# Unpolluted Decisions: Air Quality and Judicial Outcomes in China

## Trabalho de Econometria

Miguel Sallum e Felipe Bailez

FEA-USP

13/11/2020

# Contexto

Usaremos a base de dados do paper “Unpolluted Decisions”, de Hou e Wang(2020).
o paper se faz parte de um conjunto recente de papers sobre “fatores externos” afetando as decisões de juízes.
Tem como pares papers que indicam que juizes americanos são afetados pelo clima [Heyes and Saberian 2019], pela alimentação [Danziger, Levav and Avnaim-Pesso 2011] e até por resultados esportivos [Eren and Mocan 2018].

# Dados Trabalhados

O paper trás dados sobre o sistema penal Chinês – em casos de narcóticos, que são de mais fácil comparação – e busca ver o efeito de poluição na decisão de juízes.

Como a legislação chinesa tem regras para quantidades diferentes que não permitiriam uma única linha de regressão adequada, decidimos restringir nossa amostra para somente os casos de menos de 10 gramas.Trabalharemos então com aproximadamente 8000 observações, abrindo mão de 2000.

# Variáveis

```r
names(minor)
```

```
##  [1] "defrecid"              "defgoodattitude"       "crimedrugmanufacture"
##  [4] "crimedrugtraffic"      "crimedrugsmuggle"      "crimedrugtransport"
##  [7] "crimedrugpossession"   "city"                  "year"
## [10] "pm_uspost"             "humi"                  "temp"
## [13] "pm_r"                  "pun_fix"               "drug_quant"
## [16] "log_quant"             "judge1_factor"
```

```r
nrow(dados)
```

```
## [1] 10065
```

```r
nrow(minor)
```

```
## [1] 8236
```

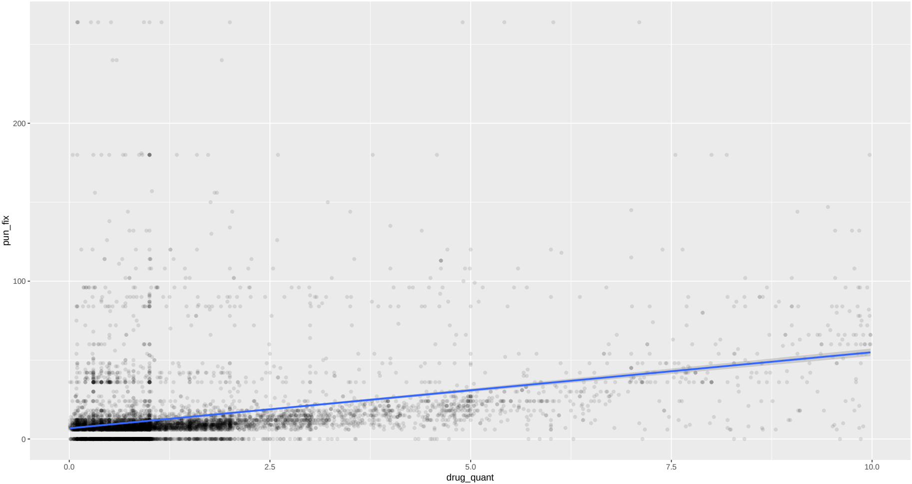
# Regressão linear simples

$$pun\_fix = \beta_0 + \beta_1 drug\_quant + u$$

```
##
## Call:
## lm(formula = pun_fix ~ drug_quant, data = minor)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -54.290  -8.761  -4.162  -0.350 256.729
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   6.7895     0.3248   20.91   <2e-16 ***
## drug_quant    4.8175     0.1395   34.52   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 22.44 on 8234 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1264, Adjusted R-squared:  0.1263
## F-statistic:  1192 on 1 and 8234 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

# Regressão linear simples(Gráfico)

