

Inferência Estatística II

Prof. Fernando de Souza Bastos
fernando.bastos@ufv.br

Departamento de Estatística
Programa de Pós-Graduação em Estatística Aplicada e Biometria
Universidade Federal de Viçosa
Campus UFV - Viçosa



Sumário

- 1 Introdução
- 2 Teste da Razão de Verossimilhança
- 3 Exemplo 1 - Hipóteses Bilaterais
- 4 Exemplo 2: Distribuição Exponencial
- 5 Teorema do Teste da Razão de Verossimilhança
- 6 Teste do Tipo Wald
- 7 Teste do Tipo Escore
- 8 Exemplos TRV, Wald e Escore
- 9 Conexão entre os Três Testes

Considere X_1, \dots, X_n variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas com função de densidade de probabilidade $f(x; \theta)$ para $\theta \in \Omega$. Considere, ainda, as hipóteses bilaterais:

$$H_0 : \theta = \theta_0 \quad \text{versus} \quad H_1 : \theta \neq \theta_0$$

em que θ_0 é um valor especificado. Lembre-se de que a função de verossimilhança e seu logaritmo são dados por:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(X_i; \theta) \text{ e } \ell(\theta) = \sum_{i=1}^n \log f(X_i; \theta)$$

Com $\hat{\theta}$ sendo a estimativa de máxima verossimilhança de θ .

Sabemos, que se θ_0 é o valor verdadeiro de θ , então, assintoticamente, $L(\theta_0)$ é o valor máximo de $L(\theta)$. Considere a razão de duas funções de verossimilhança, a saber,

$$\Lambda = \frac{L(\theta_0)}{L(\hat{\theta})}, \quad \hat{\theta} \in \Theta. \quad (1)$$

Sabemos, que se θ_0 é o valor verdadeiro de θ , então, assintoticamente, $L(\theta_0)$ é o valor máximo de $L(\theta)$. Considere a razão de duas funções de verossimilhança, a saber,

$$\Lambda = \frac{L(\theta_0)}{L(\hat{\theta})}, \quad \hat{\theta} \in \Theta. \quad (1)$$

Observe que $\Lambda \leq 1$, pois $L(\theta_0)$ é uma verossimilhança restrita a Θ_0 e $L(\hat{\theta})$ é uma verossimilhança irrestrita a Θ . Assim, se θ_0 é o verdadeiro valor do parâmetro, $L(\hat{\theta})$ atingirá $L(\theta_0)$ e $\Lambda = 1$, caso contrário, $L(\theta_0) < L(\hat{\theta})$ e $\Lambda < 1$.

Para um nível de significância especificado α , isso leva à regra de decisão intuitiva:

Rejeitar H_0 em favor de H_1 se $\Lambda \leq c$,

em que c é tal que $\alpha = P_{\theta_0}(\Lambda \leq c)$. Chamamos isso de teste da razão de verossimilhança (TRV).

Exemplo 1 - Hipóteses Bilaterais

Considere uma amostra aleatória X_1, X_2, X_3 de uma distribuição normal $N(\theta, 1)$. Desejamos testar as hipóteses:

$$H_0 : \theta = 5 \quad \text{versus} \quad H_1 : \theta \neq 5,$$

e os dados observados $X_1 = 6, X_2 = 5, X_3 = 7$.

Para $n = 3$, a função de verossimilhança conjunta é:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^3 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(X_i - \theta)^2}{2}\right).$$

- Sob H_0 , temos $\theta = \theta_0 = 5$.
- Sob H_1 , o estimador de máxima verossimilhança é

$$\hat{\theta} = \bar{X} = \frac{1}{3}(6 + 5 + 7) = 6$$

Substituímos θ_0 e $\hat{\theta}$ na função de verossimilhança:

$$\Lambda = \frac{L(\theta_0)}{L(\hat{\theta})} \Rightarrow -2 \ln \Lambda = 2 \sum_{i=1}^3 \frac{(X_i - \theta_0)^2 - (X_i - \hat{\theta})^2}{2}.$$

