

População	$\mu = E(X) = \frac{\sum X_i}{N}$	$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (X_i - \mu)^2}{N}}$	$\sigma^2 = \frac{\sum (X_i - \mu)^2}{N}$
<ul style="list-style-type: none"> μ = Média populacional σ = Desvio populacional σ^2 = Variância populacional 			

Distribuição Amostral da Média	$\bar{x} \sim N\left(\mu; \frac{\sigma^2}{n}\right)$
<ul style="list-style-type: none"> Valor Esperado: $E(\bar{x}) = \mu \rightarrow$ Média pop. Variância: $Var(\bar{x}) = \frac{\sigma^2}{n} \rightarrow$ var. pop. / tam. amostra 	

Distribuição Amostral da Proporção	$\hat{p} \sim N\left(p; \frac{p \cdot (1-p)}{n}\right)$
<ul style="list-style-type: none"> Média: $\mu_{\hat{p}} = p$ Valor Esperado: $\sigma_{\hat{p}}^2 = \frac{p \cdot (1-p)}{n}$ 	<ul style="list-style-type: none"> \hat{p} = prop. amostra p = prop. popula. n = tam. amostra

Erro Amostral													
Erro Padrão: $\epsilon_p = \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$	<table><tr><th>GRAU DE CONFIANÇA</th><th>α</th><th>z</th></tr><tr><td>0,90 (90%)</td><td>0,10</td><td>1,645</td></tr><tr><td>0,95 (95%)</td><td>0,05</td><td>1,96</td></tr><tr><td>0,99 (99%)</td><td>0,01</td><td>2,575</td></tr></table>	GRAU DE CONFIANÇA	α	z	0,90 (90%)	0,10	1,645	0,95 (95%)	0,05	1,96	0,99 (99%)	0,01	2,575
GRAU DE CONFIANÇA	α	z											
0,90 (90%)	0,10	1,645											
0,95 (95%)	0,05	1,96											
0,99 (99%)	0,01	2,575											

Determinar Tamanho da Amostra	$P(\bar{x} - \mu \leq \epsilon) = \gamma; n = \frac{z^2 \cdot \sigma^2}{\epsilon^2}$
<ul style="list-style-type: none"> $(\bar{x} - \mu) \sim N(0; \frac{\sigma^2}{n})$ $z \rightarrow$ tabela grau conf. 	<ul style="list-style-type: none"> População: $X \sim N(\mu; \sigma^2)$

Estimador / Estimativa	Estimador (T) \rightarrow função, v.a. com dist. própria
<ul style="list-style-type: none"> Não Viciado: $B(T) = 0 / E(T) = 0; [E(\bar{x}) = \mu]$ Vício = $B(T) = E(T) - \theta$ <ul style="list-style-type: none"> $E(T)$ = valor esp. (média) do estimador; θ = parâmetro (valor). $E(S^2) = \sigma^2 \rightarrow$ val. esp. var. amostral (s^2) = var. pop. (σ^2); Consistente: $\lim_{n \rightarrow \infty} E(T_n) = \theta$ $\lim_{n \rightarrow \infty} Var(T_n) = 0$ Suficiente: $T = T(Y)$ suf. p/ $\theta \rightarrow$ resume a amostra Y. Dist. condicional Y é indep. de θ. 	

Família Exponencial	Supra = $f(x; \theta) = h(x) \cdot e^{\eta(\theta) \cdot [t(x) - b(\theta)]}$
PROP. LOGARITMOS: <ul style="list-style-type: none"> $\ln(a) = \log_e(a)$ $\ln_e = 1; \ln 1 = 0; \ln(e^n) = n$ $\log_a(m \cdot n) = \log_a(m) + \log_a(n)$ $\log_a(m/n) = \log_a(m) - \log_a(n)$ $\log_a(b^k) = k \cdot \log_a(b)$ $\theta^x \rightarrow \theta^{\ln(\theta^x)} \rightarrow e^{x \cdot \ln(\theta)}$ $(1-\theta)^{m-x} \rightarrow e^{(m-x) \cdot \ln(1-\theta)}$ 	

Mét. Máxima Verossimilhança	Obtenção de Estimadores
MAXIMIZAÇÃO: $L(\theta x) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \dots, x_n \theta)$ <ul style="list-style-type: none"> \hookrightarrow aplica logaritmos \hookrightarrow 1ª Derivada \hookrightarrow 2ª Derivada = ponto máximo. 	

Normalização	$X \sim N(0; 1)$
Para $X \sim N(0; 1)$, com μ e σ conhecidos: <ul style="list-style-type: none"> $P(X \geq a) \rightarrow P\left(\frac{X - \mu}{\sigma} \geq \frac{a - \mu}{\sigma}\right) \rightarrow P(Z \geq \frac{a - \mu}{\sigma})$ <small>posição tabela</small> $P(Z \geq \text{res. tabela})$ $\leq \rightarrow$ esquerda (valor neg.); $\geq \rightarrow$ direita (valor pos.) (1 - val. tabela) Para $P(-a \leq X \leq a)$: tabela pos. $a \rightarrow 1 - (2 \cdot \text{valor de } a)$. Se σ^2 é dado $\rightarrow \sqrt{\sigma}$ 	
Normalização para \bar{x} :	Regra Empírica da Normal: <ul style="list-style-type: none"> $P(-1 < Z < 1) = 0,68$ ou 68% $P(-2 < Z < 2) = 0,95$ ou 95% $P(-3 < Z < 3) = 0,997$ ou 99,7% Maior que 3 \rightarrow 100%.

Extras de última hora =)