

Complexidade econômica e renda per capita

April 28, 2025

1 Dados da Comex e estatística para complexidade econômica

Os dados da comex para as exportações dos estados brasileiros em frequência anual foram importados e uma estatística como proxy para complexidade econômica (Mealy et al. 2018) e variedade da economia de cada estado foi proposta e calculada. A estatística é uma mistura da entropia de Shannon com a ideia da transformação *tf-idf* feita em trabalhos de processamento de linguagem natural (Blei, 2003). A fórmula é a seguinte:

$$I(j, t) = - \sum_{i=1}^n p(i, j, t) (\ln(p(i, j, t)) + \ln(f(i, t)))$$

Onde i é o produto classificado pelo NCM, j é o estado e t é o período. $p(i, j, t)$ é então a frequência do produto i na pauta de exportações do estado j no ano t . Similarmente, f é a frequência que o produto é exportado por qualquer estado. $\ln(x)$ é o logaritmo natural. A ideia é de que quanto mais um produto é frequentemente exportado por um estado (medido por p) menos diversificada é sua pauta de exportações. Como $p < 1$, temos que $\ln(p) < 0$. Considerando o sinal à esquerda do somatório, temos que $-\ln(p) = \ln\left(\frac{1}{p}\right)$. Dessa forma, $-\ln(p)$ é uma função decrescente em p e, portanto, quanto menos frequente for o produto, maior é o valor de $-\ln(p)$. Similarmente, f entra no cálculo do índice por ser uma proxy de quão raro o produto é entre os estados. Assim, se o estado estiver exportando produtos que são pouco exportados pelos outros estados, isso serve de proxy para indicar que ele possui uma sofisticação produtiva e é capaz de produzir itens mais raros. O índice é então utilizado para estimar uma regressão de dados em painel com efeitos fixos e efeitos de tempo com a renda per capita servindo de variável endógena. O coeficiente estimado para o índice é positivo e extremamente significativo, apesar de o R^2 ser bem baixo.

Sobre os dados: Os dados da COMEX geram um arquivo csv de 1,81gb. Portanto, não podem ser colocados no github.

Fontes dos dados: [COMEX](#)

[ipeadata](#)

2 Importando os pacotes necessários

```
[1]: import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import statsmodels.api as sm
from linearmodels.panel import PanelOLS
```

```
C:\Users\joaop\anaconda3\lib\site-packages\pandas\core\arrays\masked.py:60:
UserWarning: Pandas requires version '1.3.6' or newer of 'bottleneck' (version
'1.3.5' currently installed).
  from pandas.core import (
```

3 Importando os dados

```
[2]: # importando os dados e separando os quatro primeiros dígitos do ncm

df = pd.read_csv("EXP_COMPLETA.csv", sep = ';')

df['codigos'] = df['CO_NCM'].astype(str).str[:4]

df
```

```
[2]:
```

	CO_ANO	CO_MES	CO_NCM	CO_UNID	CO_PAIS	SG_UF_NCM	CO_VIA	\
0	1997	11	20079990	10	158	RJ	4	
1	1997	11	48064000	10	63	SP	7	
2	1997	11	2071300	10	351	SC	1	
3	1997	11	19021100	10	586	MS	9	
4	1997	11	90319090	10	40	ND	4	
...	
29172726	2025	1	84834090	11	776	SP	4	
29172727	2025	1	19059090	10	158	SP	7	
29172728	2025	1	21039021	10	628	PA	1	
29172729	2025	1	2071412	10	154	DF	1	
29172730	2025	1	7142000	10	271	SP	1	