Ao considerar os dados:

$$\Lambda = e^{-\frac{3}{2}} \Rightarrow -2 \ln \Lambda = 3.$$

Regra de Decisão: Sob H_0 , a estatística $-2 \ln \Lambda$ segue uma distribuição $\chi^2(1)$. Para um nível de significância $\alpha = 0,05$, o valor crítico é:

$$\chi_{0,05}^2(1) = 3,841.$$

Como $-2 \ln \Lambda = 3 < 3,841$, não rejeitamos H_0 .

Com os dados $X_1 = 6$, $X_2 = 5$, $X_3 = 7$, há evidência suficiente para não rejeitar H_0 e aceitar que $\theta = 5$ ao nível de significância de 5%.

Exemplo 2 - Hipóteses Unilaterais

Considere uma amostra aleatória X_1, X_2, X_3 de uma distribuição normal $N(\theta, 1)$. Desejamos testar as hipóteses:

$$H_0 : \theta \leq 5 \quad \text{versus} \quad H_1 : \theta > 5,$$

e os dados observados $X_1 = 6, X_2 = 5.5, X_3 = 6.5$.

Para $n = 3$, a função de verossimilhança conjunta é:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^3 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(X_i - \theta)^2}{2}\right).$$

- Sob $H_0 : \theta \leq \theta_0$, o valor de θ que maximiza a verossimilhança é $\hat{\theta}_0 = \theta_0 = 5$.
- Sob $H_1 : \theta > \theta_0$, o estimador de máxima verossimilhança é $\hat{\theta} = \bar{X} = \frac{1}{3}(6 + 5.5 + 6.5) = 6$.

Substituímos $\hat{\theta}_0$ e $\hat{\theta}$ na função de verossimilhança:

$$\Lambda = \frac{L(\hat{\theta}_0)}{L(\hat{\theta})} \Rightarrow -2 \ln \Lambda = 2 \sum_{i=1}^3 \frac{(X_i - \hat{\theta}_0)^2 - (X_i - \hat{\theta})^2}{2}.$$

Para os dados:

$$-2 \ln \Lambda = 3$$

Regra de Decisão: Sob H_0 , a estatística $-2 \ln \Lambda$ segue uma distribuição qui-quadrado com 1 grau de liberdade ($\chi^2(1)$). Para um nível de significância $\alpha = 0,05$, o valor crítico é:

$$\chi^2_{0,05}(1) = 3,841.$$

Como $-2 \ln \Lambda = 3 < 3,841$, não rejeitamos H_0 . Com os dados $X_1 = 6$, $X_2 = 5,5$, $X_3 = 6,5$, não há evidência suficiente para rejeitar H_0 ao nível de significância de 5%.

Exemplo 3 - Hipóteses Bilaterais

Considere uma amostra aleatória X_1, X_2, \dots, X_n de uma distribuição $N(\theta, \sigma^2)$, em que $-\infty < \theta < \infty$ e $\sigma^2 > 0$ são conhecidos. Vamos considerar as hipóteses:

$$H_0 : \theta = \theta_0 \quad \text{versus} \quad H_1 : \theta \neq \theta_0,$$

em que θ_0 é especificado. A função de verossimilhança é dada por:

$$\begin{aligned} L(\theta) &= \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} \right)^{n/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \theta)^2 \right\} \\ &= \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} \right)^{n/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right\} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} n(\bar{x} - \theta)^2 \right\}, \end{aligned} \tag{2}$$
$$\tag{3}$$

Em $\Omega = \{\theta : -\infty < \theta < \infty\}$, o estimador de máxima verossimilhança é $\hat{\theta} = \bar{x}$, e, portanto, a razão de verossimilhança é:

$$\begin{aligned}\Lambda &= \frac{L(\theta_0)}{L(\hat{\theta})} \\ &= \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} n(\bar{X} - \theta_0)^2 \right\}.\end{aligned}$$

