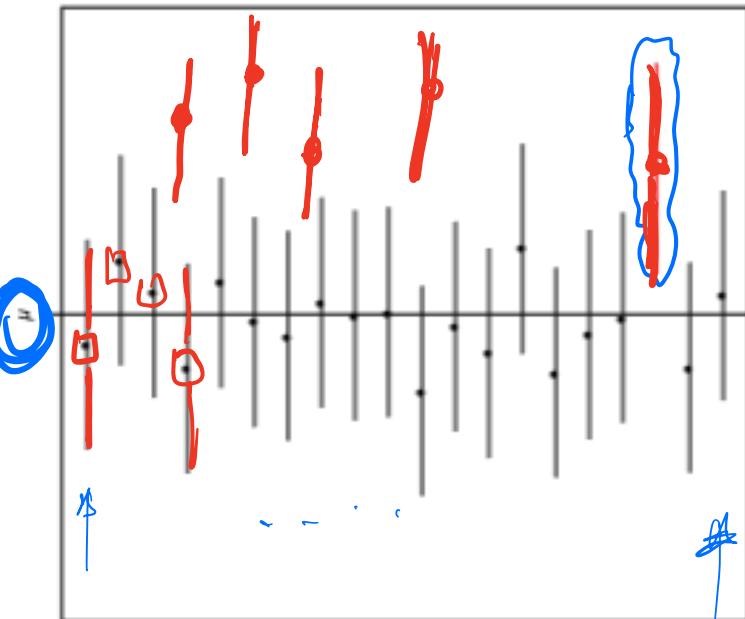
# Interpretação Correta do IC

~~0.99~~ 0.95

## O que o IC significa:

- Se repetíssemos o processo de amostragem muitas vezes
- E construíssemos um IC de 95% em cada vez
- Aproximadamente 95% desses intervalos conteriam  $\theta$

**Interpretação prática:** "Temos 95% de confiança que o verdadeiro valor do parâmetro está no intervalo"



## Cuidado:

- NÃO diga: "Há 95% de probabilidade de  $\theta$  estar no intervalo"
- O parâmetro é fixo, o intervalo é aleatório

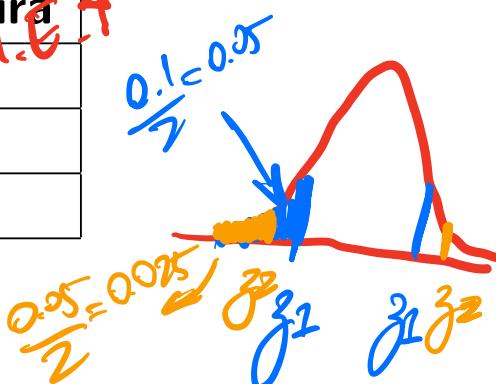
# Fatores que Afetam a Largura do IC

$$1 - \alpha = 0.9 \rightarrow \alpha = 0.1 \rightarrow \alpha = 0.05 \rightarrow 1 - \alpha = 0.95$$

A largura do IC é determinada pela margem de erro:  $z_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$

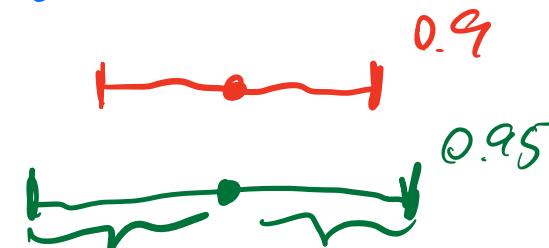
$$t_{\alpha/2, n-1} \cdot \frac{s}{\sqrt{n}}$$

Fator	Mudança	Efeito na Largura
Tamanho da amostra ( $n$ )	Aumenta	Diminui
Nível de confiança ( $1 - \alpha$ )	Aumenta	Aumenta
Variabilidade ( $\sigma$ )	Aumenta	Aumenta



## Trade-off fundamental:

- Maior confiança  $\Rightarrow$  Intervalo mais largo (menos preciso)
- Maior precisão  $\Rightarrow$  Menor confiança ou maior amostra necessária



# Determinação do Tamanho da Amostra

Pergunta: Qual tamanho de amostra necessário para atingir uma margem de erro desejada?

