

Distribuições derivadas da Normal Inferência

Profa. Denise Duarte - DEST-UFMG

2020/01

Distribuições amostrais

Observação

Todos os resultados apresentados a seguir são válidos para amostras provenientes de uma população normal.

Teorema

Seja \bar{X} a média amostral de uma amostra de tamanho n de $X \sim N(\mu; \sigma^2)$. Então $\bar{X} \sim N(\mu; \sigma^2/n)$.

Prova: Utilizando a função geradora de momentos, temos

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(e^{t\bar{X}}) &= \mathbb{E}(e^{\frac{\sum x_i}{n}t}) = \mathbb{E}(e^{\sum x_i \frac{t}{n}}) \\ &= \prod_i^n \mathbb{E}(e^{x_i \frac{t}{n}}) = [\mathbb{E}(e^{x_i \frac{t}{n}})]^n \\ &= (e^{\mu \frac{t}{n} + \frac{\sigma^2 t^2}{2n^2}})^n = e^{(\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2n})}\end{aligned}$$

que é a função geradora de uma $N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$.

Distribuição Qui-Quadrado

Definição

Se X é uma v.a. com densidade

$$f_X(x) = \frac{\left(\frac{1}{2}\right)^{\frac{k}{2}}}{\Gamma(k/2)} x^{k/2-1} e^{-\frac{1}{2}x} I_{(0,\infty)}(x), \quad (1)$$

então X segue uma distribuição qui-quadrado com k graus de liberdade (denotaremos $X \sim \chi_k^2$), k inteiro.

A distribuição χ_k^2 é um caso particular da distribuição gama com parâmetros forma e escala dados respectivamente por $\alpha = k/2$ e $\gamma = 1/2$.

Propriedades

- 1 $\mathbb{E}[X] = \frac{k/2}{1/2} = k$ e $\mathbb{V}[X] = \frac{k/2}{(1/2)^2} = 2k$;
- 2 $M_X(t) = \left[\frac{1/2}{1/2-t} \right]^{k/2} = \left[\frac{1}{1-2t} \right]^{k/2}$;

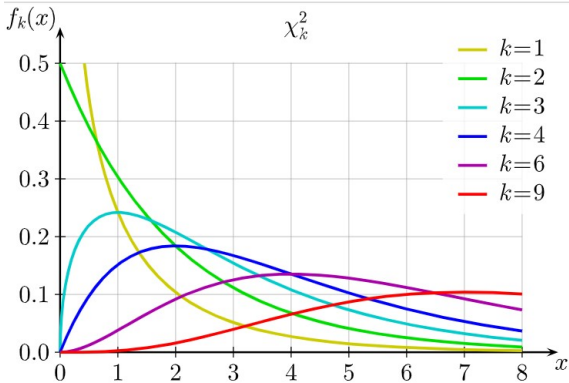


Figura: Distribuição χ^2

Distribuição F

Definição

Suponha que $U \sim \chi_m^2$ e $V \sim \chi_n^2$, com $U \perp V$. Então

$$X = \frac{U/m}{V/n} \sim F_{m,n}, \quad (2)$$

isto é, X tem distribuição F com m e n graus de liberdade. A densidade de X é dada por

$$f(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{m+n}{2}\right) \left(\frac{m}{n}\right)^{m/2} x^{\frac{m}{2}-1}}{\Gamma\left(\frac{m}{2}\right) \Gamma\left(\frac{n}{2}\right) \left[1 + \frac{mx}{n}\right]^{\frac{m+n}{2}}} I_{(0,\infty)}(x). \quad (3)$$

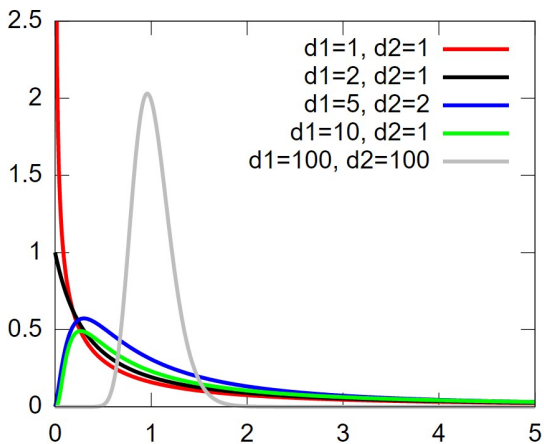


Figura: Distribuição F

Distribuição t de Student

Definição

Suponha que $Z \sim N(0; 1)$ e $U \sim \chi_k^2$, com $Z \perp U$. Então

$$X = \frac{Z}{\sqrt{U/k}} \sim t_k, \quad (4)$$

isto é, X tem distribuição t de Student com k graus de liberdade. A densidade de X é dada por

$$f(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{k+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{k}{2}\right) \sqrt{k\pi} \left[1 + \frac{x^2}{k}\right]^{\frac{k+1}{2}}} I_{(0, \infty)}(x). \quad (5)$$

