Modelos de Regressão e Previsão

Análise de Regressão Linear Multipla: Tópicos adicionais

Prof. Carlos Trucíos
carlos.trucios@facc.ufrj.br
ctruciosm.github.io

Faculdade de Administração e Ciências Contábeis
Universidade Federal do Rio de Janeiro

Aula 8

Interpretação dos parâmetros

Interpretação dos parâmetros

Até agora, temos trabalhado com modelos da forma

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + u$$

Interpretação dos parâmetros

Até agora, temos trabalhado com modelos da forma

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + u$$

E se nosso modelo tivesse alguma das seguintes formas?

- $y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_1^2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + u$

Interpretação dos parâmetros

Até agora, temos trabalhado com modelos da forma

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + u$$

E se nosso modelo tivesse alguma das seguintes formas?

- $y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_1^2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + u$

Interpretação dos parâmetros

Até agora, temos trabalhado com modelos da forma

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + u$$

E se nosso modelo tivesse alguma das seguintes formas?

- $y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_1^2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + u$

Quando temos termos polinomiais, temos que ter muito cuidado na interpretação

Interpretação dos parâmetros

Termo Quadrático

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x + \hat{\beta}_2 x^2 \quad (1)$$

- Se estivermos unicamente interessados na mudança esperada em y dada uma mudança em x, podemos usar diretamente (1)

Interpretação dos parâmetros

Termo Quadrático

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x + \hat{\beta}_2 x^2 \tag{1}$$

- Se estivermos unicamente interessados na mudança esperada em y dada uma mudança em x, podemos usar diretamente (1)
- Se estivermos interessados em conhecer o efeito de x sobre y precisamos **interpretar** o modelo.

Interpretação dos parâmetros

Termo Quadrático

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x + \hat{\beta}_2 x^2 \tag{1}$$

- Se estivermos unicamente interessados na mudança esperada em y dada uma mudança em x, podemos usar diretamente (1)
- Se estivermos interessados em conhecer o efeito de x sobre y precisamos **interpretar** o modelo.

Interpretação dos parâmetros

Termo Quadrático

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x + \hat{\beta}_2 x^2 \tag{1}$$

- Se estivermos unicamente interessados na mudança esperada em y dada uma mudança em x, podemos usar diretamente (1)
- Se estivermos interessados em conhecer o efeito de x sobre y precisamos **interpretar** o modelo.

Derivando w.r.t x, temos que $\dfrac{dy}{dx} = (\hat{\beta}_1 + 2\hat{\beta}_2 x)$, então

$$\frac{\Delta y}{\Delta x} \approx (\hat{\beta}_1 + 2\hat{\beta}_2 x)$$

Interpretação dos parâmetros

. . . (continuação) Termo Quadrático

- Se $x = 0$, $\dfrac{\Delta y}{\Delta x} \approx \hat{\beta}_1$, $\hat{\beta}_1$ pode ser interpretado como a inclinação aproximada na alteração de $x = 0$ para $x = 1$

Interpretação dos parâmetros

...(continuação) Termo Quadrático

- Se $x = 0$, $\dfrac{\Delta y}{\Delta x} \approx \hat{\beta}_1$, $\hat{\beta}_1$ pode ser interpretado como a inclinação aproximada na alteração de $x = 0$ para $x = 1$
- Para $x > 0$, $2\hat{\beta}_2 x$ deve ser considerado na interpretação

Interpretação dos parâmetros

...(continuação) Termo Quadrático

- Se $x = 0$, $\dfrac{\Delta y}{\Delta x} \approx \hat{\beta}_1$, $\hat{\beta}_1$ pode ser interpretado como a inclinação aproximada na alteração de $x = 0$ para $x = 1$
- Para $x > 0$, $2\hat{\beta}_2 x$ deve ser considerado na interpretação

Interpretação dos parâmetros

...(continuação) Termo Quadrático

- Se $x = 0$, $\dfrac{\Delta y}{\Delta x} \approx \hat{\beta}_1$, $\hat{\beta}_1$ pode ser interpretado como a inclinação aproximada na alteração de $x = 0$ para $x = 1$
- Para $x > 0$, $2\hat{\beta}_2 x$ deve ser considerado na interpretação

```
coef(lm(wage~ exper + I(exper^2), data = WAGE1))
```

```
##  (Intercept)        exper   I(exper^2)
##  3.725405733  0.298100106 -0.006129887
```