Para estimar uma média: Dado margem de erro  $E$  e confiança  $(1 - \alpha)$ :

$$0.95 \rightarrow 1 - \alpha$$
$$E = 0.1 \text{ m}$$

$$n = \left( \frac{z_{\alpha/2} \cdot \sigma}{E} \right)^2$$

$$\bar{x} \pm z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$
$$E = z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

Para estimar uma proporção:

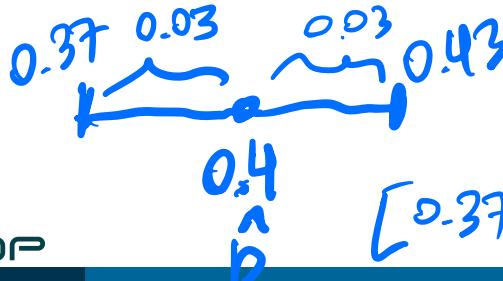
$$E = z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}$$

$$n = \left( \frac{z_{\alpha/2}}{E} \right)^2 \cdot p(1 - p)$$

$$(\sqrt{n})^2 = \left( \frac{z_{\alpha/2} \cdot \sigma}{E} \right)^2$$

Se  $p$  desconhecido, usar  $p = 0.5$  (caso mais conservador)

Exemplo: Para estimar uma proporção com margem de erro de 3% e 95% de confiança:



$$n = \left( \frac{1.96}{0.03} \right)^2 \cdot 0.5 \cdot 0.5 = 1067$$

$$n = \left( \frac{z_{\alpha/2} \cdot \sigma}{E} \right)^2$$

# Exercício 1: IC para Média com Dados Reais

**Enunciado:** Você tem os tempos de atendimento (em minutos) de 20 cidadãos em um órgão público. Calcule o IC de 95% para o tempo médio de atendimento.

```
import numpy as np
from scipy import stats

# Dados
tempos = [15.2, 18.5, 22.1, 16.8, 19.3,
          21.5, 17.2, 20.8, 18.9, 16.5,
          19.7, 23.2, 18.1, 17.9, 20.3,
          19.5, 18.8, 21.1, 17.6, 19.2]

# 1. Estatísticas descritivas
media = np.mean(tempos)
desvio = np.std(tempos, ddof=1) # ddof=1 para amostra

# 2. IC de 95% usando stats.t.interval()
ic = stats.t.interval(confidence=0.95,
                      df=len(tempos)-1,
                      loc=media,
                      scale=stats.sem(tempos, ddof=1))

print(f"Média: {media:.2f} minutos")
print(f"Desvio padrão: {desvio:.2f} minutos")
print(f"IC de 95%: ({ic[0]:.2f}, {ic[1]:.2f})")
# Resultado: IC de 95%: (18.36, 20.22)
# Interpretação: Com 95% de confiança, o tempo médio
# de atendimento está entre 18.36 e 20.22 minutos.
```

18.36 20.22

*leitura de  
CSV*

*n-1*

*desvio*

*np.sqrt(sem(tempo))*

*(18.36, 20.22)*

*df=n-1*

*intervalo t*

*t \* s / sqrt(n)*

## Exercício 2: IC para Proporção

**Enunciado:** Em uma pesquisa de satisfação com 200 servidores públicos, 156 se declararam satisfeitos com o ambiente de trabalho. Calcule o IC de 95% para a proporção de servidores satisfeitos.

```
from statsmodels.stats.proportion import proportion_confint  
from scipy import stats  
import numpy as np
```

```
# Dados  
n = 200 # tamanho da amostra  
x = 156 # número de satisfeitos
```

```
# 1. Proporção amostral  
p_hat = x / n  
print(f"Proporção amostral: {p_hat:.3f}") # 0.780
```

```
# 2. Erro padrão  
erro_padrao = np.sqrt(p_hat * (1 - p_hat) / n)  
print(f"Erro padrão: {erro_padrao:.4f}") # 0.0293
```

```
# 3. IC de 95% usando aproximação normal  
z_critico = stats.norm.ppf(0.975) # 1.96 para 95%  
margem_erro = z_critico * erro_padrao
```

```
ic_inferior = p_hat - margem_erro  
ic_superior = p_hat + margem_erro
```

```
print(f"IC de 95%: ({ic_inferior:.3f}, {ic_superior:.3f})")  
# Resultado: IC de 95%: (0.723, 0.837)
```