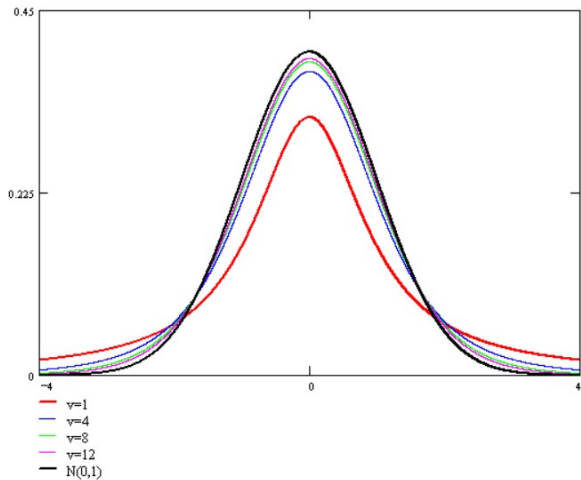


Figura: Distribuição t de Student

Teorema

Se $X_i \sim N(0; 1)$, $i = 1, \dots, k$ são independentes, então

$$U = \sum_{i=1}^n (X_i)^2 \sim \chi_n^2$$

, isto é, U tem distribuição qui-quadrado com n graus de liberdade.

Prova Vamos demonstrar este teorema via a função geradora de momentos. Como as variáveis aleatórias X_1, \dots, X_n são independentes, temos que

$$\begin{aligned} M_U(t) &= \mathbb{E}[e^{tU}] = \mathbb{E}\left(e^{t(\sum_{i=1}^n (X_i)^2)}\right) \\ &= \mathbb{E}\left(\prod_{i=1}^n e^{t(X_i)^2}\right) \\ &= \prod_{i=1}^n \mathbb{E}\left(e^{t(X_i)^2}\right). \end{aligned}$$

e, portanto,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\left(e^{t(X_i)^2}\right) &= \int e^{tx_i^2} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}x_i^2} dx_i \\ &= \frac{1}{\sqrt{1-2t}} \int \frac{\sqrt{1-2t}}{\sqrt{2\pi}} e^{-(1/2)(1-2t)x_i^2} dx_i \\ &= \left(\frac{1}{1-2t}\right)^{\frac{1}{2}}\end{aligned}$$

em que a última integral é igual a 1, pois se trata justamente de uma normal com média zero e variância $1/(1-2t)$. Portanto,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\left(e^{tU}\right) &= \prod_{i=1}^n \mathbb{E}\left(e^{tX_i}\right) \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{1-2t}} = \left(\frac{1}{1-2t}\right)^{n/2}.\end{aligned}$$

Distribuições amostrais - continuação

Teorema

Seja X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de $X_i \sim N(0; 1)$. Então:

- i) $\bar{X} \sim N(0; 1/n)$;
- ii) \bar{X} e $\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ são independentes.
- iii) $\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sim \chi_{n-1}^2$.

Demonstração:

(ii) A demonstração será feita somente para o caso $n = 2$, mas o resultado é válido para todo $n \in \mathbb{N}$ (por indução). Quando $n = 2$, temos que

$$\bar{X} = \frac{X_1 + X_2}{2}$$

e

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 &= \left(X_1 - \frac{X_1 + X_2}{2} \right)^2 + \left(X_2 - \frac{X_1 + X_2}{2} \right)^2 \\ &= \frac{(X_1 - X_2)^2}{4} + \frac{(X_2 - X_1)^2}{4}, \end{aligned}$$

de onde concluímos que

$$\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \frac{(X_2 - X_1)^2}{2}.$$

Desse modo, \bar{X} é uma função de $X_1 + X_2$ e $\sum (X_i - \bar{X})^2$ é uma função de $X_2 - X_1$ e então, para provar que \bar{X} e $\sum (X_i - \bar{X})^2$ são independentes, é suficiente mostrar que $Y_1 = X_1 + X_2$ e $Y_2 = X_2 - X_1$ são independentes. Ou seja, queremos mostrar que

$$M_{Y_1, Y_2}(t_1, t_2) = M_{Y_1}(t_1)M_{Y_2}(t_2).$$

Temos que

$$\begin{aligned}M_{X_1+X_2}(t_1) &= \mathbb{E}[e^{t_1(X_1+X_2)}] = \mathbb{E}[e^{t_1X_1} e^{t_1X_2}] \\ &= \mathbb{E}[e^{t_1X_1}] \mathbb{E}[e^{t_1X_2}] \\ &= \exp\left(\frac{1}{2}t_1^2\right) \exp\left(\frac{1}{2}t_1^2\right) \\ &= \exp(t_1^2)\end{aligned}$$