```
## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```



# Regressão controlando por cidade

$$pun\_fix = \beta_0 + \beta_1 drug\_quant + \sum_i^4 \alpha_i city_i$$

```
##
## Call:
## lm(formula = pun_fix ~ drug_quant + factor(city), data = minor)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -53.336  -7.390  -4.263  -0.334 260.313
##
## Coefficients:
##                       Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)            10.5927     0.7193  14.726  < 2e-16 ***
## drug_quant              4.7908     0.1383  34.640  < 2e-16 ***
## factor(city)chengdu    -4.1409     0.9491  -4.363  1.3e-05 ***
## factor(city)guangzhou  -3.2484     0.8561  -3.794 0.000149 ***
## factor(city)shanghai   -7.3848     0.7809  -9.456  < 2e-16 ***
## factor(city)shenyang    2.7232     0.9551   2.851 0.004364 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 22.16 on 8230 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1482, Adjusted R-squared:  0.1477
## F-statistic: 286.5 on 5 and 8230 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

# Regressão controlando por especificidades

$$pun\_fix = \beta_0 + \beta_1 drug\_quant + \sum_j^7 \delta_j especs_j$$

```
##
## Call:
## lm(formula = pun_fix ~ drug_quant + defrecid + defgoodattitude +
##     crimedrugmanufacture + crimedrugtraffic + crimedrugsmuggle +
##     crimedrugtransport + crimedrugpossession, data = minor)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -96.621  -7.244  -3.229   0.490 255.311
##
## Coefficients:
##                       Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)            26.2202     1.8108  14.480  < 2e-16 ***
## drug_quant              4.2256     0.1324  31.914  < 2e-16 ***
## defrecid                4.8075     0.4930   9.751  < 2e-16 ***
## defgoodattitude       -27.3988     1.3673 -20.039  < 2e-16 ***
## crimedrugmanufacture   27.9883    11.0073   2.543    0.011 *
## crimedrugtraffic        5.9381     1.2005   4.946 7.71e-07 ***
## crimedrugsmuggle      -65.3092    14.3630  -4.547 5.52e-06 ***
## crimedrugtransport     79.6538     3.6752  21.674  < 2e-16 ***
## crimedrugpossession    25.7063     1.9919  12.905  < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 21.01 on 8227 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2345, Adjusted R-squared:  0.2338
## F-statistic: 315.1 on 8 and 8227 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

# Regressão contolada por ambos

$$pun\_fix = \beta_0 + \beta_1 drug\_quant + \sum_j^7 \delta_j especs_j + \sum_i^4 \alpha_i city_i$$

```
##                       Estimate Std. Error    t value      Pr(>|t|)
## (Intercept)          28.039017  1.8797687  14.916206  1.149261e-49
## drug_quant            4.224955  0.1313161  32.173927 5.014816e-214
## defrecid              4.705899  0.4908947   9.586371  1.183754e-21
## defgoodattitude     -26.680088  1.3555440 -19.682200  2.616062e-84
## crimedrugmanufacture  25.697160 10.8942308   2.358786  1.835808e-02
## crimedrugtraffic      6.689756  1.1888493   5.627085  1.892973e-08
## crimedrugsmuggle    -62.625371 14.2052552  -4.408606  1.053600e-05
## crimedrugtransport   78.196155  3.6368871  21.500847 8.249666e-100
## crimedrugpossession  26.662772  1.9712906  13.525541  3.045632e-41
```

# Regressão controlada por juízes no lugar de cidades

$$pun\_fix = \beta_0 + \beta_1 drug\_quant + \sum_{j}^{7} \delta_j especs_j + \sum_{i}^{4} \alpha_i judge_i$$

```
##                        Estimate Std. Error     t value      Pr(>|t|)
## (Intercept)           13.288023 17.3138332   0.7674801  4.428199e-01
## drug_quant             4.074143  0.1170651  34.8023800 2.212620e-246
## defrecid               4.405498  0.4303536  10.2369247  1.950904e-24
## defgoodattitude      -20.582079  1.2429836 -16.5586085  1.579600e-60
## crimedrugmanufacture -47.387305 11.7195463  -4.0434420  5.319253e-05
## crimedrugtraffic       8.036657  1.1519019   6.9768591  3.272388e-12
## crimedrugsmuggle      54.251722 13.8338085   3.9216765  8.870845e-05
## crimedrugtransport    22.825386  4.2534519   5.3663205  8.272926e-08
## crimedrugpossession   22.220534  1.8010270  12.3377018  1.215778e-34
```