Em $\Omega = \{\theta : -\infty < \theta < \infty\}$, o estimador de máxima verossimilhança é $\hat{\theta} = \bar{x}$, e, portanto, a razão de verossimilhança é:

$$\begin{aligned}\Lambda &= \frac{L(\theta_0)}{L(\hat{\theta})} \\ &= \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} n(\bar{X} - \theta_0)^2 \right\}.\end{aligned}$$

Logo, $\Lambda \leq c$ é equivalente a $-2 \log \Lambda \geq -2 \log c$. No entanto,

$$-2 \log \Lambda = \left(\frac{\bar{X} - \theta_0}{\sigma/\sqrt{n}} \right)^2,$$

que segue uma distribuição $\chi^2(1)$ sob H_0 .

Portanto, o teste da razão de verossimilhança com nível de significância α afirma que rejeitamos H_0 e aceitamos H_1 quando

$$\left(\frac{\bar{X} - \theta_0}{\sigma/\sqrt{n}} \right)^2 \geq \chi_\alpha^2(1).$$

Portanto, o teste da razão de verossimilhança com nível de significância α afirma que rejeitamos H_0 e aceitamos H_1 quando

$$\left(\frac{\bar{X} - \theta_0}{\sigma/\sqrt{n}} \right)^2 \geq \chi_\alpha^2(1).$$

- O teste baseado na estatística

$$\left(\frac{\bar{X} - \theta_0}{\sigma/\sqrt{n}} \right)^2$$

é equivalente ao teste z-bilateral porque:

- 1 Ele utiliza o quadrado da estatística z, que naturalmente segue uma distribuição $\chi^2(1)$ sob H_0 .

Portanto, o teste da razão de verossimilhança com nível de significância α afirma que rejeitamos H_0 e aceitamos H_1 quando

$$\left(\frac{\bar{X} - \theta_0}{\sigma/\sqrt{n}} \right)^2 \geq \chi_\alpha^2(1).$$

- O teste baseado na estatística

$$\left(\frac{\bar{X} - \theta_0}{\sigma/\sqrt{n}} \right)^2$$

é equivalente ao teste z-bilateral porque:

- 1 Ele utiliza o quadrado da estatística z, que naturalmente segue uma distribuição $\chi^2(1)$ sob H_0 .
- 2 A bilateralidade está embutida no quadrado da estatística, o que elimina a necessidade de dividir o nível de significância α entre as duas caudas.

- A razão para usarmos $\chi^2_{\alpha}(1)$ em vez de $\chi^2_{\alpha/2}(1)$ é:
 - 1 A estatística $-2 \ln \Lambda$ segue uma distribuição qui-quadrado com 1 grau de liberdade, que já reflete a probabilidade acumulada na cauda superior.

- A razão para usarmos $\chi^2_{\alpha}(1)$ em vez de $\chi^2_{\alpha/2}(1)$ é:
 - 1 A estatística $-2 \ln \Lambda$ segue uma distribuição qui-quadrado com 1 grau de liberdade, que já reflete a probabilidade acumulada na cauda superior.
 - 2 A bilateralidade está implícita porque a estatística considera apenas o quadrado das diferenças $((\bar{X} - \theta_0)^2)$, incorporando desvios para ambos os lados de θ_0 .