- Como varia *wage* em função de *exper*?

$$\Delta y \approx (0.2981 - 2 \times 0.0061x)\Delta x$$

Interpretação dos parâmetros

...(continuação) Termo Quadrático

$$\Delta y \approx (0.2981 - 2 \times 0.0061x)\Delta x$$

- O primeiro ano a experiência vale 0.2981 USD por hora

Interpretação dos parâmetros

...(continuação) Termo Quadrático

$$\Delta y \approx (0.2981 - 2 \times 0.0061x)\Delta x$$

- O primeiro ano a experiência vale 0.2981 USD por hora
- Depois do primeiro ano, o efeito de experiência começa a cair:

Interpretação dos parâmetros

. . . (continuação) Termo Quadrático

$$\Delta y \approx (0.2981 - 2 \times 0.0061x)\Delta x$$

- O primeiro ano a experiência vale 0.2981 USD por hora
- Depois do primeiro ano, o efeito de experiência começa a cair:
    - Para o segundo ano: $0.2981 - 2 \times 0.0061(1) = 0.2859$

Interpretação dos parâmetros

. . . (continuação) Termo Quadrático

$$\Delta y \approx (0.2981 - 2 \times 0.0061x)\Delta x$$

- O primeiro ano a experiência vale 0.2981 USD por hora
- Depois do primeiro ano, o efeito de experiência começa a cair:
    - Para o segundo ano: $0.2981 - 2 \times 0.0061(1) = 0.2859$
    - Para o terceiro ano: $0.2981 - 2 \times 0.0061(2) = 0.2737$

Interpretação dos parâmetros

. . . (continuação) Termo Quadrático

$$\Delta y \approx (0.2981 - 2 \times 0.0061x)\Delta x$$

- O primeiro ano a experiência vale 0.2981 USD por hora
- Depois do primeiro ano, o efeito de experiência começa a cair:
  - Para o segundo ano: $0.2981 - 2 \times 0.0061(1) = 0.2859$
  - Para o terceiro ano: $0.2981 - 2 \times 0.0061(2) = 0.2737$
  - Para o decimo ano: $0.2981 - 2 \times 0.0061(9) = 0.1883$

Interpretação dos parâmetros

...(continuação) Termo Quadrático

$$\Delta y \approx (0.2981 - 2 \times 0.0061x)\Delta x$$

- O primeiro ano a experiência vale 0.2981 USD por hora
- Depois do primeiro ano, o efeito de experiência começa a cair:
  - Para o segundo ano: $0.2981 - 2 \times 0.0061(1) = 0.2859$
  - Para o terceiro ano: $0.2981 - 2 \times 0.0061(2) = 0.2737$
  - Para o decimo ano: $0.2981 - 2 \times 0.0061(9) = 0.1883$
- Note que o **ponto de infleção** é $x* = -\hat{\beta}_1/2\hat{\beta}_2$