e, de forma análoga,

$$M_{X_1-X_2}(t_2) = \exp(t_2^2).$$

Seja $M_{Y_1, Y_2}(t_1, t_2) = \mathbb{E}[e^{t_1 Y_1 + t_2 Y_2}]$ a função geradora de momentos conjunta do vetor aleatório (Y_1, Y_2) . Temos que

$$M_{Y_1, Y_2}(t_1, t_2) = \mathbb{E}[e^{t_1(X_1+X_2)+t_2(X_2-X_1)}] = \mathbb{E}[e^{X_1(t_2-t_1)+X_2(t_2+t_1)}].$$

Como X_1 e X_2 são independentes, segue que

$$M_{Y_1, Y_2}(t_1, t_2) = \mathbb{E}(e^{X_1(t_2-t_1)})\mathbb{E}(e^{X_2(t_2+t_1)})$$

Mas $X_1 \sim N(0, 1)$ e $X_2 \sim N(0, 1)$, então

$$\begin{aligned}M_{Y_1, Y_2}(t_1, t_2) &= e^{\frac{(t_2 - t_1)^2}{2}} e^{\frac{(t_1 + t_2)^2}{2}} \\&= e^{\frac{(t_2 - t_1)^2}{2} + \frac{(t_1 + t_2)^2}{2}} \\&= e^{\frac{(t_1)^2}{2} + \frac{(t_2)^2}{2} + \frac{(t_1)^2}{2} + \frac{(t_2)^2}{2} + \frac{2(t_1 t_2)}{2} - \frac{2(t_1 t_2)}{2}} \\&= e^{t_1^2} e^{t_2^2}.\end{aligned}$$

Logo

$$M_{X_1 + X_2, X_2 - X_1}(t_1, t_2) = M_{X_1 + X_2}(t_1) M_{X_2 - X_1}(t_2)$$

o que mostra que $X_1 + X_2$ e $X_2 - X_1$ são independentes.

(iii) Consideramos o resultado (ii) para o caso em que temos n arbitrário. Além disso, observamos que

$$\begin{aligned}\sum X_i^2 &= \sum (X_i - \bar{X} + \bar{X})^2 = \sum (X_i - \bar{X})^2 + 2\bar{X} \sum (X_i - \bar{X}) + \sum \bar{X}^2 \\ &= \sum (X_i - \bar{X})^2 + n\bar{X}^2\end{aligned}$$

e que $\sum (X_i - \bar{X})^2$ e $n\bar{X}^2$ são independentes. Então

$$M_{\sum X_i^2}(t) = M_{\sum (X_i - \bar{X})^2}(t) M_{n\bar{X}^2}(t)$$

e, portanto,

$$M_{\sum(X_i - \bar{X})^2}(t) = \frac{M_{\sum X_i^2}(t)}{M_{n\bar{X}^2}(t)} \quad (6)$$

Como $\bar{X} \sim N(0, 1/n)$, isso implica que $\frac{\bar{X}-0}{1/\sqrt{n}} = \sqrt{n}\bar{X}$ tem uma distribuição normal padrão, segue que $n\bar{X}^2$ tem uma distribuição qui-quadrado com um grau de liberdade. Além disso, a função geradora de momentos de $\sum(X_i - \bar{X})^2$ é igual a de uma distribuição qui-quadrado com $n - 1$ graus de liberdade

$$M_{\sum(X_i - \bar{X})^2}(t) = \left(\frac{1}{1 - 2t} \right)^{\frac{n-1}{2}}, \quad |t| < \frac{1}{2}.$$

Corolário

Se X_1, \dots, X_n é uma amostra aleatória de $X \sim N(\mu; \sigma^2)$, então

$$U = \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma} \right)^2 \sim \chi_n^2. \quad (7)$$

Observação

Seja X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de $X \sim N(\mu; \sigma^2)$. Então decorre diretamente do teorema anterior que:

i) $\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma} \sim N(0; 1/n);$

ii) \bar{X} e $\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ são independentes.

iii) $\sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2.$

Corolário

Se X_1, \dots, X_n é uma amostra aleatória de $X \sim N(\mu; \sigma^2)$, então

$$U = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2. \quad (8)$$

Prova

Basta notar que $U = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2$.

Observação

Se $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, σ^2 desconhecido e $S^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1}$

$$\frac{(\bar{X} - \mu)}{S/\sqrt{n-1}} \sim t_{(n-1)}$$