$$1-\alpha = 0.95$$

$$\alpha = 0.05$$

$$\frac{\alpha}{2} = 0.025$$

$$z_{\alpha/2}$$



$$p \hat{p} (1-p)$$

$$z_{\alpha/2}$$

$$\hat{p} \pm z_{\alpha/2} \cdot \text{erro}$$

# Método Mais Simples - IC para Proporção

$$1 - \alpha = 0.95$$
$$\alpha = 0.05$$

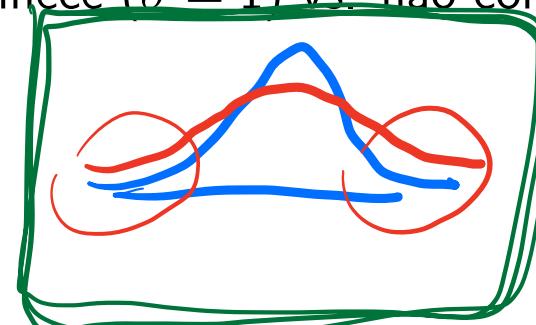
Usando statsmodels (mais fácil e robusto):

```
from statsmodels.stats.proportion import proportion_confint  
  
# Mesmos dados do exercício anterior  
n = 200 # tamanho da amostra  
x = 156 # número de satisfeitos  
  
# IC de 95% com apenas uma linha!  
ic = proportion_confint(x, n, alpha=0.05, method='normal')  
  
print(f"IC de 95%: ({ic[0]:.3f}, {ic[1]:.3f})")  
# Resultado: IC de 95%: (0.723, 0.837)  
  
# Outros métodos disponíveis:  
# method='wilson' - melhor para amostras pequenas  
# method='beta' - método exato  
# method='agresti_coull' - ajuste para amostras pequenas
```

# Exercício 3: Comparando ICs

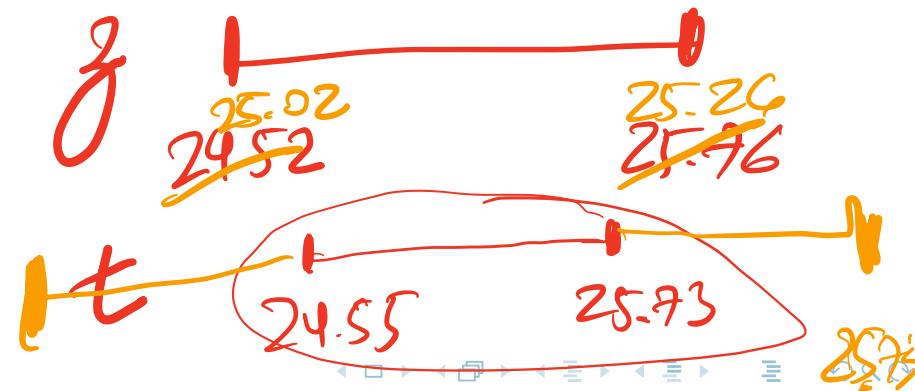
**Enunciado:** Compare os ICs quando você conhece ( $\sigma = 1$ ) vs. não conhece o desvio padrão populacional.