- A razão para usarmos $\chi^2_\alpha(1)$ em vez de $\chi^2_{\alpha/2}(1)$ é:
 - 1 A estatística $-2 \ln \Lambda$ segue uma distribuição qui-quadrado com 1 grau de liberdade, que já reflete a probabilidade acumulada na cauda superior.
 - 2 A bilateralidade está implícita porque a estatística considera apenas o quadrado das diferenças $((\bar{X} - \theta_0)^2)$, incorporando desvios para ambos os lados de θ_0 .
 - 3 No caso da estatística $Z^2 \sim \chi^2(1)$, rejeitamos H_0 quando:

$$Z^2 \geq \chi^2_\alpha(1),$$

o que é equivalente a:

$$|Z| \geq \sqrt{\chi^2_\alpha(1)}.$$

Teste da Razão de Verossimilhança para a Distribuição Exponencial

Suponha que X_1, \dots, X_n são variáveis i.i.d com densidade de probabilidade

$$f(x; \theta) = \theta^{-1} e^{-x/\theta}, \quad \text{para } x, \theta > 0$$

As hipóteses são dadas por

$$H_0 : \theta = \theta_0 \quad \text{versus} \quad H_1 : \theta \neq \theta_0.$$

A função de verossimilhança pode ser escrita como:

$$L(\theta) = \theta^{-n} e^{-n\bar{X}/\theta}$$

É fácil ver que a estimativa de máxima verossimilhança de θ é \bar{X} .

Após alguma simplificação, a estatística do teste da razão de verossimilhança pode ser escrita como:

$$\Lambda = e^n \left(\frac{\bar{X}}{\theta_0} \right)^n e^{-n\bar{X}/\theta_0}.$$

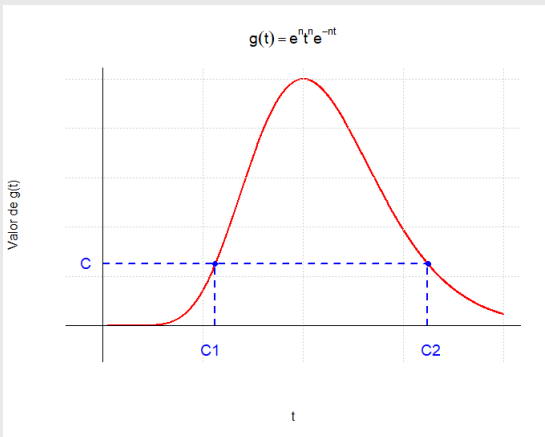
Além da constante e^n , a estatística do teste tem a forma:

$$g(t) = e^n t^n e^{-nt}, \quad t > 0$$

em que $t = \bar{X}/\theta_0$.

Como mostra a Figura abaixo, $g(t) \leq c$ se, e somente se, $t \leq c_1$ ou $t \geq c_2$. Isso leva a:

$\Lambda \leq c$ se e somente se $\bar{X}/\theta_0 \leq c_1$ ou $\bar{X}/\theta_0 \geq c_2$.



Notem que $M_{X_i}(t) = (1 - t\theta)^{-1}$, é a função geradora de momentos de X_i , $i = 1, 2, \dots, n$. Assim, a função geradora de momentos de $Y = 2 \sum_{i=1}^n X_i / \theta_0$ é dada por $M_Y(t) = (1 - 2t)^{-2n/2}$, que é a função geradora de momentos de uma variável $\chi^2(2n)$.

Notem que $M_{X_i}(t) = (1 - t\theta)^{-1}$, é a função geradora de momentos de X_i , $i = 1, 2, \dots, n$. Assim, a função geradora de momentos de $Y = 2 \sum_{i=1}^n X_i / \theta_0$ é dada por $M_Y(t) = (1 - 2t)^{-2n/2}$, que é a função geradora de momentos de uma variável $\chi^2(2n)$.

Ou seja, $\bar{X} / \theta_0 \leq c_1 \iff Y = 2 \sum_{i=1}^n X_i / \theta_0 \leq k_1 = 2nc_1$ ou

Notem que $M_{X_i}(t) = (1 - t\theta)^{-1}$, é a função geradora de momentos de X_i , $i = 1, 2, \dots, n$. Assim, a função geradora de momentos de $Y = 2 \sum_{i=1}^n X_i / \theta_0$ é dada por $M_Y(t) = (1 - 2t)^{-2n/2}$, que é a função geradora de momentos de uma variável $\chi^2(2n)$.

