# MAT02026 - Inferência B

### Gabarito Lista 6 - TH e IC Bayesianos

**Exercício 1** Seja a amostra aleatória  $X_1, \ldots, X_n$  com distribuição Binomial Negativa $(r, \theta)$ , com função de probabilidade:

$$p(x|r,\theta) = {x+r-1 \choose x} \theta^r (1-\theta)^x$$

com x = 0, 1, 2, ...

a) A conjugada da binomial negativa é a distribuição beta.

Assumindo uma prior uniforme, beta(a,b), temos:

$$\theta \sim beta(a,b)$$

e a regra de atualização é dada por:

$$\theta | x \sim beta(a + rn, b + \sum_{i} x_i)$$

 $com x = (x_1, x_2, \dots, x_n).$ 

b) Seja  $\theta \sim beta(2,2)$ .

Para  $r = 5, n = 10, \sum_{i} x_i = 70$  temos  $\theta | x \sim beta(52, 72)$ .

Sejam as hipóteses  $H_0: \theta \leq 0.5$  vs.  $H_1: \theta 0.5$ .

Qual das hipóteses apresenta maior probabilidade à posteriori?

$$p(H_0|x) = p(\theta \le 0.5|x) = pbeta(0.5, 52, 72) = 0.964$$

$$p(H_1|x) = 1 - p(H_0|x) = 0.036$$

c) 
$$O(H_1, H_0|x) = \frac{p(H_1|x)}{p(H_0|x)} = \frac{0.036}{0.964} = 0.037$$

Assumindo que as hipóteses tinham inicialmente igual probabilidade:

O fator de Bayes a favor de  $H_1$ :

$$B(x) = \frac{O(H_1, H_0|x)}{O(H_1, H_0)} = \frac{0.037}{1} = 0.037$$

Não existe evidência a favor de  $H_1$ .

Exercício 2 Seja  $\theta$  a probabilidade de preferir o congelador de maior qualidade.

- a) Modelo de dados proposto:  $f(x|\theta) \sim binomial(\theta)$ Não se considera as diferenças de gostos individuais dos clientes.
- b) N = 16, x = 13

Para  $\theta_1 \sim beta(0.5, 0.5), \, \theta_1 \sim beta(13.5, 3.5)$ 

$$p(\theta_1 > 0.6|x) = 1 - p(\theta_1 \le 0.6|x)$$

Seja 
$$H_0: \theta \ge 0.6$$
 vs.  $H_1: \theta < 0.6$ 

Assumimos  $p(H_0) = P(H_1) = 0.5$ , logo  $O(H_0, H_1) = 1$ 

$$B(x) = \frac{O(H_0, H_1|x)}{O(H_0, H_1)} = O(H_0, H_1|x) = \frac{p(\theta_1 \ge 0.6|x)}{p(\theta_1 < 0.6|x)} = \frac{0.9637}{0.036} = 26.6$$

Repetindo os cálculos para priors diferentes:

Para  $\theta_2 \sim beta(1,1)$  obtemos B(x) = 19

Para  $\theta_3 \sim beta(2,2)$  obtemos B(x) = 13.3

A prior aparenta ter um grande efeito no fator de Bayes.

### Exercício 3

$$\theta \sim Gamma(1,1)$$

$$X_i \sim Poisson(\theta)$$

Para 
$$n = 10, \sum_{i} x_i = 6$$
 temos:

$$\theta | x \sim Gamma(7, 11)$$

Intervalo de confiança a 90

qgamma(0.05, 7, 11)

qgamma(0.95, 7, 11)

Região de credibilidade HPD a 90

library(TeachingDemos)

hpd(qqamma,conf=0.9, shape=7, rate=11)

### **Exercício 4** prior: $\theta \sim beta(1,1)$

verosimilhança de x casos em n observações:  $x \sim binomial(\theta)$ 

posterior:  $\theta | x \sim beta(x+1, n-x+1)$ 

Temos as seguintes hipóteses:  $+ H_0: \theta = 0.2 + H_1: \theta = 0.3$ 

Hipóteses à priori:  $+ p(H_0) = 0.25 + p(H_1) = 0.75$ 

Tendo assim  $O(H_0, H_1) = \frac{0.25}{0.75} = \frac{1}{3}$ 

Seja o fator de Bayes em favor de  $H_0$ :

$$B(x) = \frac{O(H_0, H_1|x)}{O(H_0, H_1)}$$

Se o fator de bayes for maior que 1 (para favorecer  $H_0$  como é pedido no enunciado). Assim:

$$B(x) = \frac{O(H_0, H_1|x)}{O(H_0, H_1)} 1 \iff \frac{O(H_0, H_1|x)}{\frac{1}{3}} 1 \iff O(H_0, H_1|x) \frac{1}{3}$$