	CO_URF	QT_ESTAT	KG_LIQUIDO	VL_FOB	codigos
0	717700	0	200	540	2007
1	1010900	0	58792	90186	4806
2	925100	0	57165	20767	207
3	910600	0	12	9	1902
4	717700	0	6	250	9031
...
29172726	817600	1	0	25	8483
29172727	1017500	245	245	1152	1905
29172728	217800	2	2	3	2103
29172729	927700	7500	7500	7633	207

```
29172730    817800          6          6          5          714
```

```
[29172731 rows x 12 columns]
```

```
[3]: # ajeitando as variáveis classificatórias

df['CO_NCM'] = df['CO_NCM'].astype(str).str.zfill(8)

df['codigos'] = df['codigos'].astype(str).str.zfill(4)

df['CO_PAIS'] = df['CO_PAIS'].astype(str).str.zfill(3)

df.dtypes
```

```
[3]: CO_ANO          int64
CO_MES           int64
CO_NCM           object
CO_UNID          int64
CO_PAIS          object
SG_UF_NCM        object
CO_VIA           int64
CO_URF           int64
QT_ESTAT         int64
KG_LIQUIDO       int64
VL_FOB           int64
codigos          object
dtype: object
```

4 Calculando $p(i, j, t)$

```
[4]: # Definindo a função para calcular a entropia de Shannon

def entropia(produtos):

    index = -np.sum(produtos.value_counts(normalize = True)*np.log(produtos.
    ↪value_counts(normalize = True)))

    return index
```

```
[5]: # Aplicando a função e criando o nome de uma nova coluna

A = df[['CO_ANO', 'CO_NCM', 'SG_UF_NCM']].groupby(['SG_UF_NCM', 'CO_ANO'],
    ↪as_index = False).apply(entropia)
A = A.rename(columns = {None: 'entropia'})
```

```
C:\Users\joaop\AppData\Local\Temp\ipykernel_30180\3402638171.py:3:
DeprecationWarning: DataFrameGroupBy.apply operated on the grouping columns.
```

This behavior is deprecated, and in a future version of pandas the grouping columns will be excluded from the operation. Either pass ``include_groups=False`` to exclude the groupings or explicitly select the grouping columns after groupby to silence this warning.

```
A = df[['CO_ANO', 'CO_NCM', 'SG_UF_NCM']].groupby(['SG_UF_NCM', 'CO_ANO'],  
as_index = False).apply(entropy)
```

```
[6]: # Plotando os valores em um gráfico

estados = ['SP', 'TO', 'AC', 'AM', 'AP', 'RS', 'RJ']

fig, ax = plt.subplots(dpi = 720)

for estado in estados:

    ax.plot(A['CO_ANO'].unique(), A.loc[A['SG_UF_NCM'] == estado, 'entrop'],  
↪label = estado)

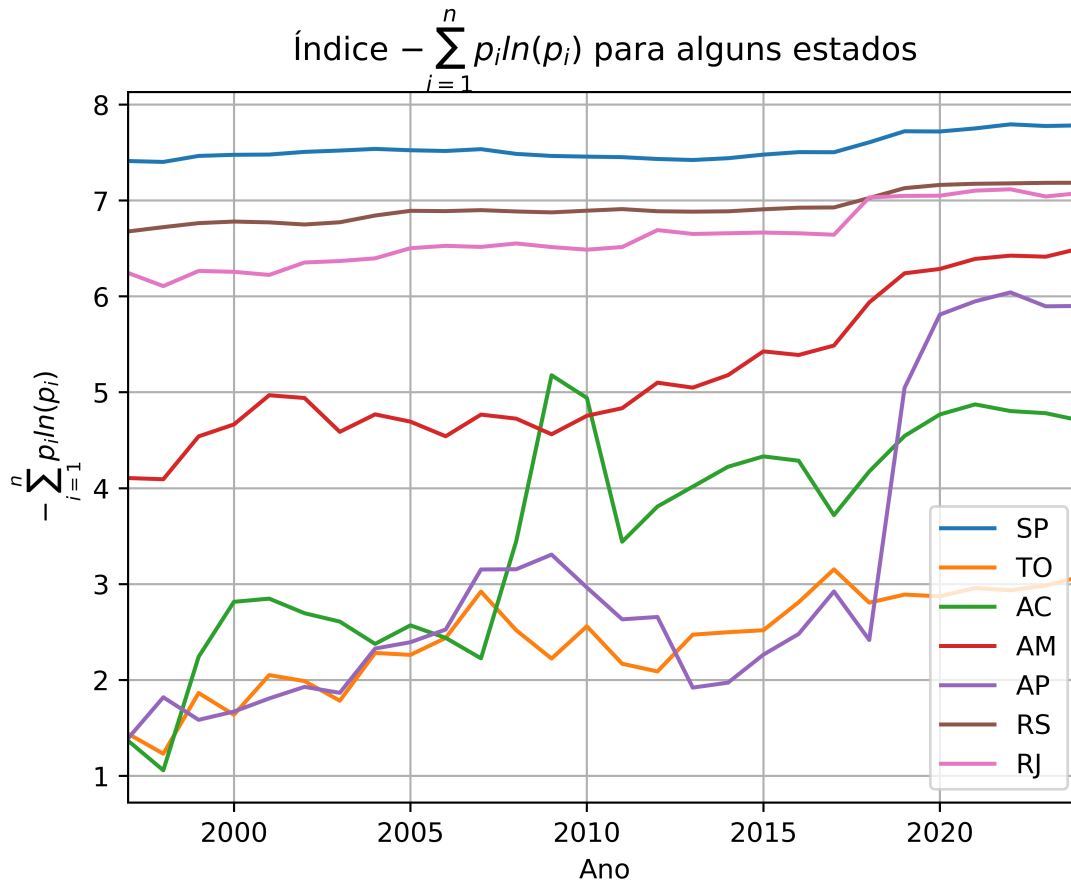
ax.grid()

ax.set_xlim(1997, 2024)

ax.set(xlabel = 'Ano',  
       ylabel = r'$-\sum_{i = 1}^n p_i \ln(p_i)$',  
       title = r'Índice $-\sum_{i = 1}^n p_i \ln(p_i)$ para alguns estados')

ax.legend()
```

```
[6]: <matplotlib.legend.Legend at 0x206503130d0>
```