Ou seja, $\bar{X} / \theta_0 \leq c_1 \iff Y = 2 \sum_{i=1}^n X_i / \theta_0 \leq k_1 = 2nc_1$ ou

$\bar{X} / \theta_0 \geq c_2 \iff Y = 2 \sum_{i=1}^n X_i / \theta_0 \geq k_2 = 2nc_2$.

Baseado nas observações anteriores, podemos utilizar a seguinte regra de decisão para o teste de nível α :

Baseado nas observações anteriores, podemos utilizar a seguinte regra de decisão para o teste de nível α :

Rejeitar H_0 se $(2/\theta_0) \sum_{i=1} X_i \leq \chi^2_{1-\alpha/2}(2n)$ ou $(2/\theta_0) \sum_{i=1} X_i \geq \chi^2_{\alpha/2}(2n)$,

em que $\chi^2_{1-\alpha/2}(2n)$ é o quantil inferior $\alpha/2$ de uma distribuição χ^2 com $2n$ graus de liberdade e $\chi^2_{\alpha/2}(2n)$ é o quantil superior $\alpha/2$ de uma distribuição χ^2 com $2n$ graus de liberdade.

Teorema do Teste da Razão de Verossimilhança

Teorema 1

Suponha que as condições de regularidade $R0$ a $R5$ são satisfeitas. Sob a hipótese nula, $H_0 : \theta = \theta_0$, temos que $\{-2 \log \Lambda\} \xrightarrow{D} \chi^2(1)$.

Teorema do Teste da Razão de Verossimilhança

Teorema 1

Suponha que as condições de regularidade $R0$ a $R5$ são satisfeitas. Sob a hipótese nula, $H0 : \theta = \theta_0$, temos que $\{-2 \log \Lambda\} \xrightarrow{D} \chi^2(1)$.

Demonstração:

Prova: Expanda a função $\ell(\theta)$ em uma série de Taylor em torno de θ_0 de ordem 1 e avalie-a no estimador de máxima verossimilhança, $\hat{\theta}$. Isso resulta em

$$\ell(\hat{\theta}) = \ell(\theta_0) + (\hat{\theta} - \theta_0)\ell'(\hat{\theta}_0) + \frac{1}{2}(\hat{\theta} - \theta_0)^2\ell''(\theta_n^*), \quad (4)$$

em que θ_n^* está entre $\hat{\theta}$ e θ_0 .

Demonstração:

Como $\hat{\theta} \xrightarrow{P} \theta_0$, segue que $\theta_n^* \xrightarrow{P} \theta_0$. Isso, além do fato de que a função $l'(\theta)$ é contínua e a equação (6.2.22) do Teorema 6.2.2 do livro texto (Hogg 8ª edição) implicam que

$$-\frac{1}{n}\ell''(\theta_n^*) \xrightarrow{P} l(\theta_0). \quad (5)$$

Pelo Corolário 6.2.3, do livro texto,

$$\frac{1}{\sqrt{n}}\ell'(\hat{\theta}_0) = \sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta_0)l(\theta_0) + R_n, \quad (6)$$

em que $R_n \xrightarrow{P} 0$.

Se substituirmos (5) e (6) na expressão (4) e fizermos algumas simplificações, obtemos

$$-2 \log \Lambda = 2(\ell(\hat{\theta}) - \ell(\theta_0)) = \left[\sqrt{nl(\theta_0)}(\hat{\theta} - \theta_0) \right]^2 + R_n^*,$$

em que $R_n^* \xrightarrow{P} 0$. Pelo Teorema 5.2.4 e pelo Teorema 6.2.2, o primeiro termo no lado direito da equação acima converge em distribuição para uma distribuição χ^2 com um grau de liberdade. cqd ■

Logo, defina a estatística de teste $\chi_L^2 = -2 \log \Lambda$. Para as hipóteses,

$$H_0 : \theta = \theta_0 \quad \text{versus} \quad H_1 : \theta \neq \theta_0,$$

este teorema sugere a regra de decisão:

Rejeitar H_0 em favor de H_1 se $\chi_L^2 \geq \chi_\alpha^2(1)$.