Interpretação dos parâmetros

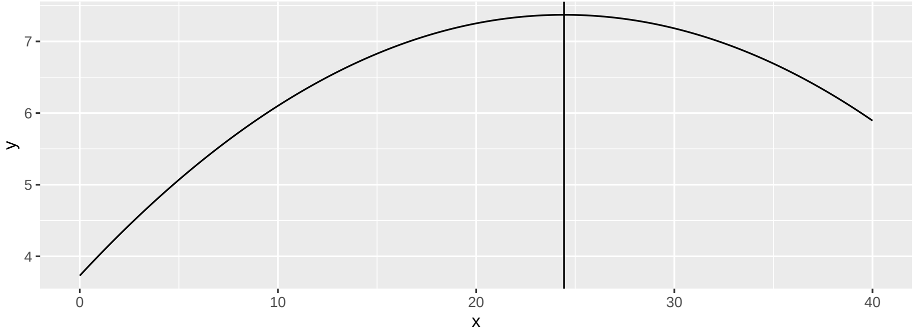
...(continuação) Termo Quadrático

$$\Delta y \approx (0.2981 - 2 \times 0.0061x)\Delta x$$

- O primeiro ano a experiência vale 0.2981 USD por hora
- Depois do primeiro ano, o efeito de experiência começa a cair:
  - Para o segundo ano: $0.2981 - 2 \times 0.0061(1) = 0.2859$
  - Para o terceiro ano: $0.2981 - 2 \times 0.0061(2) = 0.2737$
  - Para o decimo ano: $0.2981 - 2 \times 0.0061(9) = 0.1883$
- Note que o **ponto de infleção** é $x* = -\hat{\beta}_1/2\hat{\beta}_2$
- No nosso caso: $x* = 0.2981/(2 * 0.0061) = 24.43$

Interpretação dos parâmetros

...(continuação) Termo Quadrático



Interpretação dos parâmetros

...(continuação) Termo Quadrático

O que significa esse 24.43 anos?

- Se na amostra, apenas uma pequena fração dos dados apresentam idade > 24.43, não devemos nos preocupar (mas....)

Interpretação dos parâmetros

...(continuação) Termo Quadrático

O que significa esse 24.43 anos?

- Se na amostra, apenas uma pequena fração dos dados apresentam idade > 24.43, não devemos nos preocupar (mas....)

```
prop.table(table(WAGE1$exper>24.43))
```

```
##
##     FALSE      TRUE
## 0.7205323 0.2794677
```

Interpretação dos parâmetros

. . . (continuação) Termo Quadrático

O que significa esse 24.43 anos?

- Se na amostra, apenas uma pequena fração dos dados apresentam idade > 24.43, não devemos nos preocupar (mas. . . .)

```
prop.table(table(WAGE1$exper>24.43))
```

```
##
##     FALSE      TRUE
## 0.7205323 0.2794677
```

- É possivel que o retorno de *exper* sobre *wage* seja negativo a partir de algum ponto, mas **cuidado com as variáveis omitidas!** (levam a estimadores viesados)

Interpretação dos parâmetros

$$log(price) =$$
$$\beta_0 + \beta_1 log(nox) + \beta_2 log(dist) + \beta_3 rooms + \beta_4 I(rooms^2) + \beta_5 stratio + u$$

```
##                Estimate Std. Error   t value     Pr(>|t|)
## (Intercept) 13.38547708 0.56647307 23.629503 1.884304e-83
## log(nox)    -0.90168178 0.11468692 -7.862115 2.340671e-14
## log(dist)   -0.08678134 0.04328071 -2.005081 4.549288e-02
## rooms       -0.54511291 0.16545413 -3.294647 1.055357e-03
## I(rooms^2)   0.06226119 0.01280498  4.862265 1.556648e-06
## stratio     -0.04759019 0.00585419 -8.129254 3.423303e-15
```

Interpretação dos parâmetros

- $\hat{\beta}_{log(nox)}$, $\hat{\beta}_{log(dist)}$ e $\hat{\beta}_{stratio}$ são interpretados como visto nas aulas anteriores.

$$\Delta \widehat{\log(price)} \approx (-0.545 + 2 \times 0.062 rooms)\Delta rooms$$

Interpretação dos parâmetros

- $\hat{\beta}_{log(nox)}$, $\hat{\beta}_{log(dist)}$ e $\hat{\beta}_{stratio}$ são interpretados como visto nas aulas anteriores.
- Como interpretamos *rooms*?

$$\Delta \widehat{\log(price)} \approx (-0.545 + 2 \times 0.062 rooms) \Delta rooms$$

Interpretação dos parâmetros

- $\hat{\beta}_{log(nox)}$, $\hat{\beta}_{log(dist)}$ e $\hat{\beta}_{stratio}$ são interpretados como visto nas aulas anteriores.
- Como interpretamos *rooms*?

$$\Delta \widehat{\log(price)} \approx (-0.545 + 2 \times 0.062 rooms)\Delta rooms$$

Interpretação dos parâmetros

- $\hat{\beta}_{log(nox)}$, $\hat{\beta}_{log(dist)}$ e $\hat{\beta}_{stratio}$ são interpretados como visto nas aulas anteriores.
- Como interpretamos *rooms*?