5 Calculando f

```
[7]: # log do inverso das proporções
```

```
B = df[['CO_ANO', 'CO_NCM']].groupby('CO_ANO', as_index = False).apply(lambda x:
    ↪ np.log(x.value_counts(normalize = True)))
```

```
B = pd.DataFrame(B).reset_index().rename(columns = {'proportion':
    ↪ 'log-exportação'})
```

```
B
```

C:\Users\joaop\AppData\Local\Temp\ipykernel_30180\3611501326.py:3:

DeprecationWarning: DataFrameGroupBy.apply operated on the grouping columns. This behavior is deprecated, and in a future version of pandas the grouping columns will be excluded from the operation. Either pass `include_groups=False` to exclude the groupings or explicitly select the grouping columns after groupby to silence this warning.

```
B = df[['CO_ANO', 'CO_NCM']].groupby('CO_ANO', as_index = False).apply(lambda
x: -np.log(x.value_counts(normalize = True)))
```

```
[7]:
```

	level_0	CO_ANO	CO_NCM	log-exportação
0	0	1997	87089900	4.829853
1	0	1997	40169300	4.985778
2	0	1997	99997103	5.094181
3	0	1997	73181500	5.107504
4	0	1997	39269090	5.318556
...
211517	28	2025	60012200	11.748653
211518	28	2025	60012100	11.748653
211519	28	2025	60011090	11.748653
211520	28	2025	59050000	11.748653
211521	28	2025	55109019	11.748653

[211522 rows x 4 columns]

```
[8]: # proporção dos produtos nas pautas de cada estado
```

```
C = df[['CO_ANO', 'SG_UF_NCM', 'CO_NCM']].groupby(['CO_ANO', 'SG_UF_NCM'],
↪as_index = False).apply(lambda x: x.value_counts(normalize = True))
```

```
C = pd.DataFrame(C).reset_index().rename(columns = {'proportion':
↪'share-exp-estado'})
```

```
C
```

C:\Users\joaop\AppData\Local\Temp\ipykernel_30180\4056757258.py:3:

