Tarefa1_corrigida

April 6, 2024

1 Tarefa 1

Rafael Ragozoni Conrado 290268

Defina uma pergunta. Escolha um dataset num dos repositórios RDatasets, UC Irvine Machine Learning Repository, Kaggle e Base dos Dados (dados tratados). Use os recursos disponíveis em ggplot2/plotnine para explorar os dados do dataset selecionado e o procedimento de resolução de problemas discutido para responder a pergunta formulada.

A pergunta a ser respondida é: regulamentação de armas diminui a violência?

1.0.1 Importação das bibliotecas necessárias

```
[]: import numpy as np
import pandas as pd
from plotnine import *
import matplotlib as mpl
mpl.rcParams['figure.facecolor'] = 'white'
```

1.0.2 Carregar a base de dados com Pandas

A base for carregada nesse link

```
[]: data = pd.read_csv('Guns.csv')
  data.head()
```

```
[]:
        rownames
                   year
                         violent
                                   murder
                                           robbery prisoners
                                                                     afam
                                                                                cauc
     0
               1
                   1977
                           414.4
                                     14.2
                                              96.8
                                                                 8.384873
                                                                           55.12291
                                                             83
     1
                2
                   1978
                           419.1
                                     13.3
                                              99.1
                                                             94
                                                                 8.352101
                                                                           55.14367
     2
                3
                   1979
                           413.3
                                     13.2
                                              109.5
                                                           144
                                                                 8.329575
                                                                           55.13586
     3
                4
                   1980
                           448.5
                                     13.2
                                              132.1
                                                           141
                                                                 8.408386
                                                                           54.91259
     4
                5
                   1981
                           470.5
                                     11.9
                                              126.5
                                                           149
                                                                 8.483435
                                                                           54.92513
                   population
                                  income
                                           density
                                                       state law
        18.17441
                     3.780403
                               9563.148
                                          0.074552
                                                     Alabama
        17.99408
                     3.831838
                               9932.000
                                          0.075567
     1
                                                     Alabama
                                                              nο
     2
       17.83934
                     3.866248
                               9877.028
                                          0.076245
                                                     Alabama no
     3
        17.73420
                     3.900368
                               9541.428
                                          0.076829
                                                     Alabama
                                                              no
       17.67372
                     3.918531
                               9548.351
                                          0.077187
                                                    Alabama no
```

Como pode ser visto acima o dataset conta com os seguintes dados: - violent
: Crimes violentos por 100.000 pessoas

- murder: Assassinatos por 100.000 pessoas
- robbery: Roubos por 100.000 pessoas
- prioseners: Prisioneiros presos no ano anterior por 100.000 pessoas
- afam: Porcentagem da população Afro-americana do estado (idades de 10 a 64 anos)
- cauc: Porcentagem da população Caucasiana do estado (idades de 10 a 64 anos)
- male: Porcentagem da população Masculina do estado (idades de 10 a 29 anos)
- population: População do estado em milhões de pessoas
- income: Renda pessoal per capita no estado em dolares
- density: População/milha quadrada de área do estado dividida por 1000
- state: Nome do estado.
- law: Aplicação de lei que dificulta porte de arma.

Como a violência é medida pelo número de crimes violentos para cada 100.000 pessoas, com certeza estados com mais pessoas teram um 'violent' maior. Então para poder medir a taxa de violencia será alterado o campo para "violencia por pessoa" dividindo violent pela população do estado em cada ano.

```
[]: violent = data['violent']
pop = data['population']
violent_per_person = violent/pop
data['violent'] = violent_per_person
```