$$\Delta \widehat{\log(price)} \approx (-0.545 + 2 \times 0.062 rooms)\Delta rooms$$

$$\%\Delta \widehat{price} \approx 100(-0.545 + 2 \times 0.062 rooms)\Delta rooms$$

Interpretação dos parâmetros

- $\hat{\beta}_{log(nox)}$, $\hat{\beta}_{log(dist)}$ e $\hat{\beta}_{stratio}$ são interpretados como visto nas aulas anteriores.
- Como interpretamos *rooms*?

$$\Delta \widehat{\log(price)} \approx (-0.545 + 2 \times 0.062 rooms)\Delta rooms$$

$$\% \Delta \widehat{price} \approx 100(-0.545 + 2 \times 0.062 rooms)\Delta rooms$$

$$\% \Delta \widehat{price} \approx (-54.5 + 12.4 rooms)\Delta rooms$$

Interpretação dos parâmetros

$$\% \Delta \widehat{price} \approx (-54.5 + 12.4 rooms) \Delta rooms$$

Interpretação dos parâmetros

$$\%\Delta\widehat{price} \approx (-54.5 + 12.4 rooms)\Delta rooms$$

- Um aumento em rooms de 5 para 6 aumenta o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 5 = 7.5$

Interpretação dos parâmetros

$$\%\Delta\widehat{price} \approx (-54.5 + 12.4 rooms)\Delta rooms$$

- Um aumento em rooms de 5 para 6 aumenta o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 5 = 7.5$
- Um aumento em rooms de 6 para 6 aumenta o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 6 = 19.9$

Interpretação dos parâmetros

$$\%\Delta\widehat{price} \approx (-54.5 + 12.4 rooms)\Delta rooms$$

- Um aumento em rooms de 5 para 6 aumenta o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 5 = 7.5$
- Um aumento em rooms de 6 para 6 aumenta o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 6 = 19.9$
- Um aumento em rooms de 4 para 5 diminui o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 6 = -4.9$

Interpretação dos parâmetros

$$\%\Delta\widehat{price} \approx (-54.5 + 12.4 rooms)\Delta rooms$$

- Um aumento em rooms de 5 para 6 aumenta o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 5 = 7.5$
- Um aumento em rooms de 6 para 6 aumenta o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 6 = 19.9$
- Um aumento em rooms de 4 para 5 diminui o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 6 = -4.9$
- Um aumento em rooms de 3 para 4 diminui o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 6 = -17.3$

Interpretação dos parâmetros

$$\%\Delta\widehat{price} \approx (-54.5 + 12.4 rooms)\Delta rooms$$

- Um aumento em rooms de 5 para 6 aumenta o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 5 = 7.5$
- Um aumento em rooms de 6 para 6 aumenta o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 6 = 19.9$
- Um aumento em rooms de 4 para 5 diminui o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 6 = -4.9$
- Um aumento em rooms de 3 para 4 diminui o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 6 = -17.3$

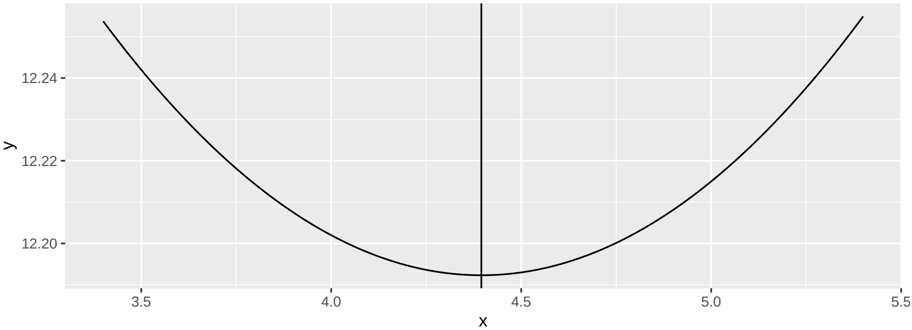
Interpretação dos parâmetros

$$\% \Delta \widehat{price} \approx (-54.5 + 12.4 rooms) \Delta rooms$$

- Um aumento em rooms de 5 para 6 aumenta o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 5 = 7.5$
- Um aumento em rooms de 6 para 6 aumenta o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 6 = 19.9$
- Um aumento em rooms de 4 para 5 diminui o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 6 = -4.9$
- Um aumento em rooms de 3 para 4 diminui o preço em aprox $-54.5 + 12.4 \times 6 = -17.3$

Faz sentido que aumentar o número de quartos cause uma diminuição no preço?

Interpretação dos parâmetros




```
## [1] 4.395161
```

Interpretação dos parâmetros

```r
summary(hprice2$rooms)
```

```
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##   3.560   5.883   6.210   6.284   6.620   8.780
```

```r
prop.table(table(hprice2$rooms<4.4))*100
```

```
##
##      FALSE       TRUE
## 99.0118577  0.9881423
```

Moral da historia

Faça uma boa EDA (exploratory data analysis), alguns resultados contraintuitivos podem desaparecer ao entendermos melhor os dados.

Comparação de modelos

Comparação de modelos

- Vimos que o R^2 nunca diminui quando incluimos mais váriaveis independentes.

Comparação de modelos

- Vimos que o R^2 nunca diminui quando incluimos mais váriaveis independentes.
- O R^2-ajustado, penaliza o número de variáveis e fornece uma ferramenta para compararmos modelos.

Comparação de modelos

- Vimos que o R^2 nunca diminui quando incluimos mais váriaveis independentes.
- O R^2-ajustado, penaliza o número de variáveis e fornece uma ferramenta para compararmos modelos.

Comparação de modelos

- Vimos que o R^2 nunca diminui quando incluimos mais váriaveis independentes.
- O R^2-ajustado, penaliza o número de variáveis e fornece uma ferramenta para compararmos modelos.

R^2-ajustado

$$R^2_{Adj} = 1 - (1 - R^2)\frac{n-1}{n-k-1}$$

Comparação de modelos

- Vimos que o R^2 nunca diminui quando incluimos mais váriaveis independentes.
- O R^2-ajustado, penaliza o número de variáveis e fornece uma ferramenta para compararmos modelos.

R^2-ajustado

$$R^2_{Adj} = 1 - (1 - R^2)\frac{n-1}{n-k-1}$$

- Nos permite comparar modelos não aninhados

Comparação de modelos

- Vimos que o R^2 nunca diminui quando incluimos mais váriaveis independentes.
- O R^2-ajustado, penaliza o número de variáveis e fornece uma ferramenta para compararmos modelos.

R^2-ajustado

$$R^2_{Adj} = 1 - (1 - R^2)\frac{n-1}{n-k-1}$$

- Nos permite comparar modelos não aninhados
- **Cuidado com comparar modelos com variavel dependente diferente**

Comparação de modelos

```
modelo1 = lm(salary~sales+roe, data = ceosal1)
modelo2 = lm(log(salary)~log(sales)+roe, data = ceosal1)
summary(modelo1)$adj.r.squared
```

```
## [1] 0.01974617
```

```
summary(modelo2)$adj.r.squared
```

```
## [1] 0.2750177
```

Comparação de modelos

```
modelo1 = lm(salary~sales+roe, data = ceosal1)
modelo2 = lm(log(salary)~log(sales)+roe, data = ceosal1)
summary(modelo1)$adj.r.squared
```

```
## [1] 0.01974617
```

```
summary(modelo2)$adj.r.squared
```

```
## [1] 0.2750177
```

Cuidado com comparar modelos com variavel dependente diferente

Comparação de modelos

```
modelo1 = lm(salary~sales+roe, data = ceosal1)
modelo2 = lm(log(salary)~log(sales)+roe, data = ceosal1)
summary(modelo1)$adj.r.squared
```

```
## [1] 0.01974617
```

```
summary(modelo2)$adj.r.squared
```

```
## [1] 0.2750177
```

Cuidado com comparar modelos com variavel dependente diferente

R^2-ajustado não pode ser utilizado quando temos diferentes formas funcionais da variável dependente

Comparação de modelos

Seja

$$\log(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + u$$

Comparação de modelos

Seja

$$\log(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + u$$

- $\widehat{\log(y)} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \hat{\beta}_3 x_3$

Comparação de modelos

Seja

$$\log(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + u$$

- $\widehat{\log(y)} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \hat{\beta}_3 x_3$
- Uma primeira ideia seria fazer $\hat{y} = \exp(\widehat{\log(y)})$ (mas subestima o valor esperado y)

Comparação de modelos

Seja

$$\log(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + u$$

- $\widehat{\log(y)} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \hat{\beta}_3 x_3$
- Uma primeira ideia seria fazer $\hat{y} = \exp(\widehat{\log(y)})$ (mas subestima o valor esperado y)
- Sabemos que $y = \underbrace{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + u)}_{\exp(\beta_0+\beta_1 x_1+\beta_2 x_2+\beta_3 x_3)\exp(u)}$

Comparação de modelos

Seja

$$\log(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + u$$

- $\widehat{\log(y)} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \hat{\beta}_3 x_3$
- Uma primeira ideia seria fazer $\hat{y} = \exp(\widehat{\log(y)})$ (mas subestima o valor esperado y)
- Sabemos que $y = \underbrace{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + u)}_{\exp(\beta_0+\beta_1 x_1+\beta_2 x_2+\beta_3 x_3)\exp(u)}$
- Aplicando $E(\cdot|x)$, $E(y|X) = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3)E(\exp(u)|X)$

Comparação de modelos

- Se $u \sim N(0, \sigma^2)$, $E(\exp(u)|X) = \exp(\sigma^2/2)$

$$\hat{y} = \exp(\hat{\sigma}^2/2)\exp(\underbrace{\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \hat{\beta}_3 x_3}_{\widehat{\log(y)}}) = \exp(\hat{\sigma}^2/2)\exp(\widehat{\log(y)})$$

Comparação de modelos

- Se $u \sim N(0, \sigma^2)$, $E(\exp(u)|X) = \exp(\sigma^2/2)$

$$\hat{y} = \exp(\hat{\sigma}^2/2)\exp(\underbrace{\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \hat{\beta}_3 x_3}_{\widehat{\log(y)}}) = \exp(\hat{\sigma}^2/2)\exp(\widehat{\log(y)})$$

- Se não tivermos Normalidade,

$$\hat{y} = \hat{\alpha_0}\exp(\widehat{\log(y)})$$

onde $\hat{\alpha_0}$ é uma estimativa de $\alpha_0 = E(\exp(u)|X)$

Comparação de modelos

Como estimar α_0?

- $\hat{\alpha}_0 = n^{-1} \sum_{i=1}^{n} \exp(\hat{u}_i)$ (>1)

Comparar modelos

- $R^2 = [Cor(y, \hat{y})]^2$
- $R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{\alpha}_0 \hat{m}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}$

Comparação de modelos

Como estimar α_0?

- $\hat{\alpha}_0 = n^{-1} \sum_{i=1}^{n} \exp(\hat{u}_i) \ (>1)$
- $\hat{\alpha}_0 = \left(\sum_{i=1}^{n} \hat{m}_i y_i\right) \Big/ \left(\sum_{i=1}^{n} \hat{m}_i^2\right)$ onde $\hat{m}_i = \exp(\widehat{\log(y_i)})$

Comparar modelos

- $R^2 = [Cor(y, \hat{y})]^2$
- $R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{\alpha}_0 \hat{m}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}$

Comparação de modelos

```
modelo1 = lm(salary~sales+roe, data = ceosal1)
modelo2 = lm(log(salary)~log(sales)+roe, data = ceosal1)
uhat = residuals(modelo2)
alpha0_1 = mean(exp(uhat))
m = exp(fitted(modelo2))
alpha0_2 = sum(ceosal1$salary*m)/sum(m^2)
y = ceosal1$salary
```

Comparação de modelos

```
summary(modelo1)$r.squared
```

```
## [1] 0.02917169
```

```
yhat_1 = alpha0_1*m
yhat_2 = alpha0_2*m
c(cor(y, yhat_1)^2,cor(y, yhat_2)^2)
```

```
## [1] 0.04882569 0.04882569
```

```
1- sum((y-yhat_1)^2)/sum((y-mean(y))^2)
```

```
## [1] 0.04124148
```

```
1- sum((y-yhat_2)^2)/sum((y-mean(y))^2)
```

```
## [1] 0.04258757
```

Intervalos de Confiança / Previsão

Intervalos de Confiança / Previsão

- Seja $x_0 = (x_{0,1}, x_{0,2}, \ldots, x_{0,k})$ os valores observados de x

Intervalos de Confiança / Previsão

- Seja $x_0 = (x_{0,1}, x_{0,2}, \ldots, x_{0,k})$ os valores observados de x
- O previsão de y dados os valores x_0, são obtidos como

$$\hat{y} = E(y|x_0) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{0,1} + \ldots + \hat{\beta}_k x_{0,k}$$

Intervalos de Confiança / Previsão

- Seja $x_0 = (x_{0,1}, x_{0,2}, \ldots, x_{0,k})$ os valores observados de x
- O previsão de y dados os valores x_0, são obtidos como

$$\hat{y} = E(y|x_0) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{0,1} + \ldots + \hat{\beta}_k x_{0,k}$$

- E se quisermos medir a incerteza desse valor previsto?

Intervalos de Confiança / Previsão

- Seja $x_0 = (x_{0,1}, x_{0,2}, \ldots, x_{0,k})$ os valores observados de x
- O previsão de y dados os valores x_0, são obtidos como

$$\hat{y} = E(y|x_0) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{0,1} + \ldots + \hat{\beta}_k x_{0,k}$$

- E se quisermos medir a incerteza desse valor previsto?
- Vamos construir **intervalos de confiança**

Intervalos de Confiança / Previsão

- Seja $x_0 = (x_{0,1}, x_{0,2}, \ldots, x_{0,k})$ os valores observados de x
- O previsão de y dados os valores x_0, são obtidos como

$$\hat{y} = E(y|x_0) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{0,1} + \ldots + \hat{\beta}_k x_{0,k}$$

- E se quisermos medir a incerteza desse valor previsto?
- Vamos construir **intervalos de confiança**

Intervalos de Confiança / Previsão

- Seja $x_0 = (x_{0,1}, x_{0,2}, \ldots, x_{0,k})$ os valores observados de x
- O previsão de y dados os valores x_0, são obtidos como

$$\hat{y} = E(y|x_0) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{0,1} + \ldots + \hat{\beta}_k x_{0,k}$$

- E se quisermos medir a incerteza desse valor previsto?
- Vamos construir **intervalos de confiança**

IC

Um IC assintótico 95% para $E(y|x_0)$

$$\left(x_0\hat{\beta} - 1.96\sqrt{x_0\widehat{V}_{\hat{\beta}}x_0'} \quad ; \quad x_0\hat{\beta} + 1.96\sqrt{x_0\widehat{V}_{\hat{\beta}}x_0'}\right)$$

onde $\widehat{V}_{\hat{\beta}}$ é a matriz de variância-covariância de $\hat{\beta}$

Intervalos de Confiança / Previsão

```
modelo = lm(colgpa~ sat + hsperc + hsize + I(hsize^2),
            data = gpa2)
round(coef(modelo),5)
```

```
## (Intercept)         sat      hsperc       hsize  I(hsize^2)
##     1.49265     0.00149    -0.01386    -0.06088     0.00546
```

```
x0 = data.frame(sat = 1200, hsperc = 30, hsize = 5)
yhat = predict(modelo,newdata = x0)
V_beta = vcov(modelo)
```

Intervalos de Confiança / Previsão

```
x= matrix(c(1,1200,30,5,25),ncol=5)
x
```

```
##      [,1] [,2] [,3] [,4] [,5]
## [1,]    1 1200   30    5   25
```

```
c(yhat - 1.96*sqrt(x%*%V_beta%*%t(x)),
  yhat + 1.96*sqrt(x%*%V_beta%*%t(x)))
```

```
## [1] 2.661115 2.739036
```

Intervalos de Confiança / Previsão

```
x= matrix(c(1,1200,30,5,25),ncol=5)
x
```

```
##      [,1] [,2] [,3] [,4] [,5]
## [1,]    1 1200   30    5   25
```

```
c(yhat - 1.96*sqrt(x%*%V_beta%*%t(x)),
  yhat + 1.96*sqrt(x%*%V_beta%*%t(x)))
```

```
## [1] 2.661115 2.739036
```

```
predict(modelo,newdata = x0, interval = "confidence")
```

```
##        fit      lwr      upr
## 1 2.700075 2.661104 2.739047
```

Intervalos de Confiança / Previsão

- Um IC da média não é a mesma coisa que um IC de uma unidade em particular

Intervalos de Confiança / Previsão

- Um IC da média não é a mesma coisa que um IC de uma unidade em particular
- IC para uma unidade em particular são conhecidos como **intervalos de previsão** e precisam incluir uma outra fonte de variação, *a variância do erro não observado*.

Intervalos de Confiança / Previsão

- Um IC da média não é a mesma coisa que um IC de uma unidade em particular
- IC para uma unidade em particular são conhecidos como **intervalos de previsão** e precisam incluir uma outra fonte de variação, *a variância do erro não observado*.

Intervalos de Confiança / Previsão

- Um IC da média não é a mesma coisa que um IC de uma unidade em particular
- IC para uma unidade em particular são conhecidos como **intervalos de previsão** e precisam incluir uma outra fonte de variação, *a variância do erro não observado*.

Sabemos que

$$y_{n+1} = \beta_0 + \beta_1 x_{n+1,1} + \cdots + \beta_k x_{n+1,k} + u_{n+1}$$

Então o **erro de previsão** é dado por,

$$\hat{u}_{n+1} = y_{n+1} - \hat{y}_{n+1} = x_{n+1}\beta + u_{n+1} - x_{n+1}\hat{\beta} = x_{n+1}(\beta - \hat{\beta}) + u_{n+1}$$

Intervalos de Confiança / Previsão

$$
\begin{aligned}
V(\hat{u}_{n+1}|x_{n+1}) &= E(\hat{u}_{n+1}^2|x_{n+1}) \\
&= E[(x_{n+1}(\beta - \hat{\beta}) + u_{n+1})^2|x_{n+1}] \\
&= E[x_{n+1}(\beta - \hat{\beta})(\beta - \hat{\beta})'x_{n+1}' + u_{n+1}^2 + 2x_{n+1}(\beta - \hat{\beta})\hat{u}_{n+1}|x_{n+1}] \\
&= x_{n+1}V(\hat{\beta}|x_{n+1})x_{n+1}' + \underbrace{E(u_{n+1}^2|x_{n+1})}_{\sigma^2}
\end{aligned}
\tag{2}
$$

IP

Um IP 95% (assumindo Normalidade) é dado por

$$\left(x_0\hat{\beta} - 1.96\sqrt{x_0\widehat{V}_{\hat{\beta}}x_0' + \hat{\sigma}^2} \quad ; \quad x_0\hat{\beta} + 1.96\sqrt{x_0\widehat{V}_{\hat{\beta}}x_0' + \hat{\sigma}^2}\right)$$

Intervalos de Confiança / Previsão

```r
sigma2 = summary(modelo)$sigma^2
x= matrix(c(1,1200,30,5,25),ncol=5)
c(yhat - 1.96*sqrt(x%*%V_beta%*%t(x) + sigma2),
  yhat + 1.96*sqrt(x%*%V_beta%*%t(x) + sigma2))
```

```
## [1] 1.602051 3.798100
```

Intervalos de Confiança / Previsão

```
sigma2 = summary(modelo)$sigma^2
x= matrix(c(1,1200,30,5,25),ncol=5)
c(yhat - 1.96*sqrt(x%*%V_beta%*%t(x) + sigma2),
  yhat + 1.96*sqrt(x%*%V_beta%*%t(x) + sigma2))
```

```
## [1] 1.602051 3.798100
```

```
predict(modelo,newdata = x0, interval = "prediction")
```

```
##        fit      lwr      upr
## 1 2.700075 1.601749 3.798402
```

Leituras recomendadas

Leituras recomendadas

- Wooldridge, Jeffrey M. *Introdução à Econometria: Uma abordagem moderna*. (2016). Cengage Learning. – **Cap 6**
- Hansen, Bruce. *Econometrics*. (2020). – **Sec 7.14** e **Sec 7.15**