# Regressão com poluição controlando por cidades

$$pun\_fix = \beta_0 + \beta_1 drug\_quant + \beta_2 pm\_r + \beta_3 temp + \beta_4 humi + \sum_i^4 \alpha_i city_i + \sum_j^7 \delta_j especs_j$$

```
##                 Estimate  Std. Error    t value      Pr(>|t|)
## (Intercept) 27.115256318 2.051393139 13.2179716  1.764601e-39
## drug_quant   4.174424840 0.132527331 31.4985958 1.468798e-205
## pm_r        -0.004784964 0.005351423 -0.8941480  3.712692e-01
## temp        -0.005410997 0.026140865 -0.2069938  8.360199e-01
## humi         0.034684552 0.014829520  2.3388856  1.936549e-02
```

```
##        F Pr(>F)
## 2 1.8837   0.13
```

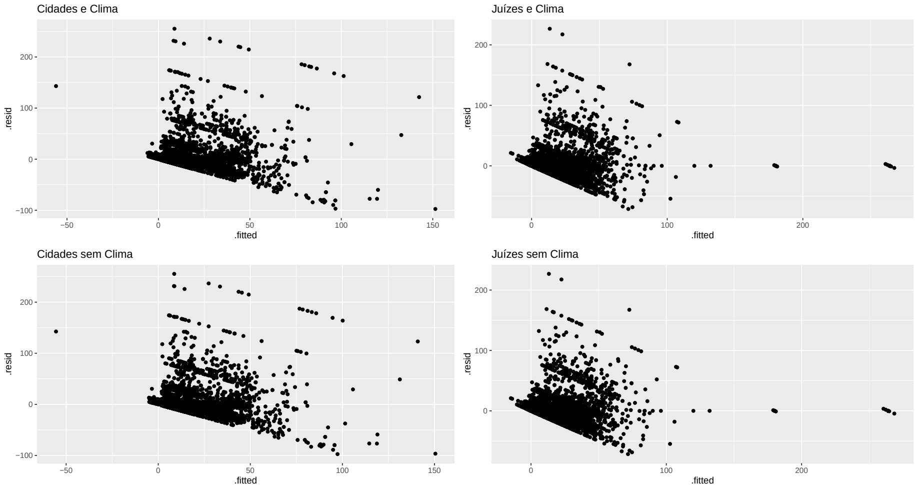
# Regressão com poluição controlando por juízes

$$pun\_fix = \beta_0 + \beta_1 drug\_quant + \beta_2 pm\_r + \beta_3 temp + \beta_4 humi + \sum_i^4 \alpha_i judge_i + \sum_j^7 \delta_j especs_j$$

```
##                 Estimate   Std. Error    t value      Pr(>|t|)
## (Intercept) 12.313225556 17.308955867  0.7113789  4.768716e-01
## drug_quant   4.029394209  0.117901057 34.1760651 4.813610e-238
## pm_r        -0.002229305  0.004743664 -0.4699543  6.384014e-01
## temp         0.020754054  0.023508251  0.8828413  3.773503e-01
## humi         0.023048732  0.013117248  1.7571316  7.893618e-02
```

```
##        F Pr(>F)
## 2 1.3737 0.2488
```

# Residuals


Cidades e Clima
.resid
200
100
0
-100
-50
0
50
100
150
.fitted
Juízes e Clima
.resid
200
100
0
0
100
200
.fitted
Cidades sem Clima
.resid
200
100
0
-100
-50
0
50
100
150
.fitted
Juízes sem Clima
.resid
200
100
0
0
100
200
.fitted

Obrigado!