### SME0809 - Inferência Bayesiana - Distribuição não informativa

#### Grupo 13 - Francisco Miranda - 4402962 - Heitor Carvalho - 11833351

#### Setembro 2021

```
# pacotes do R utilizados
library(tidyverse)
library(ggpubr)
library(effectsize) #padronizacao
set.seed(42)
```

Seja  $Y_1, ..., Y_n$  uma a.a de  $Y \sim \text{Pois}(\theta)$ . Pede-se:

• a) encontre a distribuição a priori não informativa de Jeffreys

Temos que

$$p(y|\theta) = \frac{e^{-\theta}\theta^y}{y!}, \ \theta > 0, \ y = 0, 1, 2, \dots$$

Primeiramente, vamos obter a log-verossimilhança

$$\log(L(\theta)) = \log\left(\prod_{i=1}^{n} p(y_i|\theta)\right) = \log\left(\prod_{i=1}^{n} \frac{e^{-\theta}\theta^{y_i}}{y_i!}\right) = \log\left(\frac{e^{-n\theta}\theta^{\sum_{i=1}^{n} y_i}}{\prod_{i=1}^{n} y_i!}\right) = -n\theta + \sum_{i=1}^{n} y_i \log(\theta) - \log\left(\prod_{i=1}^{n} y_i!\right)$$

Tomando a segunda derivada, temos que:

$$\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \log(L(\theta)) = \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \left[ -n\theta + \sum_{i=1}^n y_i \log(\theta) - \log\left(\prod_{i=1}^n y_i!\right) \right] = \frac{\partial}{\partial \theta} \left[ -n + \frac{1}{\theta} \sum_{i=1}^n y_i \right] = -\frac{1}{\theta^2} \sum_{i=1}^n y_i$$

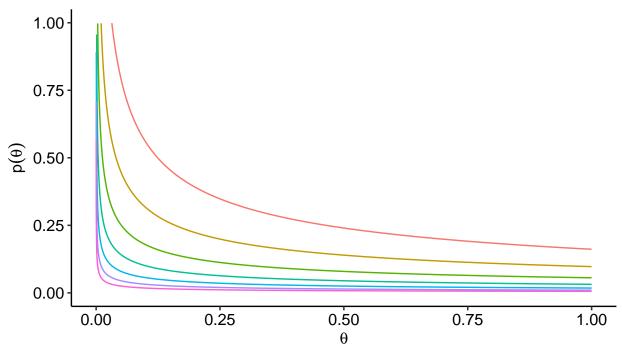
Assim, como  $J(\theta) = E\left(-\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \log(L(\theta))\right)$ então

$$J(\theta) = E\left(\frac{1}{\theta^2} \sum_{i=1}^n y_i\right) = \frac{1}{\theta^2} E\left(\sum_{i=1}^n y_i\right) = \frac{n\theta}{\theta^2} = \frac{n}{\theta} \propto \frac{1}{\theta}$$

A distribuição a priori de Jeffreys é dada por  $\pi(\theta) \propto \sqrt{J(\theta)}$ . Logo,  $\pi(\theta) \propto \theta^{-1/2}$ .

Note que esta priori pode ser obtida a partir da conjulgada natural Gama $(\alpha, \beta)$ , com  $\alpha = 1/2$  e  $\beta \to 0$ . Ilustramos o efeito de fixar  $\alpha$  e diminuir  $\beta$  abaixo:

$$\beta$$
 — 0.1 — 0.01 — 0.001 — 1e-04 — 0.0316 — 0.0032 — 3e-04



Além disso,  $\pi(\theta)$  é uma distribuição imprópria pois  $\int_0^{+\infty} \theta^{-1/2} d\theta$  diverge.

• b) A função de verossimilhança na parametrização  $\theta$  muda em locação e escala? Justificar graficamente

Já obtivemos a função de verossimilhança em a):

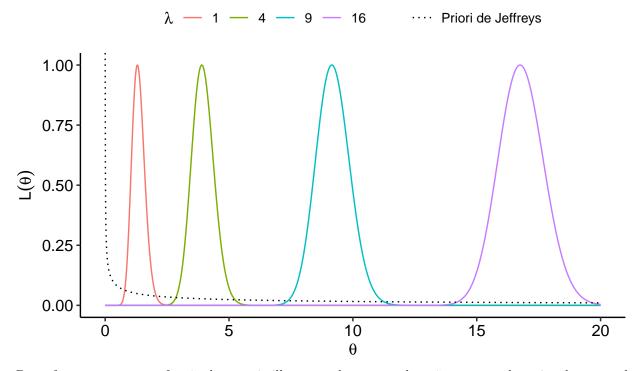
$$\log(L(\theta)) = -n\theta + \sum_{i=1}^{n} y_i \log(\theta) - \log\left(\prod_{i=1}^{n} y_i!\right) \propto \log(\theta) \sum_{i=1}^{n} y_i - n\theta$$

Vamos agora realizar uma implementação e calcular a verossimilhança para diversas amostras aleatórias de tamanho 20 geradas de uma Poisson.

O gráfico com a verossimilhança normalizada fica:

## Verossimilhança normalizada de uma Poisson $(\lambda)$

Amostra aléatória com n=20



Dessa forma, vemos que a função de verossimilhança muda tanto em locação como escala, pois valores grandes de  $\lambda$  alocam a distribuição para direita, além de deixá-la mais achatada.

 c) caso a resposta ao item b) seja afirmativa, encontre a escala na qual a função de verossimilhança mude somente em locação. Mostre graficamente.

$$\phi \propto \int \pi(\theta) d\theta = \int \theta^{-1/2} d\theta = 2\sqrt{\theta} \Rightarrow \theta \propto \phi^2$$

```
df %>% ggplot(aes(x = sqrt(theta))) +
  geom_line(aes(y = sqrt(L), color = lambda)) +
  geom_line(aes(y = dgamma(theta, 1/2, 0.001), linetype = "Priori de Jeffreys")) +
  labs(color= expression(lambda),
        title = expression("Verossimilhança normalizada de uma Poisson"~(lambda)),
        subtitle = "Amostra aléatória com n=20",
        x = expression(Phi),
        y = expression(L(Phi))) +
  scale_linetype_manual(name = " ", values = "dotted") +
  theme_pubr()
```

# Verossimilhança normalizada de uma Poisson ( $\lambda$ )

Amostra aléatória com n=20