DeprecationWarning: DataFrameGroupBy.apply operated on the grouping columns. This behavior is deprecated, and in a future version of pandas the grouping columns will be excluded from the operation. Either pass `include_groups=False` to exclude the groupings or explicitly select the grouping columns after groupby to silence this warning.

```
C = df[['CO_ANO', 'SG_UF_NCM', 'CO_NCM']].groupby(['CO_ANO', 'SG_UF_NCM'],
as_index = False).apply(lambda x: x.value_counts(normalize = True))
```

```
[8]:
```

	level_0	CO_ANO	SG_UF_NCM	CO_NCM	share-exp-estado
0	0	1997	AC	99980102	0.454545
1	0	1997	AC	44079990	0.272727
2	0	1997	AC	08012100	0.090909
3	0	1997	AC	44072910	0.090909
4	0	1997	AC	44092000	0.090909
...
1015822	872	2025	TO	26020090	0.006536
1015823	872	2025	TO	05100090	0.006536
1015824	872	2025	TO	46021900	0.006536
1015825	872	2025	TO	05069000	0.006536

```
1015826      872    2025      TO  76020000      0.006536
```

```
[1015827 rows x 5 columns]
```

```
[9]: # juntando as duas bases
```

```
D = pd.merge(B,C,on = ['CO_ANO','CO_NCM'], how = 'right')
```

```
D
```

```
[9]:
```

	level_0_x	CO_ANO	CO_NCM	log-exportação	level_0_y	SG_UF_NCM	\
0	0	1997	99980102	7.211576	0	AC	
1	0	1997	44079990	6.171778	0	AC	
2	0	1997	08012100	8.823574	0	AC	
3	0	1997	44072910	7.473173	0	AC	
4	0	1997	44092000	6.983839	0	AC	
...	
1015822	28	2025	26020090	9.802743	872	TO	
1015823	28	2025	05100090	8.613159	872	TO	
1015824	28	2025	46021900	9.669212	872	TO	
1015825	28	2025	05069000	8.858282	872	TO	
1015826	28	2025	76020000	7.920012	872	TO	

```
share-exp-estado
```

0	0.454545
1	0.272727
2	0.090909
3	0.090909
4	0.090909
...	...
1015822	0.006536
1015823	0.006536
1015824	0.006536
1015825	0.006536
1015826	0.006536

```
[1015827 rows x 7 columns]
```

```
[10]: # juntando e somando
```

```
D['entropia'] = D['log-exportação']*D['share-exp-estado']
```

```
D = D[['CO_ANO','SG_UF_NCM','entropia']].groupby(['CO_ANO','SG_UF_NCM'],  
↳as_index = False).sum()
```

6 Juntando p e f na estatística final para $I(j, t)$

```
[11]: # Juntando a base de dados final
```

```
df_final = pd.merge(A,D, on = ['SG_UF_NCM','CO_ANO'])

df_final['entropia final'] = df_final['entrop'] + df_final['entropia']

df_final
```

```
[11]:
```

	SG_UF_NCM	CO_ANO	entrop	entropia	entropia final
0	AC	1997	1.366711	7.077618	8.444329
1	AC	1998	1.057905	7.752297	8.810202
2	AC	1999	2.241563	7.250720	9.492283
3	AC	2000	2.815157	6.956234	9.771391
4	AC	2001	2.848207	6.633558	9.481765
..
868	ZN	2011	7.178754	7.563929	14.742683
869	ZN	2012	7.143110	7.560951	14.704062
870	ZN	2013	7.103645	7.529665	14.633310
871	ZN	2014	7.086971	7.504867	14.591838
872	ZN	2016	1.054920	7.665120	8.720040

