# Lista 4 Econometria Diogo Wolff Surdi

June 20, 2020

## Questão 1

Temos por propriedade do somatório que:

$$\sum_{i=1}^{n} (z_i - \bar{z})(x_i - \bar{x}) = \sum_{i=1}^{n} z_i(x_i - \bar{x})$$

Sendo que vale a mesma transformação para y. Temos então a fórmula:

$$\sum_{i=1}^{n} z_i (y_i - \bar{y}) = \sum_{i=1}^{n} z_i y_i - \left(\sum_{i=1}^{n} z_i\right) \bar{y}$$

Note que o primeiro termo será a média de observações de y tais que  $z_i = 1$  multiplicada pelo número de vezes que isso ocorre, enquanto o segundo será a média de y multiplicada por esse mesmo número. Chamando tal média condicional de  $\bar{y}_1$  e o número de ocorrências de  $n_1$  temos:

$$\sum_{i=1}^{n} z_i (y_i - \bar{y}) = n_1 \bar{y}_1 - n_1 \bar{y}$$

Seja  $n_0$  o número de observações de z=0; então, devemos ter  $n_0+n_1=n$ , e podemos escrever  $\bar{y}$  como:

$$\bar{y} = \frac{n_0}{n}\bar{y}_0 + \frac{n_1}{n}\bar{y}_1$$

Com isso:

$$\bar{y}_1 - \bar{y} = \left[\frac{n - n_1}{n}\right] \bar{y}_1 - \frac{n_0}{n} \bar{y}_0 = \frac{n_0}{n} (\bar{y}_1 - \bar{y}_0)$$

E encontramos então que:

$$n_1\bar{y}_1 - n_1\bar{y} = n_1(\bar{y}_1 - n_1\bar{y}) = \frac{n_1n_0}{n}(\bar{y}_1 - \bar{y}_0)$$

O mesmo vale para x, logo temos que:

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\bar{y}_1 - \bar{y}_0}{\bar{x}_1 - \bar{x}_0}$$

### Questão 2

(a)

Existem diversos fatores que não estão presentes na equação mas que podem afetar o salário mínimo, como previsões de atividade econômica, logo há correlação entre ele e o erro da regressão.

(b)

O salário mínimo federal deve ser mais robusto do que o estadual, logo a performance nacional (contabilizada através do PIB) já deve tomar boa parte da possível correlação com o erro. Com isso, acredito que ele não estaria correlacionado.

(c)

Devido à regra, aumentos no salário mínimo estadual devem seguir de algum modo os aumentos do salário mínimo federal. Como deduzimos que esse último não é correlacionado com o erro, então ele será uma boa variável instrumental.

## Questão 3

(a)

Temos a equação do livro:

$$plim\hat{\beta}_1 = \beta_1 + \frac{Corr(z, u)}{Corr(z, x)} \frac{\sigma_u}{\sigma_x}$$

Com isso, um simples cálculo encontra que o viés será de 0.5.

(b)

Da segunda equação dada na questão, temos que a correlação entre x e u precisaria ser maior do que  $\frac{1}{2}$  para o viés de MQO superar o viés de MQ2E.

## Questão 4

(a)

A equação se torna então:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1(x_t - e_t) + u_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + u_t - \beta_1 e_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + v_t$$

Como  $e_t$  e  $x_t^*$  não são correlacionados, temos  $\mathbb{E}[x_t e_t] = \mathbb{E}[(x_t^* + e_t)e_t] = \mathbb{E}[(e_t^2)] = \sigma_e^2$ . Temos então que  $Cov(x_t, v_t) = Cov(x_t, u_t) - \beta_1 Cov(x_t, e_t) = -\beta_1 \sigma_e^2 < 0$  para  $\beta_1 > 0$ .

(b)

Por hipótese, temos que  $\mathbb{E}[x_{t-1}^*u_t] = \mathbb{E}[e_{t-1}u_t] = \mathbb{E}[e_{t-1}e_t] = 0$ , logo  $\mathbb{E}[x_{t-1}u_t] = \mathbb{E}[x_{t-1}e_t] = 0$ . Com isso, temos  $\mathbb{E}[x_{t-1}v_t] = \mathbb{E}[x_{t-1}u_t] - \beta_1\mathbb{E}[x_{t-1}e_t] = 0$ .