Também é interessante fazer uma matrix de correlação para ver como os valores de cada coluna tem tendencias parecidas, podendo ser tanto causas de um mesmo efeito (como violência e assassinatos por exemplo) ou se influenciam uma na outra (como densidade e violência).

```
[]: data_for_correlation = data.drop(columns=['state', 'law'])
    correlation_matrix = data_for_correlation.corr()
    correlation_matrix
```

```
[]:
                                                           robbery
                                                                    prisoners
                 rownames
                               year
                                      violent
                                                 murder
                           0.019589 -0.202769 -0.241020 -0.250114
                                                                    -0.204212
     rownames
                 1.000000
                           1.000000 0.017418 -0.033013 -0.014163
     vear
                 0.019589
                                                                     0.504058
     violent
                -0.202769
                           0.017418
                                     1.000000
                                               0.778886
                                                         0.662118
                                                                     0.620813
    murder
                                     0.778886
                                               1.000000
                -0.241020 -0.033013
                                                          0.797606
                                                                     0.709608
    robbery
                -0.250114 -0.014163
                                     0.662118
                                               0.797606
                                                          1.000000
                                                                     0.566850
                -0.204212 0.504058
                                     0.620813
                                               0.709608
    prisoners
                                                          0.566850
                                                                     1.000000
                -0.309655
    afam
                          0.068607
                                     0.489769
                                               0.601833
                                                         0.581202
                                                                     0.530776
     cauc
                 0.311353 -0.033456 -0.476702 -0.615368 -0.584192
                                                                    -0.527107
                                    0.001946
    male
                -0.007360 -0.865828
                                               0.014979 -0.086037
                                                                    -0.446318
    population -0.056682 0.059360 -0.272529
                                               0.099922 0.317193
                                                                     0.095341
```

```
income
           -0.193010 0.525232 0.333314 0.220553 0.414849
                                                               0.461456
           -0.165600 -0.003956
                                0.841116
                                          0.748592 0.781834
                                                               0.559313
density
                afam
                                          population
                                                                 density
                          cauc
                                    male
                                                        income
           -0.309655
                     0.311353 -0.007360
                                           -0.056682 -0.193010 -0.165600
rownames
            0.068607 -0.033456 -0.865828
                                            0.059360 0.525232 -0.003956
year
            0.489769 -0.476702 0.001946
                                           -0.272529 0.333314
violent
                                                               0.841116
murder
            0.601833 -0.615368 0.014979
                                            0.099922 0.220553
                                                                0.748592
robbery
            0.581202 -0.584192 -0.086037
                                            0.317193 0.414849
                                                                0.781834
prisoners
            0.530776 -0.527107 -0.446318
                                            0.095341 0.461456
                                                                0.559313
afam
            1.000000 -0.981978 0.016191
                                            0.058076 0.262694 0.543244
cauc
           -0.981978 1.000000 -0.012602
                                           -0.065438 -0.191164 -0.555113
male
            0.016191 -0.012602 1.000000
                                           -0.097503 -0.527856 -0.063715
population
           0.058076 -0.065438 -0.097503
                                            1.000000 0.215201 -0.078022
            0.262694 -0.191164 -0.527856
income
                                            0.215201
                                                      1.000000
                                                                0.343284
density
            0.543244 -0.555113 -0.063715
                                           -0.078022
                                                      0.343284
                                                                1.000000
```

É interessante saber quais as taxas de violência de cada estado.

Para isso será tirada a média das taxas de violência por cada estado entre 1977 e 1999 e ordenados de forma a mostrar do estado mais violento ao menos.

```
[]: violent_mean = data.groupby('state')['violent'].mean()
violent_mean.columns = ['state', 'violent']
violent_mean.sort_values(ascending=False)
```

[]: state

District of Columbia	3433.092208
Alaska	1134.379588
Delaware	852.436928
Nevada	709.575492
Wyoming	608.121593
New Mexico	494.452936
Rhode Island	377.572053
Idaho	254.058377
Vermont	245.857416
Hawaii	242.363624
South Carolina	231.547216
Montana	224.183492
South Dakota	222.675757
Nebraska	187.336155
Maryland	184.150594
Arkansas	184.094512
Louisiana	181.371961
Arizona	177.003149
Oregon	176.279517
Utah	166.202285
Kansas	157.895459

153.802888
147.951685
136.947364
136.102705
130.688548
130.610204
126.538884
117.411699
113.753111
104.773631
103.766102
101.636992
95.097148
93.846459
89.450914
87.281939
82.755722
79.892315
74.372600
71.916309
71.437915
71.163826
63.520943
53.775165
52.604324
45.825560
40.821834
36.636492
32.173402
31.477514

Name: violent, dtype: float64

Como é possível ver acima, o estado mais violento no período é 'District of Columbia' com cerca 2048 crimes violentos para cada 100.000 pessoas e o menos 'North Dakota' com cerca de 68 crimes violentos para cada 100.000 pessoas.