[873 rows x 5 columns]

```
[12]: estados = ['SP','TO','AC','AM','PI','RJ']
```

```
fig, ax = plt.subplots(dpi = 720)

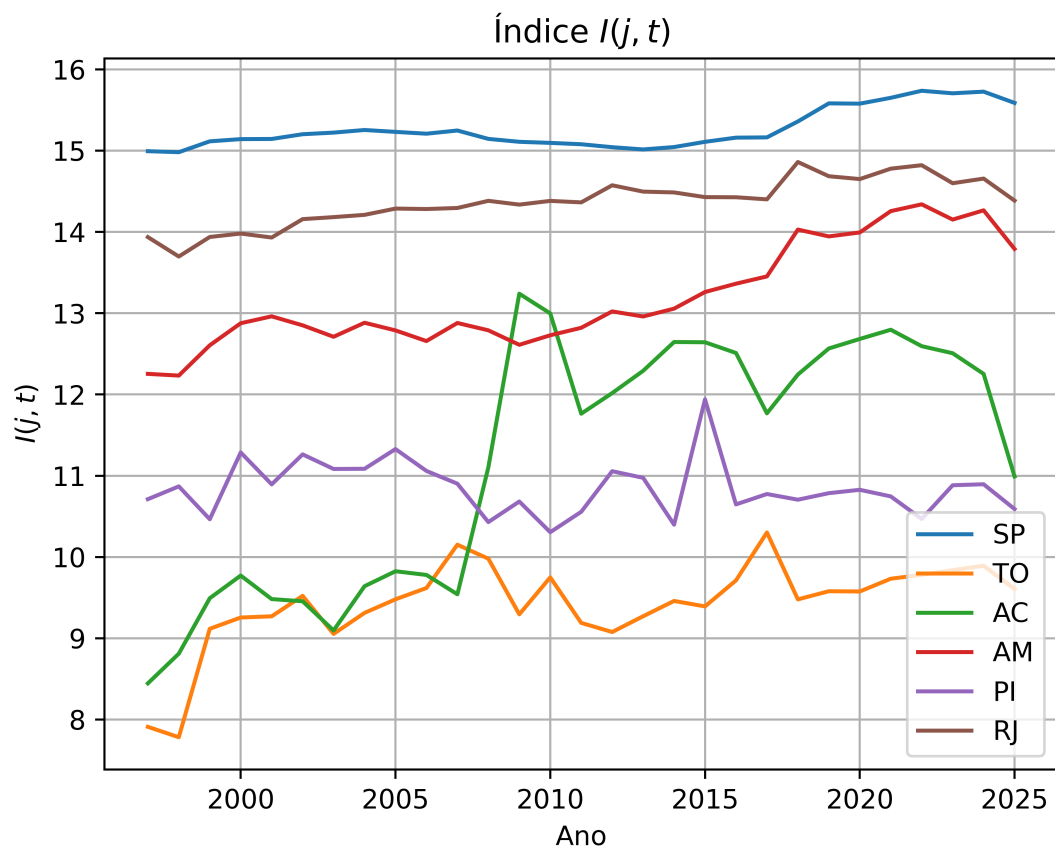
for estado in estados:

    ax.plot(df_final['CO_ANO'].unique(), df_final.loc[df_final['SG_UF_NCM'] == estado, 'entropia final'], label = estado)

ax.set(xlabel = 'Ano',
       ylabel = r'$I(j,t)$',
       title = r'Índice $I(j,t)$')

ax.grid()
ax.legend()
```

```
[12]: <matplotlib.legend.Legend at 0x2054e627760>
```

```
[13]: # salvando

df_final.to_excel('entropia.xlsx')
```

7 Fazendo a regressão

```
[14]: # importando os dados

df = pd.read_excel('entropia.xlsx')

df = df[['CO_ANO', 'SG_UF_NCM', 'entropia']]

df
```

```
[14]:
```

	CO_ANO	SG_UF_NCM	entropia
0	1997	AC	7.077618
1	1998	AC	7.752297
2	1999	AC	7.250720
3	2000	AC	6.956234

```

4      2001      AC  6.633558
..      ...      ...      ...
868    2011      ZN  7.563929
869    2012      ZN  7.560951
870    2013      ZN  7.529665
871    2014      ZN  7.504867
872    2016      ZN  7.665120

```

[873 rows x 3 columns]

```
[16]: # importando os dados para renda per capita
```

```

df2 = pd.read_excel("pib pc.xlsx")

df2 = df2[['Sigla', 'Ano', 'PIB_pc']]

df2

```

```

[16]:      Sigla  Ano      PIB_pc
0      AC  1997  3109.462541
1      AL  1997  2333.670847
2      AM  1997  5109.420467
3      AP  1997  5050.930657
4      BA  1997  2874.023028
..      ...  ...      ...
616    RS  2021  50693.506053
617    SC  2021  58400.554005
618    SE  2021  22177.452854
619    SP  2021  58302.290199
620    TO  2021  32214.729584

```

[621 rows x 3 columns]

```
[17]: # renomeando para dar o merge
```

```

df = df.rename(columns = {'CO_ANO': 'Ano',
                          'SG_UF_NCM': 'Sigla'})

df

```

```

[17]:      Ano Sigla  entropia
0    1997    AC  7.077618
1    1998    AC  7.752297
2    1999    AC  7.250720
3    2000    AC  6.956234
4    2001    AC  6.633558
..      ...  ...      ...

