

GET00211 - Modelos Lineares 2

Rafael Erbisti

Instituto de Matemática e Estatística Universidade Federal Fluminense

Aula 02

Introdução aos Modelos Lineares Generalizados (MLG)

A classe dos MLG é definida, essencialmente, por duas componentes, a saber:

- A distribuição da variável resposta, a qual deve pertencer à família exponencial (parte aleatória).
- Uma função de ligação, a qual associa, de forma adequada, a média da variável resposta (μ_i) a um preditor linear:

$$g(\mu_i) = x_i^T \boldsymbol{\beta}$$



Família Exponencial (FE) Bi-paramétrica

Dizemos que uma v.a. Y (discreta ou contínua) pertence à família exponencial bi-paramétrica, seguindo a notação,.

$$Y \sim FE(\theta, \phi)$$

se sua função densidade de probabilidade (fdp) é dada por:

$$f_Y(y; \theta, \phi) = \exp \{\phi [y\theta - b(\theta)] + c(y, \phi)\} \mathcal{I}_A(y)$$

onde:

- $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}$ (espaço paramétrico de θ) o parâmetro natural (ou canônico)
- $b(\theta): \mathbb{R} \to \mathbb{R}$
- $c(y,\phi): A \times \mathbb{R}^+ \to \mathbb{R}$, com A um conjunto que não depende nem de θ nem de ϕ (uma condição de regularidade)
- ϕ (ϕ > 0) é o parâmetro de precisão

Caso a distribuição pertença à família exponencial uniparamétrica, isto é, se $\phi=1$, então:

$$Y \sim FE(\theta)$$

Propriedades

Na família exponencial bi-paramétrica:

$$f_Y(y; \theta, \phi) = \exp\{\phi[y\theta - b(\theta)] + c(y, \phi)\}\mathcal{I}_A(y),$$

o parâmetro θ é chamado de parâmetro natural (ou canônico), pois aparece multiplicando a variável aleatória y no termo linear do expoente.

Importante: θ nem sempre coincide com a média da distribuição ($\mu = E(Y)$). Na verdade,

$$E(Y) = \mu = b'(\theta), \quad V(Y) = \phi^{-1}V(\mu),$$

onde a função de variância é

$$V(\mu) = \frac{d\mu}{d\theta} = b''(\theta) = \frac{\partial^2 b(\theta)}{\partial \theta^2}.$$

• $\phi > 0$ é chamado de parâmetro de precisão, pois quanto maior ϕ , menor será a variância de Y.

Informações

- Diversas distribuições pertencem à Família Exponencial, por exemplo: Normal, Normal Inversa, Gama (Exponencial), Poisson, Binomial (Bernoulli), Binomial Negativa (sob certas circunstâncias), dentre outras.
- Neste curso, nos concentraremos em distribuições pertencentes à Família Exponencial (FE).
- Quando a média (valor esperado) não aparecer explicitamente na função de probabilidade (para variáveis discretas) ou na função densidade de probabilidade (para variáveis contínuas), será necessário reparametrizar o modelo de forma que a média fique explícita.



Exemplo: Poisson

Considere $Y \sim \text{Poisson}(\lambda)$, $\lambda > 0$, então $A = \{0, 1, 2, \dots\}$. Nesse caso,

$$f_Y(y) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^y}{y!}$$

$$= \exp \{ y \log(\lambda) - \lambda - \log(y!) \}$$

$$= \exp \{ \phi [y\theta - b(\theta)] + c(y, \phi) \}$$

com

$$\theta = \log(\lambda)$$
 $b(\theta) = \exp(\theta)$ $\phi = 1$ $c(y, \phi) = -\log(y!)$