Ou seja,

$$O(H_0, H_1|x)\frac{1}{3} \iff \frac{p(H_0|x)}{p(H_1|x)}\frac{1}{3} \iff p(H_0|x)3p(H_1|x)$$

Ora, sabendo que os dados seguem uma binomial:

+  $p(H_0|x) = p(\theta = 0.2|x) = {n \choose x} 0.2^x 0.8^{n-x} + p(H_1|x) = p(\theta = 0.3|x) = {n \choose x} 0.3^x 0.7^{n-x}$ Juntando tudo:

$$\binom{n}{x}$$
 0.2 $^x$  0.8 $^{n-x}$  3  $\binom{n}{x}$  0.3 $^x$  0.7 $^{n-x}$ 

$$0.2^{x}0.8^{n-x}3 \times 0.3^{x}0.7^{n-x}$$

$$x\frac{n-8.67}{4.2}$$

## Exercício 5

**Exercício 6** a) Parâmetros da priori  $\alpha = 4.8$  e  $\beta = 19.2$ . Logo,  $\theta/x \sim Beta(30.8, 93.2)$ 

- b) Estimativa MVG=0.244 e estimativa de bayes=0.248.
- c) IC central =(0.17;0.32) e IC HPD =(0.174, 0.32)
- d)  $P(\theta \le 0.5) \approx 1$

Exercício 7 a) IC HPD= (30.839; 33.079), 1º quartil=31,573, 3º quartil 32.344

- b) ICP HPD=(30.868; 33.131), 1° quartil=31.610, 3° quartil= 32.389
- c) IC clássico igual ao HPD do item b.

**Exercício 8** a) A distribuição a posteriori será dada pela distribuição condicional de  $\theta$  dado X:

$$\pi(\theta|x) = \frac{f(x|\theta)\pi(\theta)}{\int_{\Theta} f(x|\theta)\pi(\theta)d\theta = \frac{f(x|\theta)\pi(\theta)}{g(x)}}$$

Para encontrar g(x) vamos resolver a seguinte integral:

$$g(x) = \int_{\Theta} f(x|\theta)\pi(\theta)d\theta = \int_{0}^{\infty} \theta e^{\theta x} 16\theta e^{-4\theta}d\theta \tag{1}$$

$$= \int_0^\infty 16\theta^2 e^{-(x+4)\theta} d\theta \tag{2}$$

$$= \frac{32}{(x+4)^3} \int_0^\infty \frac{(x+4)^3}{2} \theta^2 e^{-(x+4)\theta} d\theta \tag{3}$$

$$= \frac{32}{(x+4)^3},\tag{4}$$

pois a função que está sendo integrada acima é uma densidade de  $\theta$ , a saber,  $\theta \sim \text{Gamma}(\lambda = 4, r = 23)$ .

Substituindo em  $\pi(\theta|x)$  obtemos

$$\pi(\theta|x) = \frac{\theta e^{\theta x} 16\theta e^{-4\theta}}{\frac{32}{(x+4)^3}} = \frac{(x+4)^3}{2} \theta^2 e^{-(x+4)\theta}$$

b) Note que  $E(X) = \frac{1}{\theta}$  e  $Var(X) = \frac{1}{\theta^2}$ . calculemos então os estimadores de Bayes com perda quadrática  $d_{B_1}$  e  $d_{B_2}$ , respectivamente a para E(X) e Var(X).

$$d_{B_1}(x) = E(\frac{1}{\theta|x}) = \int_0^\infty \frac{1}{\theta} \frac{(x+4)^3}{2} \theta^2 e^{-(x+4)\theta}$$
 (5)

$$= \int_0^\infty \frac{(x+4)^3}{2} \theta e^{-(x+4)\theta}$$
 (6)

$$= \frac{(x+4)}{2} \int_0^\infty \frac{(x+4)^2}{2} \theta e^{-(x+4)\theta}$$
 (7)

$$= \frac{(x+4)}{2}. (8)$$

$$d_{B_2}(x) = E(\frac{1}{\theta^2 | x}) = \int_0^\infty \frac{1}{\theta^2} \frac{(x+4)^3}{2} \theta^2 e^{-(x+4)\theta}$$
(9)

$$= \int_0^\infty \frac{(x+4)^3}{2} e^{-(x+4)\theta} \tag{10}$$

$$= \frac{(x+4)^2}{2} \int_0^\infty (x+4)\theta e^{-(x+4)\theta}$$
 (11)

$$= \frac{(x+4)^2}{2}. (12)$$