(c)

É possível (e provável) que as variáveis sejam correlacionadas, dado que variáveis econômicas tendem a crescer.

(d)

Deveríamos tomar  $x_{t-1}$  como variável instrumental para  $x_t$ .

#### Questão 5

(a)

```
library(foreign)
dados <- read.dta('(...)/wage2.dta')
> lm(log(wage) ~ sibs, dados)

Call:
lm(formula = log(wage) ~ sibs, data = dados)

Coefficients:
(Intercept) sibs
6.8611 -0.0279
```

A regressão diz que um irmão a mais causa uma queda de 2.8% no salário.

(b)

Como são as mais velhas, crianças que vieram primeiro podem acabar tendo maior prioridade para ensino superior, além de que com mais filhos a restrição orçamentária das famílias fica mais apertada.

```
> lm(educ ~ brthord, dados)

Call:
lm(formula = educ ~ brthord, data = dados)

Coefficients:
(Intercept) brthord
14.1494 -0.2826
```

```
(c)
> summary(lm(educ ~ sibs + brthord, dados))
Call:
lm(formula = educ ~ sibs + brthord, data = dados)
Residuals:
Min
          1Q Median
                            3Q
                                   Max
-5.1438 \quad -1.6854 \quad -0.6852
                            2.0090
                                     5.9950
Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 14.29650
                          0.13329 \ 107.260
                                            < 2e-16 ***
sibs
             -0.15287
                           0.03987
                                   -3.834 \ 0.000135 ***
brthord
             -0.15267
                          0.05708
                                   -2.675 \ 0.007619 **
A estatística t é de -2.675, logo rejeitamos a hipótese de \pi_2 = 0 e as hipóteses de identificação
são válidas.
(d)
> summary(ivreg(log(wage) ~ educ + sibs | brthord + sibs , data = dados))
Call:
ivreg (formula = log (wage) ~ educ + sibs | brthord + sibs , data = dados)
Residuals:
           1Q
                Median
                               3Q
                                        Max
-1.84808 -0.26227
                     0.03841
                               0.29901
                                         1.30836
Coefficients:
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 4.938528
                                      4.678 \quad 3.37e - 06 \quad ***
                         1.055690
educ
             0.136994
                         0.074681
                                      1.834
                                               0.0669
sibs
             0.002111
                         0.017372
                                      0.122
                                               0.9033
(e)
educhat <- fitted (lm(educ ~ sibs + brthord, dados))
completeFun <- function(data, desiredCols) {
completeVec <- complete.cases(data[, desiredCols])
return (data [completeVec, ])
validos <- completeFun(dados, "brthord")
```

```
> cor(teste, validos\$sibs)
[1] -0.9294818
```

A correlação negativa é bem forte, indicando um problema de multicolinearidade.

#### Questão 6

```
(a)
```

```
lm(i3 \text{ inf}, dados[-1,])
Call:
lm(formula = i3 \quad inf, data = dados[-1, ])
Coefficients:
(Intercept)
                       inf
              0.6981
2.3208
(b)
library (AER)
> ivreg(i3 ~ inf | inf_1, data = dados)
Call:
ivreg(formula = i3 ~ inf | inf_1, data = dados)
Coefficients:
                       inf
(Intercept)
1.5426
              0.9025
```

Com a nova regressão, o coeficiente em relação à inflação não é estatisticamente diferente de 1, logo um aumento na inflação poderia levar a um aumento de igual magnitude na taxa de juros.

#### (c)

```
> lm(ci3 ~ cinf, dados)

Call:
lm(formula = ci3 ~ cinf, data = dados)

Coefficients:
(Intercept) cinf
0.02296 0.22118
```

A estimativa é muito menor.

## (d)

```
atual <- dados$cinf[3:56]
passado <- dados$cinf[2:55]

> lm(atual ~ passado)

Call:
lm(formula = atual ~ passado)

Coefficients:
(Intercept) passado
0.06358 -0.01028
```

O coeficiente é quase nulo, logo há pouca correlação entre os dois e não podemos utilizar como variável instrumental.