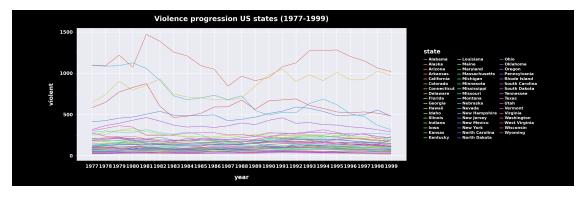
Como 'District of Columbia' é muito distante de todos outros estados e pode afetar a analíse, o mesmo será retirado.

Para melhor vizualização será mostrado um gráfico comparando.

```
[]: print(len(data))
  data = data[data['state']!= 'District of Columbia']
  len(data)
```

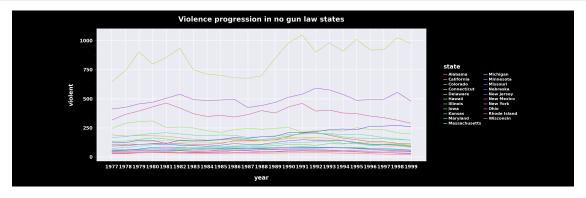
1173

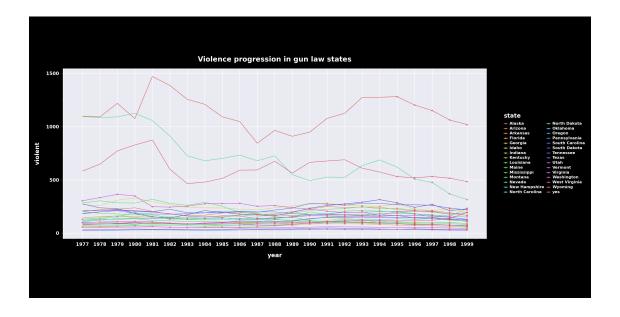
[]: 1150



O gráfico, partindo de y=0, mostra a comparação entre a violência nos estados ao longo dos anos, mas seria interessante mostrar a diferença entre estados que regulamentaram o porte de arma e que não regulamentaram.

Para isso, será separado o dataframe em 2, estados que regumelamentaram e que não regulamentaram.

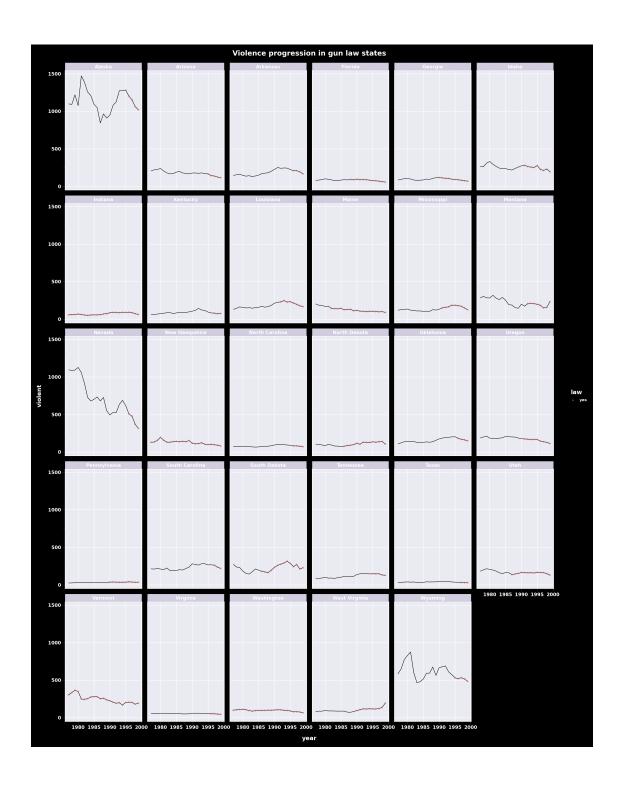




Os gráficos acima são de violência por ano onde não teve lei restritiva para o porte de arma e onde

teve. No segundo os pontos indicam anos onde a lei estava em vigor.