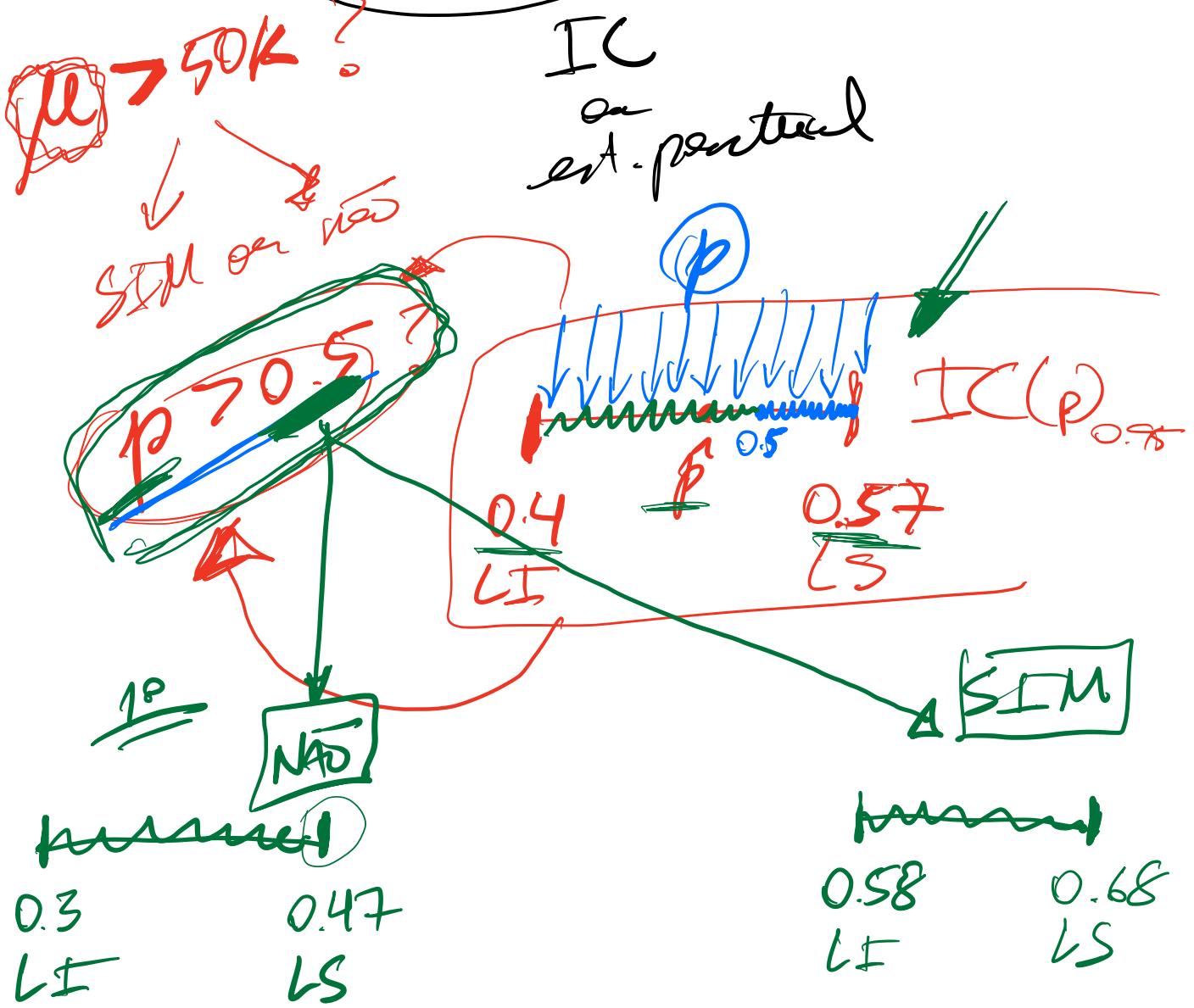
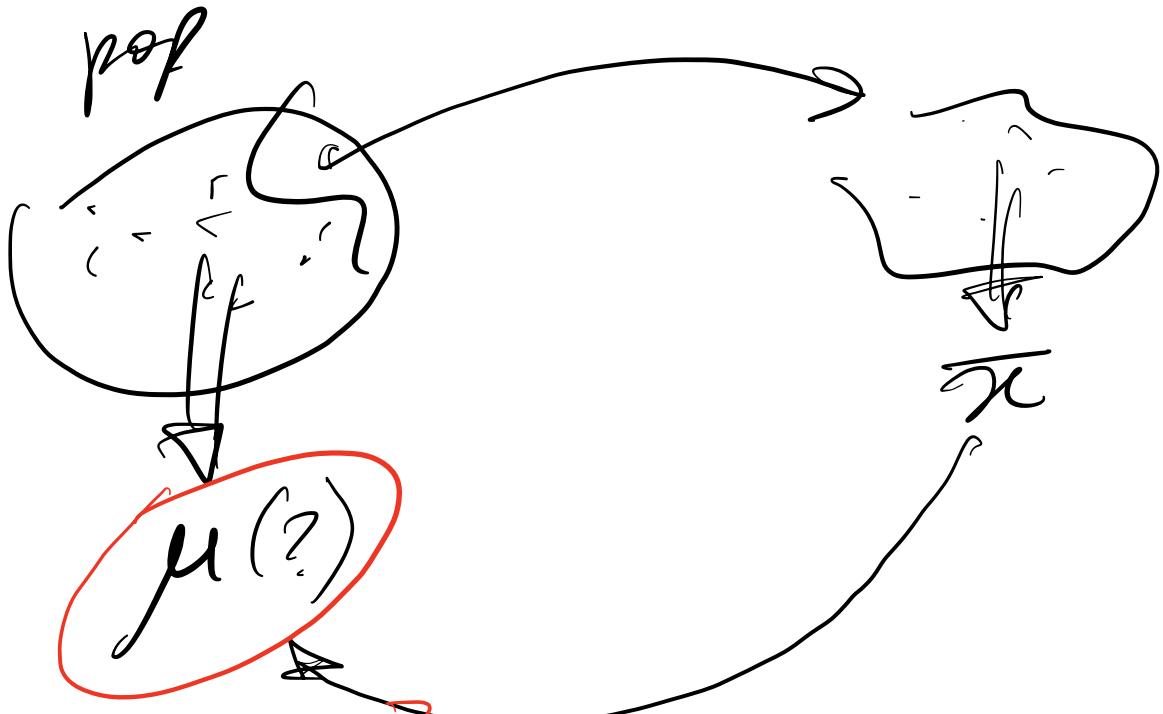
```
from scipy import stats  
import numpy as np  
  
# Dados de uma amostra  
dados = [23.5, 25.1, 24.8, 26.2, 25.5,  
         24.3, 25.8, 24.9, 25.3, 26.0]  
media = np.mean(dados)  
n = len(dados)  
  
# 1. IC com sigma conhecido (usar distribuição normal)  
sigma_conhecido = 1.0  
ic_normal = stats.norm.interval(0.95, loc=media, scale=sigma_conhecido/np.sqrt(n))  
  
# 2. IC com desconhecido (usar distribuição t)  
ic_t = stats.t.interval(0.95, df=n-1, loc=media, scale=stats.sem(dados))  
  
print(f'Média amostral: {media:.2f}')  
print(f'IC (conhecido): ({ic_normal[0]:.2f}, {ic_normal[1]:.2f})')  
print(f'IC (desconhecido): ({ic_t[0]:.2f}, {ic_t[1]:.2f})')  
  
print(f'\nLargura IC normal: {ic_normal[1] - ic_normal[0]:.3f}')  
print(f'Largura IC t: {ic_t[1] - ic_t[0]:.3f}')  
# O IC usando t é mais largo (mais conservador)
```



$$\sigma/\sqrt{n}$$

$$s/\sqrt{n}$$





## Conceitos principais:

- **Limitação da estimativa pontual:** não quantifica incerteza
- **Intervalo de Confiança:** fornece faixa de valores plausíveis
- **Componentes do IC:** estimativa  $\pm$  margem de erro

## Casos importantes:

- **IC para média ( $\sigma$  conhecido):** usar distribuição normal
- **IC para média ( $\sigma$  desconhecido):** usar distribuição t
- **IC para proporção:** usar aproximação normal quando  $n$  grande

## Interpretação:

- IC quantifica a incerteza amostral
- Trade-off entre confiança e precisão
- Tamanho da amostra afeta diretamente a precisão

**Próxima aula:** Testes de Hipóteses