```

```

868 2011    ZN  7.563929
869 2012    ZN  7.560951
870 2013    ZN  7.529665
871 2014    ZN  7.504867
872 2016    ZN  7.665120

```

[873 rows x 3 columns]

```
[18]: # juntando a estatística  $I(j,t)$  com os dados de renda per capita
```

```
df3 = pd.merge(df,df2, how = 'right')
```

```
df3
```

```
[18]:
```

	Ano	Sigla	entropia	PIB_pc
0	1997	AC	7.077618	3109.462541
1	1997	AL	8.322190	2333.670847
2	1997	AM	8.147533	5109.420467
3	1997	AP	8.528804	5050.930657
4	1997	BA	8.388074	2874.023028
..
616	2021	RS	7.613680	50693.506053
617	2021	SC	7.681367	58400.554005
618	2021	SE	7.531501	22177.452854
619	2021	SP	7.898515	58302.290199
620	2021	TO	6.773421	32214.729584

[621 rows x 4 columns]

```
[19]: # fazendo um gráfico de pontos para o ano de 2018
```

```
a = df3.loc[df3['Ano'] == 2018,:]
```

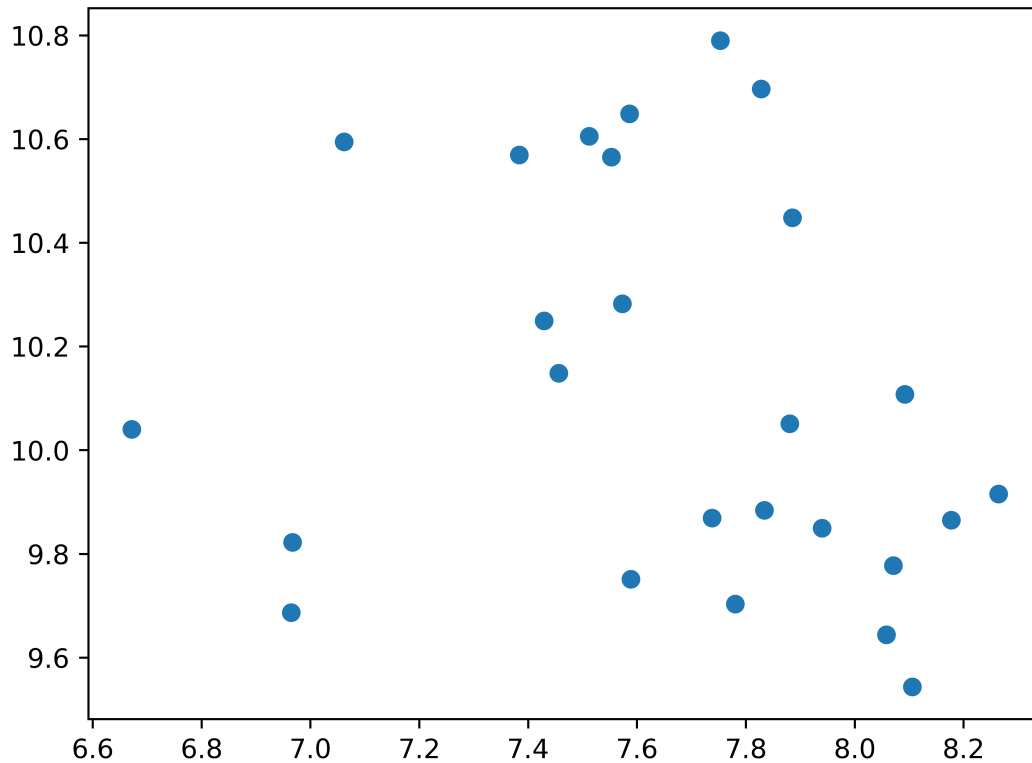
```
# removendo o DF por ser um outlier
```

```
a = a.loc[a['Sigla'] != 'DF',:]
```

```
fig,ax = plt.subplots(dpi = 720)
```

```
ax.scatter(a['entropia'], np.log(a['PIB_pc']))
```

```
[19]: <matplotlib.collections.PathCollection at 0x2055260f280>
```



```
[20]: a.loc[a['PIB_pc'] == a['PIB_pc'].max(),:]
```

```
[20]:      Ano Sigla  entropia      PIB_pc
538  2018    SP   7.75281  48542.239744
```

```
[21]: # rodando uma regressão simples para o ano de 2018
```

```
X = sm.add_constant(a['entropia'])
```

```
y = a['PIB_pc']
```

```
model = sm.OLS(y,X).fit()
```

```
model.summary()
```

```
[21]: <class 'statsmodels.iolib.summary.Summary'>
```

```
"""
```

