FEA-RP/USP Monitor: Fábio Hideki Nishida

Professor: Daniel Domingues dos Santos

Lista Prática 3

Exercício 1 (Wooldridge, 2019, Exercício C2.1 - Modificado). Neste exercício, usaremos a base de dados de Papke (1995), que possui informações sobre a participação e contribuição em planos previdência privada de empresas nos EUA, chamada de 401(k):

```
data(k401k, package="wooldridge")
```

- prate: é o percentual de trabalhadores contribuindo ativamente à previdência privada.
- mrate: é a taxa de "generosidade" da empresa, isto é, a razão de quanto a empresa contribui para a previdência privada de seu funcionário sobre o quanto este funcionário contribuiu com seu próprio salário. Por exemplo, se a empresa auxilia com \$0,50 para cada \$1,00 de contribuição do funcionário, então a taxa de generosidade mrate = 0,50.

Queremos saber a relação entre a taxa de participação de funcionários (prate) e a a taxa de generosidade da empresa (mrate).

- a) Encontre as médias de taxa de participação (prate) e de taxa de generosidade (mrate)
- b) Estime "na mão" (sem usar a função lm()) o seguinte modelo de regressão simples:

$$\widehat{prate} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 mrate$$

Para isto, use as fórmulas dos estimadores de MQO:

$$\hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}$$
 e $\hat{\beta}_1 = \frac{Cov(x, y)}{Var(x)}$

Além de reportar as estimativas de $\hat{\beta}_0$ e $\hat{\beta}_1$, também informe o número de observações .

- c) Interprete o intercepto e o coeficiente de mrate.
- d) Encontre o valor ajustado/predito de prate quando mrate =3,5. É uma previsão razoável? Explique.

Resposta:

- 1 [1] 87.36291
- 2 [1] 0.7315124

b) Usando equações (2.17) e (2.19) de Wooldridge (2006), temos:

```
b1hat = cov(k401k$prate, k401k$mrate) / var(k401k$mrate)
b0hat = mean(k401k$prate) - mean(k401k$mrate)*b1hat

b1hat
b0hat
nrow(k401k)
1 [1] 5.861079
2 [1] 83.07546
3 [1] 1534
```

- c) Quando mrate = 0 (taxa de generosidade é nula), a taxa de participação é, em média, de 83,1%. A cada incremento na contribuição empresarial correspondente a 100% da contribuição do trabalhador, aumenta-se aproximadamente 5,9% a participação no programa de previdência privada.
- d) O valor predito de participação $\widehat{prate} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1.3$, 5 = 103, 59 não faz sentido na realidade, pois o percentual de participação não pode ser maior do que 100%. Isso mostra que, em casos em que a variável dependente é limitada, o modelo de MQO pode resultar previsões estranhas em valores extremos.

```
prate_hat_35 = b0hat + b1hat*3.5
prate_hat_35

[1] 103.5892
```

Exercício 2 (Wooldridge, 2019, Exercício C2.5). Neste exercício, usaremos a base de dados com informações de empresas na indústria química.

```
data(rdchem, package="wooldridge")
```

- rd: é o gasto anual em pesquisa e desenvolvimento (P&D) em milhões de dólares
- sales: é a venda anual da empresa em milhões de dólares

Queremos saber o quanto as vendas (sales) afetam os gastos com P&D.

- a) Escreva um modelo empírico (não é a equação estimada) que implique uma elasticidade constate entre rd e sales. Qual é o parâmetro da elasticidade?
- b) Estime o modelo proposto usando a base de dados **rdchem**. Qual é a elasticidade estimada entre **rd** e **sales**? Explique, em palavras, o que essa elasticidade estimada significa.

Resposta:

a) Modelo empírico:

$$\log(rd) = \beta_0 + \beta_1 \log(sales) + u,$$

em que a elasticidade é dada por β_1 .

b) Ver tabela 2.3 da seção 2.4 de Wooldridge (2006). A elasticidade é de $\hat{\beta}_1 = 1,076$. A cada aumento de 1% nas vendas, há um incremento médio de 1,076% nos gastos com P&D.

Exercício 3 (Wooldridge, 2019, Exercício C2.8 - Modificado). Neste exercício, usaremos as funções runif() e rnorm() para gerar números aleatórios com distribuições uniforme e normal, respectivamente.

- a) Gere o vetor \mathbf{x} com 10.000 números aleatórios a partir de uma distribuição uniforme no intervalo [0, 10]. Qual é a média e o desvio padrão amostrais de x?
- b) Gere o vetor \mathbf{z} com 10.000 números aleatórios a partir de uma distribuição $N(2x, 4^2)$. Qual é a média e o desvio padrão amostrais de z? Qual é a correlação entre x e z?
- c) Gere o vetor \tilde{u} (u_til) com 10.000 números aleatórios a partir de uma distribuição $N(0,6^2)$. Qual é a média e o desvio padrão amostrais de \tilde{u} ? Qual é a correlação entre \tilde{u} e cada uma das demais variáveis x e z? Além disso, verifique a correlação entre x e a soma de variáveis $\tilde{u} + z$.
- d) Gere o vetor y, considerando o seguinte modelo real:

$$y = \tilde{\beta}_0 + \tilde{\beta}_1 x + \tilde{\beta}_2 z + \tilde{u}, \tag{3.1}$$

em que $\tilde{\beta}_0 = 10$, $\tilde{\beta}_1 = 2$ e $\tilde{\beta}_2 = 3$. Agora, estime por MQO o seguinte modelo empírico:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + u. \tag{3.2}$$

A estimação conseguiu recuperar $\hat{\beta}_0 \approx \tilde{\beta}_0$ e $\hat{\beta}_1 \approx \tilde{\beta}_1$? Explique.

e) Obtenha os resíduos de MQO, û, e verifique se valem as seguintes condições amostrais (sujeitas a algum erro de arredondamento):

$$\sum_{i=1}^{n} \hat{u}_i = 0 \qquad e \qquad \sum_{i=1}^{n} x_i \hat{u}_i = 0 \qquad \text{(Wooldridge, 2006, 2.60)}$$

- f) O que os resultados do item (e) dizem sobre as hipóteses E(u) = 0 e E(xu) = 0?
- g) Considere que o modelo real visto até agora é o <u>Caso I</u>: em que $\tilde{\beta}_2 = 3$ e $z \sim N(2x, 4^2)$. Agora, gere novamente z, calcule y e estime o modelo empírico (3.2) para cada um dos seguintes casos:

```
• Caso II: \tilde{\beta}_2 = -3 \ e \ z \sim N(2x, 4^2)
```

• Caso III:
$$\tilde{\beta}_2 = 3 \ e \ z \sim N(-2x, 4^2)$$

• Caso IV:
$$\tilde{\beta}_2 = -3 \ e \ z \sim N(-2x, 4^2)$$

Considerando os sinais do parâmetro da variável omitida z, $\hat{\beta}_2$, e da sua covariância com x, Cov(x,z), em quais casos a estimativa do parâmetro de x é sobre-estimada $(\hat{\beta}_1 > \tilde{\beta}_1)$? E em quais é sub-estimada $(\hat{\beta}_1 < \tilde{\beta}_1)$?

Resposta:

```
a) \bar{x} \approx 5 \text{ e } dp(x) \approx 2.9
  x = runif(10000, 0, 10)
  2 mean(x)
  3 sd(x)
 1 [1] 5.048937
  2 [1] 2.886117
b) \bar{z} \approx 10, 1, dp(z) \approx 7 \text{ e } corr(x, z) \approx 0,82
  z = rnorm(10000, 2*x, 4)
 2 \operatorname{mean}(z)
 3 \operatorname{sd}(z)
  4 cor(x, z)
  1 [1] 10.12043
  2 [1] 6.990625
 3 [1] 0.819311
c) \tilde{u} \approx 0, dp(\tilde{u}) \approx 6, corr(x, \tilde{u}) \approx 0, corr(z, \tilde{u}) \approx 0 e corr(x, \tilde{u} + z) \approx 0.63
  u_til = rnorm(10000, 0, 6)
 2 mean(u_til)
  3 sd(u_til)
 4 cor(x, u_til)
 5 cor(z, u_til)
  6 cor(x, u_til + z)
  1 [1] 0.04037083
  2 [1] 5.95413
 3 [1] 0.008887763
  4 [1] 0.009301469
 5 [1] 0.6326533
d) \bar{y} \approx 50 \text{ e } dp(y) \approx 26
  y = 10 + 2*x + 3*z + u
  2 mean(y)
  3 sd(y)
  1 [1] 50.52809
  2 [1] 26.62365
```

Agora, estimando o modelo empírico (3.2), temos

Como $\hat{\beta}_0 \approx 10, 4 \approx 10 = \tilde{\beta}_0 \text{ e } \hat{\beta}_1 \approx 7, 9 > 2 = \tilde{\beta}_1$, a estimação conseguiu recuperar apenas $\tilde{\beta}_0$ do modelo real, enquanto $\hat{\beta}_1$ é viesado (sobre-estimado) e não recuperou $\tilde{\beta}_1$.

Isto se dá pelo viés de variável omitida. Como o modelo empírico (3.2) não incluiu z como covariada, então ela entrou dentro de $u=\tilde{u}+z$ e, portanto, não é válida a hipótese E(xu)=0, o que compromete as estimativas da regressão por MQO. De fato, vimos no item (b) que $corr(x,\tilde{u}+z)\approx 0,63\neq 0$.

```
e) \sum_{i=1}^{n} \hat{u}_{i} \approx 0, \sum_{i=1}^{n} x_{i} \hat{u}_{i} \approx 0

1 \underset{\text{sum(fit$residual)}}{\text{sum(fit$residual * x)}}

1 [1] 2.039452e-12
2 [1] 5.794154e-11
```

f) O que se pode dizer é que o estimador de MQO escolhe as estimativas β_0 e β_1 tais que suas contrapartidas amostrais, no item (e), sejam iguais a zero. No entanto, isto não quer dizer que as hipóteses E(u) = 0 e E(xu) = 0 sejam verdadeiras. Se $E(u) \neq 0$ e $E(xu) \neq 0$, então a estimação por MQO será viesada, mesmo com MQO "forçando" para que $\sum_{i=1}^{n} \hat{u}_i = 0$ e $\sum_{i=1}^{n} x_i \hat{u}_i = 0$ sejam verdadeiros.

```
II \hat{\beta}_1 < \tilde{\beta}_1 = 2, quando \tilde{\beta}_2 < 0 e cov(x, z) > 0
   z = rnorm(10000, 2*x, 4)
   y = 10 + 2*x - 3*z + u
   3 \operatorname{cor}(x, z)
   4 lm (y ~ x)
   1 [1] 0.8245678
   3 Coefficients:
   4 (Intercept)
         10.338
                            -4.067
III \hat{\beta}_1 < \tilde{\beta}_1 = 2, quando \tilde{\beta}_2 > 0 e cov(x, z) < 0
   z = rnorm(10000, -2*x, 4)
   y = 10 + 2*x + 3*z + u
   3 cor(x, z)
   4 lm (y ~ x)
   1 [1] -0.8263252
   3 Coefficients:
   4 (Intercept)
           10.14
                            -4.04
```

IV $\hat{\beta}_1 > \tilde{\beta}_1 = 2$, quando $\tilde{\beta}_2 < 0$ e cov(x, z) < 0

Portanto, assumindo os sinais de $\tilde{\beta}_2$ e cov(x,z), conseguimos ao menos analisar que, em relação ao valor verdadeiro $\tilde{\beta}_1$, a estimativa

- $\hat{\beta}_1$ é sobre-estimada $(\hat{\beta}_1 > \tilde{\beta}_1)$, se $\tilde{\beta}_2.cov(x,z) > 0$, e
- $\hat{\beta}_1$ é sub-estimada $(\hat{\beta}_1 < \tilde{\beta}_1)$, se $\tilde{\beta}_2.cov(x,z) < 0$.