Pelo último teorema, este teste possui nível assintótico α . Se não conseguirmos obter a estatística de teste ou sua distribuição em uma forma fechada, podemos usar este teste assintótico.

Teste do Tipo Wald

Além do teste da razão de verossimilhança, na prática, são empregados outros dois testes relacionados à verossimilhança. Uma estatística de teste natural é baseada na distribuição assintótica de $\hat{\theta}$. Considere a estatística

$$\chi_W^2 = \left\{ \sqrt{nl(\hat{\theta})}(\hat{\theta} - \theta_0) \right\}^2.$$

como $l(\theta)$ é uma função contínua, $l(\hat{\theta}) \xrightarrow{P} l(\theta_0)$ sob a hipótese nula. Portanto, sob H_0 , χ_W^2 possui uma distribuição assintótica χ^2 com um grau de liberdade.

Teste do Tipo Wald

Além do teste da razão de verossimilhança, na prática, são empregados outros dois testes relacionados à verossimilhança. Uma estatística de teste natural é baseada na distribuição assintótica de $\hat{\theta}$. Considere a estatística

$$\chi_W^2 = \left\{ \sqrt{nl(\hat{\theta})}(\hat{\theta} - \theta_0) \right\}^2.$$

como $l(\theta)$ é uma função contínua, $l(\hat{\theta}) \xrightarrow{P} l(\theta_0)$ sob a hipótese nula. Portanto, sob H_0 , χ_W^2 possui uma distribuição assintótica χ^2 com um grau de liberdade.

Isso sugere a regra de decisão

$$\text{Rejeitar } H_0 \text{ em favor de } H_1 \text{ se } \chi_W^2 \geq \chi_\alpha^2(1). \quad (7)$$



O teste (7) é frequentemente referido como um teste do tipo Wald, em homenagem a **Abraham Wald** (nasceu em 31 de outubro de 1902, morreu em 1950 de acidente de avião), que foi um estatístico do século XX. Após sua morte, Wald foi criticado por Sir Ronald A. Fisher. O trabalho de Wald foi defendido, posteriormente, por Jerzy Neyman e outros acadêmicos proeminentes.

Teste do Tipo Escore

O terceiro teste é chamado de teste de escores de Rao, em homenagem a **Calyampudi Radhakrishna Rao** (10 de setembro de 1920 - 22 de agosto de 2023). A American Statistical Association o descreveu como “uma lenda viva cujo trabalho influenciou não apenas as estatísticas, mas teve implicações de longo alcance para diversos outros campos.” O Times of India listou Rao como um dos 10 maiores cientistas indianos de todos os tempos.



Os escores são os componentes do vetor

$$S(\theta) = \left\{ \frac{\partial \log f(X_1; \theta)}{\partial \theta}, \dots, \frac{\partial \log f(X_n; \theta)}{\partial \theta} \right\}.$$

Em nossa notação, temos

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \ell'(\hat{\theta}_0) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n \frac{\partial \log f(X_i; \theta_0)}{\partial \theta}.$$

Defina a estatística

$$\chi_R^2 = \left\{ \frac{\ell'(\theta_0)}{\sqrt{nl(\theta_0)}} \right\}^2.$$

Sob H_0 , segue da expressão (6) que

$$\chi_R^2 = \chi_W^2 + R_{0n},$$

em que R_{0n} converge para 0 em probabilidade. Portanto, a próxima regra de decisão define um teste.