OLS Regression Results

```
=====
Dep. Variable:          PIB_pc   R-squared:                0.036
Model:                  OLS      Adj. R-squared:           -0.004
Method:                 Least Squares   F-statistic:            0.9031
```

Date: Fri, 25 Apr 2025 Prob (F-statistic): 0.351
Time: 10:03:35 Log-Likelihood: -276.81
No. Observations: 26 AIC: 557.6
Df Residuals: 24 BIC: 560.1
Df Model: 1
Covariance Type: nonrobust

```
=====
              coef      std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
-----
const      6.46e+04      4e+04      1.617      0.119     -1.79e+04     1.47e+05
entropia   -4950.9955     5209.718     -0.950      0.351     -1.57e+04     5801.334
=====
```

Omnibus: 3.203 Durbin-Watson: 2.014
Prob(Omnibus): 0.202 Jarque-Bera (JB): 2.524
Skew: 0.637 Prob(JB): 0.283
Kurtosis: 2.158 Cond. No. 150.
=====

Notes:

[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.
"""

Em uma regressão simples para um ano específico, é possível de se notar que o coeficiente estimado para a estatística I não é estaticamente significativo a nenhum nível de confiança usual, já que seu p-valor é de 0.351.

```
[22]: # Estimando a regressão com efeitos fixos e efeitos de tempo

a = df3.loc[df3['Sigla'] != 'DF',:]

a = a.set_index(['Sigla','Ano'])

model = PanelOLS.from_formula('PIB_pc ~ entropia + TimeEffects +_
    ↳EntityEffects', data = a).fit()

model
```

[22]: PanelOLS Estimation Summary

```
=====
Dep. Variable:      PIB_pc      R-squared:      0.0333
Estimator:          PanelOLS     R-squared (Between): 0.7915
No. Observations:    598         R-squared (Within):  -0.0120
Date:                Fri, Apr 25 2025   R-squared (Overall):  0.5817
Time:                10:04:11          Log-likelihood      -5769.1
Cov. Estimator:      Unadjusted
                                F-statistic:      18.902
Entities:            26              P-value        0.0000
=====
```

Avg Obs:	23.000	Distribution:	F(1,549)
Min Obs:	23.000		
Max Obs:	23.000	F-statistic (robust):	18.902
		P-value	0.0000
Time periods:	23	Distribution:	F(1,549)
Avg Obs:	26.000		
Min Obs:	26.000		
Max Obs:	26.000		

Parameter Estimates

	Parameter	Std. Err.	T-stat	P-value	Lower CI	Upper CI
entropia	2584.8	594.53	4.3476	0.0000	1417.0	3752.6

F-test for Poolability: 102.66

P-value: 0.0000

Distribution: F(47,549)

Included effects: Entity, Time

PanelEffectsResults, id: 0x20551f50cd0

Controlando para os efeitos fixos e efeitos de tempo, o coeficiente estimado para a estatística é significativo a todos os níveis de confiança usuais. O teste F também teve um p-valor extremamente baixo, o que serve de indício de que pelo menos um dos coeficientes da regressão é diferente de zero.

[]: