#### CE225 - Modelos Lineares Generalizados

Cesar Augusto Taconeli

08 de novembro, 2022

#### **UD 05- Modelo Linear Generalizado**

• Um modelo linear generalizado é definido pela especificação de três componentes: o componente aleatório, o componente sistemático e uma função de ligação.

- Um modelo linear generalizado é definido pela especificação de três componentes: o componente aleatório, o componente sistemático e uma função de ligação.
- Componente aleatório: Um conjunto de variáveis aleatórias independentes  $y_1, y_2, ..., y_n$  ao qual se assume uma particular distribuição pertencente à família exponencial:

$$f(y_i; \theta_i, \phi) = \exp \left\{ \frac{y_i \theta_i - b(\theta_i)}{\phi} + c(y_i; \phi) \right\},$$

- Um modelo linear generalizado é definido pela especificação de três componentes: o componente aleatório, o componente sistemático e uma função de ligação.
- Componente aleatório: Um conjunto de variáveis aleatórias independentes  $y_1, y_2, ..., y_n$  ao qual se assume uma particular distribuição pertencente à família exponencial:

$$f(y_i; \theta_i, \phi) = \exp \left\{ \frac{y_i \theta_i - b(\theta_i)}{\phi} + c(y_i; \phi) \right\},$$

• Como vimos nas aulas anteriores, são membros dessa família as distribuições binomial, Poisson, normal, gama, normal inversa...

• Componente sistemático: preditor linear do modelo, em que são inseridas as covariáveis por meio de uma combinação linear de parâmetros.

$$\eta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip}.$$

• Componente sistemático: preditor linear do modelo, em que são inseridas as covariáveis por meio de uma combinação linear de parâmetros.

$$\eta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip}.$$

• Função de ligação: Função real, monótona e diferenciável, que "liga" o componente aleatório ao sistemático.

• Seja  $\mu_i = E(y_i|x_{i1}, x_{i2}, ..., x_{ip})$ , para i = 1, 2, ..., n. Então:

$$g(\mu_i) = \eta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip}.$$

• Seja  $\mu_i = E(y_i|x_{i1}, x_{i2}, ..., x_{ip})$ , para i = 1, 2, ..., n. Então:

$$g(\mu_i) = \eta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip}.$$

• Pelas propriedades de  $g(\cdot)$ , o modelo pode ser escrito de maneira equivalente por:

$$\mu_i = g^{-1}(\eta_i) = g^{-1}(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip}).$$

• Definição de uma distribuição de probabilidades para a variável resposta.

• Definição de uma distribuição de probabilidades para a variável resposta.

 A variável resposta é discreta ou contínua? Sua distribuição é simétrica? Qual o suporte da variável (conjunto de valores com probabilidade não nula)?

• Definição de uma distribuição de probabilidades para a variável resposta.

 A variável resposta é discreta ou contínua? Sua distribuição é simétrica? Qual o suporte da variável (conjunto de valores com probabilidade não nula)?

• Deve-se propor um modelo que tenha propriedades compatíveis à distribuição dos dados;

• Definição de uma distribuição de probabilidades para a variável resposta.

 A variável resposta é discreta ou contínua? Sua distribuição é simétrica? Qual o suporte da variável (conjunto de valores com probabilidade não nula)?

• Deve-se propor um modelo que tenha propriedades compatíveis à distribuição dos dados;

 Não se tendo convicção sobre uma particular escolha, pode-se testar diferentes alternativas ou usar alguma abordagem que não exija essa especificação (trataremos disso adiante).

#### Especificação do preditor linear

• Quais variáveis explicativas devem ser consideradas?

#### Especificação do preditor linear

• Quais variáveis explicativas devem ser consideradas?

• Como essas variáveis serão incorporadas ao modelo? Avaliar a necessidade (conveniência) de escalonar, transformar, categorizar ou incluir potências de variáveis numéricas...

## Especificação do preditor linear

• Quais variáveis explicativas devem ser consideradas?

• Como essas variáveis serão incorporadas ao modelo? Avaliar a necessidade (conveniência) de escalonar, transformar, categorizar ou incluir potências de variáveis numéricas...

• Avaliar a necessidade de incluir termos referente a efeitos de interação.

 A função de ligação tem o papel de linearizar a relação entre os componentes aleatório e sistemático do modelo.

 A função de ligação tem o papel de linearizar a relação entre os componentes aleatório e sistemático do modelo.

• Deve produzir valores no espaço paramétrico de  $\mu_i$  para qualquer valor produzido por  $\eta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + ... + \beta_p x_{ip}$ .

 A função de ligação tem o papel de linearizar a relação entre os componentes aleatório e sistemático do modelo.

- Deve produzir valores no espaço paramétrico de  $\mu_i$  para qualquer valor produzido por  $\eta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + ... + \beta_p x_{ip}$ .
- Apresentar propriedades estatísticas e computacionais desejadas (trataremos disso adiante);

 A função de ligação tem o papel de linearizar a relação entre os componentes aleatório e sistemático do modelo.

- Deve produzir valores no espaço paramétrico de  $\mu_i$  para qualquer valor produzido por  $\eta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + ... + \beta_p x_{ip}$ .
- Apresentar propriedades estatísticas e computacionais desejadas (trataremos disso adiante);
- Pode ser desejável uma função de ligação que forneça interpretações práticas para os parâmetros do modelo  $\beta's$ .

#### Função de ligação canônica

• A função de ligação  $g(\cdot)$  que associa a média ao parâmetro canônico é chamada função de ligação canônica:

$$g(\mu_i) = \theta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip}.$$

## Função de ligação canônica

• A função de ligação  $g(\cdot)$  que associa a média ao parâmetro canônico é chamada função de ligação canônica:

$$g(\mu_i) = \theta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip}.$$

 Como exemplos de função de ligação canônicas temos a ligação logarítmica para a distribuição de Poisson, a logito para a distribuição binomial, a identidade para a normal...

## Função de ligação canônica

• A função de ligação  $g(\cdot)$  que associa a média ao parâmetro canônico é chamada função de ligação canônica:

$$g(\mu_i) = \theta_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip}.$$

- Como exemplos de função de ligação canônicas temos a ligação logarítmica para a distribuição de Poisson, a logito para a distribuição binomial, a identidade para a normal...
- A ligação canônica garante algumas simplificações e propriedades desejadas no processo de estimação dos parâmetros e ajuste do modelo, que serão discutidas na próxima UD

Tabela 1: Exemplos de funções de ligação

Ligação	$\eta=g(\mu)$	$\mu = g^{-1}(\eta)$	Ligação canônica
Identidade	$\mu$	$\eta$	Normal
Logarítmica	$In(\mu)$	$e^{\eta}$	Poisson
Inversa	$\mu^{-1}$	$\eta^{-1}$	Gama
Inversa-quadrada	$\mu^{-2}$	$\eta^{-1/2}$	Normal inversa
Raiz quadrada	$\sqrt{\mu}$	$\eta^2$	
Logito	$\ln \frac{\mu}{1-\mu}$	$rac{exp\{\eta\}}{1+exp\{\eta\}}$	Binomial
Probito	$\Phi^{-1}(\mu)$	$\Phi(\eta)$	
Log-log	$-\ln[\ln(\mu)]$	$\exp[-\exp(-\eta)]$	
Clog-log	$\ln[-\ln(1-\mu)]$	$1-\exp[-\exp(\eta)]$	