Defina a estatística

$$\chi_R^2 = \left\{ \frac{\ell'(\theta_0)}{\sqrt{nI(\theta_0)}} \right\}^2.$$

Sob H_0 , segue da expressão (6) que

$$\chi_R^2 = \chi_W^2 + R_{0n},$$

em que R_{0n} converge para 0 em probabilidade. Portanto, a próxima regra de decisão define um teste.

$$\text{Rejeite } H_0 \text{ em favor de } H_1 \text{ se } \chi_R^2 \geq \chi_\alpha^2(1). \quad (8)$$

Exemplos TRV, Wald e Escore

Seja X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória com uma distribuição $\text{beta}(\theta, 1)$. Considere as hipóteses:

$$H_0 : \theta = 1 \text{ versus } H_1 : \theta \neq 1$$

Exemplos TRV, Wald e Escore

Seja X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória com uma distribuição $\text{beta}(\theta, 1)$. Considere as hipóteses:

$$H_0 : \theta = 1 \text{ versus } H_1 : \theta \neq 1$$

É possível mostrar que $\hat{\theta} = -\frac{n}{\sum_{i=1}^n \log X_i}$ é o estimador de máxima verossimilhança de θ .

Após alguma simplificação, o valor da função de verossimilhança no estimador de máxima verossimilhança é dado por:

$$L(\hat{\theta}) = \left(-\sum_{i=1}^n \log X_i \right)^{-n} \exp \left\{ n(\log n - 1) - \sum_{i=1}^n \log X_i \right\}.$$

Exemplos TRV, Wald e Escore

Além disso, $L(1) = 1$, portanto, a estatística do teste da razão de verossimilhança é $\Lambda = \frac{1}{L(\hat{\theta})}$, de modo que:

$$\chi_L^2 = -2 \log \Lambda = 2 \left(- \sum_{i=1}^n \log X_i - n \log \left(- \sum_{i=1}^n \log X_i \right) - n + n \log n \right)$$

Lembre-se de que a informação para esta distribuição é $I(\theta) = \theta^{-2}$.

Exemplos TRV, Wald e Escore

Para o teste do tipo Wald, podemos estimar isso consistentemente como $\hat{\theta}^{-2}$. O teste do tipo Wald simplifica-se para:

$$\chi^2_W = \sqrt{\frac{n}{\hat{\theta}^2}}(\hat{\theta} - 1) = n \left(1 - \frac{1}{\hat{\theta}}\right)^2$$

Exemplos TRV, Wald e Escore

Por fim, para o teste do tipo escores, $\ell'(1)$ é dado por:

$$\ell'(1) = \sum_{i=1}^n \log X_i + n$$

Portanto, a estatística do teste do tipo escores é:

$$\chi_R^2 = \left\{ \frac{\left(\sum_{i=1}^n \log X_i + n \right)}{\sqrt{n}} \right\}^2 .$$

Os testes de Razão de Verossimilhança (LRT), Wald e Escore avaliam a mesma hipótese nula, mas de formas distintas:

- **Razão de Verossimilhança (LRT):** Compara o ajuste de dois modelos, um com e outro sem restrições, por meio da razão das verossimilhanças.

Os testes de Razão de Verossimilhança (LRT), Wald e Escore avaliam a mesma hipótese nula, mas de formas distintas:

- **Razão de Verossimilhança (LRT):** Compara o ajuste de dois modelos, um com e outro sem restrições, por meio da razão das verossimilhanças.
- **Wald:** Avalia diretamente se o parâmetro estimado está próximo do valor hipotético, utilizando a variância do estimador.

Os testes de Razão de Verossimilhança (LRT), Wald e Escore avaliam a mesma hipótese nula, mas de formas distintas:

- **Razão de Verossimilhança (LRT):** Compara o ajuste de dois modelos, um com e outro sem restrições, por meio da razão das verossimilhanças.
- **Wald:** Avalia diretamente se o parâmetro estimado está próximo do valor hipotético, utilizando a variância do estimador.
- **Escore:** Analisa o gradiente da verossimilhança no ponto nulo para identificar evidências de desvio em direção à alternativa.

