



Inferência Estatística

Professor: Pedro M. Almeida-Junior

22 de dezembro de 2021

Departamento de Estatística (UEPB)

Consistência

- Um conceito importante é o da consistência do estimador, ou seja, à medida que o tamanho da amostra aumenta, os estimadores ficam tão próximos do parâmetro que está sendo estimado quanto desejado
- Seja X_1, \dots, X_n uma AAS de uma distribuição com parâmetro desconhecido θ . Dizemos que o estimador $\hat{\theta}$ é consistente para o parâmetro θ , se

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\hat{\theta} - \theta| > \epsilon) = 0 \quad \text{ou} \quad \hat{\theta} \xrightarrow{P} \theta$$

Em geral, usamos a desigualdade de Markov para verificação dessa propriedade. Pois, segundo tal desigualdade, seja Z uma v.a. assumindo valores reais positivos. Então, temos que para qualquer $\epsilon > 0$:

$$P(Z > \epsilon) \leq \frac{\mathbb{E}(Z)}{\epsilon}$$

Assim, podemos observar que, seja $Z = |\hat{\theta} - \theta|$ e $\epsilon > 0$, temos que

$$\begin{aligned} P(|\hat{\theta} - \theta| > \epsilon) &= P(|\hat{\theta} - \theta|^2 > \epsilon^2) \\ &\leq \frac{\mathbb{E}((\hat{\theta} - \theta)^2)}{\epsilon^2} \\ &= \frac{Var(\hat{\theta}) + b^2(\hat{\theta})}{\epsilon^2} \end{aligned}$$

ou seja,

$$P(|\hat{\theta} - \theta| > \epsilon) \leq \frac{Var(\hat{\theta}) + b^2(\hat{\theta})}{\epsilon^2}$$

Se o estimador $\hat{\theta}$ é um **não viésado** para θ , então podemos usar a desigualdade de Chebyschev, e neste caso, se $Var(\hat{\theta}) < \infty$, então,

$$P(|\hat{\theta} - \theta| > \epsilon) \leq \frac{Var(\hat{\theta})}{\epsilon^2}$$

Exemplo: Suponha que X_1, \dots, X_n uma AAS da v.a. X tal que $\mathbb{E}(X) = \mu$ e $V(X) = \sigma^2 < \infty$. Então, $\hat{\mu} = \bar{X}$ é um estimador não viesado e consistente para o parâmetro μ .

Suficiência

- Até agora vimos formas de verificar se um estimador possui boas propriedades;
- Porém, precisamos estabelecer métodos de construções de estimadores que tenham alguma propriedade interessante, ou que levem a estimadores com 'boas' propriedades
- Antes, vamos considerar estatísticas que reduzam os dados sem que haja perda de informação; Daí, vem o conceito de estatísticas suficientes.

- Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com função de densidade ou de probabilidade $f(x | \theta)$. Quando resumimos a informação que os dados contêm sobre θ , utilizando uma estatística, é importante que não haja perda de informação sobre θ .
- Ou seja, a estatística a ser considerada deve, dentro do possível, conter toda a informação sobre θ presente na amostra.

Princípio da Suficiência

- Em outras palavras, se pudermos usar uma estatística $T = T(X_1, \dots, X_n)$ para extraímos toda informação que a amostra X_1, \dots, X_n contém sobre θ , então dizemos que T (que pode ser um vetor) é suficiente para θ .
- Desse modo, o conhecimento apenas de T (e não necessariamente da amostra completa X_1, \dots, X_n) é suficiente para que sejam feitas inferências sobre θ .

Definição: Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória simples de uma variável aleatória com distribuição envolvendo o parâmetro desconhecido θ . Dizemos que a estatística $T = T(X_1, \dots, X_n)$ é suficiente para θ , quando a distribuição condicional de X_1, \dots, X_n dado T for independente de θ .

Exemplo 1: Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição Binomial($1, \theta$), ou seja, de Bernoulli(θ). Vamos verificar se a estatística $T = \sum_{i=1}^n X_i$ é suficiente para θ .

Exemplo 2: Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição Poisson com parâmetro θ . Vamos verificar se a estatística $T = \sum_{i=1}^n X_i$ é suficiente para θ .

Teorema: (Critério da Fatoração de Neyman) Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória X com função de densidade (ou de probabilidade) $f(x | \theta)$ e função de verossimilhança $L(\theta; x)$. Temos, então, que a estatística $T = T(X_1, \dots, X_n)$ é suficiente para θ , se e somente se pudermos escrever

$$L(\theta; x) = h(x_1, \dots, x_n) g_\theta(T(x_1, \dots, x_n)),$$

onde $h(x_1, \dots, x_n)$ é uma função que depende apenas de x_1, \dots, x_n (não depende de θ) e $g_\theta(T(x_1, \dots, x_n))$ depende de θ e de x_1, \dots, x_n somente através de T .

Exemplo 3: Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição Binomial($1, \theta$), ou seja, de Bernoulli(θ). Vamos verificar se a estatística $T = \sum_{i=1}^n X_i$ é suficiente para θ usando o critério da Fatoração.

Exemplo 4: Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição Poisson com parâmetro θ . Vamos verificar se a estatística $T = \sum_{i=1}^n X_i$ é suficiente para θ usando o critério da Fatoração.

Estatísticas conjuntamente Suficientes

- Vamos considerar agora o caso multiparamétrico em que θ é um vetor de parâmetros.
- No caso do modelo normal $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, com $\theta = (\mu, \sigma^2)$, sendo μ e σ^2 desconhecidos é um exemplo de distribuições com mais de um parâmetros.

Teorema (Critério da fatoração. Caso Multiparamétrico):

Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória X , com função de densidade (ou de probabilidade) $f(x | \theta)$. Temos, então, que a estatística r dimensional $T = (T_1, \dots, T_r)$, $T_i = T_i(X)$ é conjuntamente suficiente para θ se

$$\begin{aligned}L(\theta; x) &= f(x_1, \dots, x_n | \theta) \\&= \prod_{i=1}^n f(x_i | \theta) \\&= h(x_1, \dots, x_n) g_\theta(T_1(x), \dots, T_r(x))\end{aligned}$$

onde $h(x_1, \dots, x_n)$ é uma função que não depende de θ e $g_\theta(T_1(x), \dots, T_r(x))$ depende de θ e de $x = (x_1, \dots, x_n)$ somente por meio de $(T_1(x), \dots, T_r(x))$.

Exemplo: Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, onde μ e σ^2 são desconhecidos. Temos, então, que $\theta = (\mu, \sigma^2)$.