Exemplo: Binomial

Seja Y^* a proporção de sucessos em n ensaios de Bernoulli independentes. Então, $nY^* \sim \text{Binomial}(n,\mu)$. Nesse caso, $E(Y^*) = \mu$, com $\mu \in (0,1)$ e

$$f_{Y^*}(y^*) = \binom{n}{ny^*} \mu^{ny^*} (1-\mu)^{n-ny^*}.$$

Reescrevendo na forma da família exponencial:

$$f_{Y^*}(y^*) = \exp\left(\log\binom{n}{ny^*} + ny^* \log\left(\frac{\mu}{1-\mu}\right) + n\log(1-\mu)\right)$$
$$= \exp\left(n\left[y^* \log\left(\frac{\mu}{1-\mu}\right) + \log(1-\mu)\right] + \log\binom{n}{ny^*}\right)$$
$$= \exp\left(\phi[y^*\theta - b(\theta)] + c(y^*, \phi)\right),$$

com

$$heta = \log\left(rac{\mu}{1-\mu}
ight), \quad b(heta) = \log(1+e^{ heta}), \quad \phi = n, \quad c(y^*,\phi) = \log\left(rac{\phi}{\phi y^*}
ight).$$

Se n = 1, $Y^* = Y \sim \text{Bernoulli}(\mu)$.

Exemplo: Normal

Seja $Y \sim N(\mu, \sigma^2)$, com $A = (-\infty, \infty)$, $\mu \in \mathbb{R}$, $\sigma^2 \in (0, \infty)$. A função densidade de probabilidade é

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(y-\mu)^2}{2\sigma^2}\right).$$

Reescrevendo na forma da família exponencial:

$$f_Y(y) = \exp\left(\frac{1}{\sigma^2}\left(y\mu - \frac{\mu^2}{2}\right) - \frac{1}{2}\left(\log(2\pi\sigma^2) + \frac{y^2}{\sigma^2}\right)\right)$$
$$= \exp\left(\phi[y\theta - b(\theta)] + c(y,\phi)\right),$$

com

$$heta=\mu,\quad b(heta)=rac{ heta^2}{2},\quad \phi=rac{1}{\sigma^2},\quad c(y,\phi)=-rac{\phi y^2}{2}-rac{1}{2}\log(2\pi/\phi).$$



Exemplo: Gama

Considere $Y \sim \text{Gama}(a, b)$, a, b > 0, com E(Y) = ab, $V(Y) = ab^2$ e $A = (0, \infty)$. A função densidade é

$$f_Y(y) = \frac{1}{\Gamma(a)b^a} y^{a-1} e^{-y/b}.$$

Trabalharemos com uma parametrização em termos da média $\mu=E(Y)$ e do parâmetro de precisão ϕ , de modo que $V(Y)=\mu^2/\phi$ ($a=\phi$ e $b=\mu/\phi$). A fdp pode ser escrita como:

$$f_{Y}(y) = \frac{(\phi/\mu)^{\phi}}{\Gamma(\phi)} y^{\phi-1} \exp\left(-\frac{\phi y}{\mu}\right)$$

$$= \exp\left(\phi[-y/\mu - \log(\mu)] + (\phi - 1)\log(y) + \phi\log(\phi) - \log\Gamma(\phi)\right)$$

$$= \exp\left(\phi[y\theta - b(\theta)] + c(y, \phi)\right),$$

com

$$heta = -rac{1}{\mu}, \quad b(heta) = -\log(- heta), \quad c(y,\phi) = (\phi-1)\log(y) + \phi\log(\phi) - \log\Gamma(\phi).$$

- Se $\phi = 1$, $Y \sim \text{Exponencial}(\mu)$
- Se $\phi = k/2$ e $\mu = k$, $Y \sim \chi^2(k)$



Exemplo: Normal Inversa

Considere $Y \sim NI(\mu, \phi)$, com $\mu, \phi > 0$, então $A = (0, \infty)$. A função densidade de probabilidade é:

$$f_Y(y) = \sqrt{\frac{\phi}{2\pi y^3}} \exp\bigg(-\frac{\phi(y-\mu)^2}{2\mu^2 y}\bigg), \quad y > 0.$$

Exercício: Reescrever $f_Y(y)$ na forma da família exponencial e encontrar E(Y) e *V*(*Y*):

$$f_Y(y) = \exp \{\phi[y\theta - b(\theta)] + c(y,\phi)\}.$$

Dicas para a transformação:

- Expandir o quadrado $(y \mu)^2 = y^2 2\mu y + \mu^2$ e reorganizar os termos.
- Identificar o termo linear em y como $\phi y \theta$.
- Separar os termos que dependem apenas de y e ϕ em $c(y,\phi)$ e os que dependem apenas de θ em $b(\theta)$.