Os três testes têm como base a função de verossimilhança, mas fazem uso de diferentes aspectos da mesma:

- O **LRT** considera a *diferença máxima* na função de verossimilhança entre os modelos nulo e alternativo.

Os três testes têm como base a função de verossimilhança, mas fazem uso de diferentes aspectos da mesma:

- O **LRT** considera a *diferença máxima* na função de verossimilhança entre os modelos nulo e alternativo.
- O **teste de Wald** utiliza a *distância do estimador* ao valor nulo ponderada pela variância.

Os três testes têm como base a função de verossimilhança, mas fazem uso de diferentes aspectos da mesma:

- O **LRT** considera a *diferença máxima* na função de verossimilhança entre os modelos nulo e alternativo.
- O **teste de Wald** utiliza a *distância do estimador* ao valor nulo ponderada pela variância.
- O **teste de escore** analisa o *declive da verossimilhança* no ponto nulo.

- **Teste de Wald:**

- Fácil de implementar, pois depende apenas do estimador de máxima verossimilhança (EMV) e de sua variância estimada.

- **Teste de Wald:**

- Fácil de implementar, pois depende apenas do estimador de máxima verossimilhança (EMV) e de sua variância estimada.
- Pode ser impreciso em pequenas amostras ou quando o parâmetro está próximo da borda do espaço paramétrico.

- **Teste de Wald:**

- Fácil de implementar, pois depende apenas do estimador de máxima verossimilhança (EMV) e de sua variância estimada.
- Pode ser impreciso em pequenas amostras ou quando o parâmetro está próximo da borda do espaço paramétrico.

- **Teste de Razão de Verossimilhança (LRT):**

- Considerado mais robusto, pois avalia a qualidade do ajuste entre os modelos nulo e alternativo.

- **Teste de Wald:**

- Fácil de implementar, pois depende apenas do estimador de máxima verossimilhança (EMV) e de sua variância estimada.
- Pode ser impreciso em pequenas amostras ou quando o parâmetro está próximo da borda do espaço paramétrico.

- **Teste de Razão de Verossimilhança (LRT):**

- Considerado mais robusto, pois avalia a qualidade do ajuste entre os modelos nulo e alternativo.
- Pode ser computacionalmente caro, já que exige a estimação do modelo sob a hipótese alternativa.

- **Teste de Wald:**

- Fácil de implementar, pois depende apenas do estimador de máxima verossimilhança (EMV) e de sua variância estimada.
- Pode ser impreciso em pequenas amostras ou quando o parâmetro está próximo da borda do espaço paramétrico.

- **Teste de Razão de Verossimilhança (LRT):**

- Considerado mais robusto, pois avalia a qualidade do ajuste entre os modelos nulo e alternativo.
- Pode ser computacionalmente caro, já que exige a estimação do modelo sob a hipótese alternativa.

- **Teste de Escore:**

- Útil quando a estimação do modelo alternativo é difícil, pois depende apenas das derivadas da verossimilhança no ponto nulo.

- **Teste de Wald:**

- Fácil de implementar, pois depende apenas do estimador de máxima verossimilhança (EMV) e de sua variância estimada.
- Pode ser impreciso em pequenas amostras ou quando o parâmetro está próximo da borda do espaço paramétrico.

- **Teste de Razão de Verossimilhança (LRT):**

- Considerado mais robusto, pois avalia a qualidade do ajuste entre os modelos nulo e alternativo.
- Pode ser computacionalmente caro, já que exige a estimação do modelo sob a hipótese alternativa.

- **Teste de Escore:**

- Útil quando a estimação do modelo alternativo é difícil, pois depende apenas das derivadas da verossimilhança no ponto nulo.
- Assume que o modelo nulo está bem especificado, o que pode limitar sua aplicabilidade.

Para

- Exercícios da seção 6.3: 6, 9, 10, 11, 12, 13, 16, 18, 19.

Referências I



Hogg, RV, J McKean e AT Craig (2019). *Introduction to Mathematical Statistics*.