Para uma melhor visualização de como a regulamentação possa ter afetado a violência em cada estado no período pode ser mostrado a curva individual de cada estado.



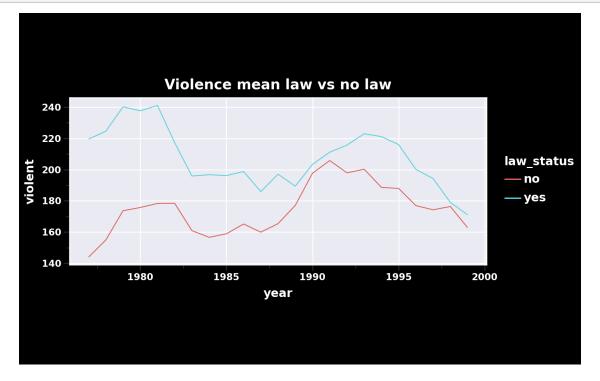
No geral, é possível ver que estados que acataram a lei tiveram uma redução na taxa de violência comparada com o ínicio do período. Mas para melhor visualização serão comparadas as mudanças na violência média, esperando poder representar as tendências gerais dos grupos.

Então para possibilitar uma melhor comparação sempre é interessante ver a tendencia total do país antes.

Primeiro, é legal ver o comportamento médio do grupo de estados que regulamentaram e que não regulamentaram.

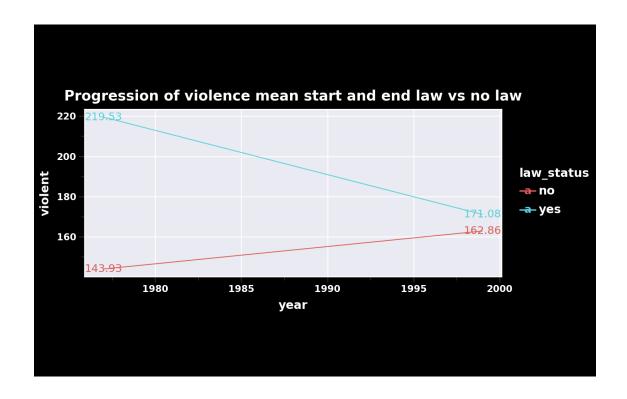
```
[]: is_marked_state = np.where(data['state'].isin(yes_list), 'yes', 'no')
data['law_status'] = is_marked_state
```

```
[]: law_means = data.groupby(['year', 'law_status'])['violent'].mean().reset_index()
     mean_plot = ggplot(law_means) \
         + aes(x='year', y='violent', color = 'law_status') \
         + geom_line() \
         + ggtitle('Violence mean law vs no law') \
         + theme_seaborn() \
         + theme(aspect_ratio=0.4, figure_size=(8,5)
                 , text= element_text(colour = "white", face = "bold")
     # mean_plot_geral = ggplot(law_means) \
           + aes(x='year', y='violent') \setminus
           + geom line() \
           + ggtitle('Violence mean all states') \
           + theme seaborn() \
           + theme(aspect_ratio=0.4, figure_size=(8,5)
                   , text= element_text(colour = "white", face = "bold")
     #
     # mean_plot_geral.show()
     mean_plot.show()
```



Também é um dado importante saber como a variação da violência foi em cada grupo

```
[]: diff = law_means[law_means['year'].isin([1977, 1999])]
     diff_plot = ggplot(diff) \
         + aes(x='year', y='violent', color = 'law_status') \
         + geom_line() \
         + geom_text(aes(label=round(diff['violent'], 2)))\
         + ggtitle('Progression of violence mean start and end law vs no law') \
         + theme seaborn() \
         + theme(aspect_ratio=0.4, figure_size=(8,5)
                 , text= element_text(colour = "white", face = "bold")
     # diff_plot_geral = gqplot(diff) \
           + aes(x='year', y='violent') \
           + geom_line() \
     #
           + geom_text(aes(label=round(diff['violent'], 2)))\
           + ggtitle('Progression of violence mean all states mean') \
           + theme_seaborn() \
     #
           + theme(aspect_ratio=0.4, figure_size=(8,5)
                   , text= element_text(colour = "white", face = "bold")
     # diff_plot_geral.show()
     diff_plot.show()
```

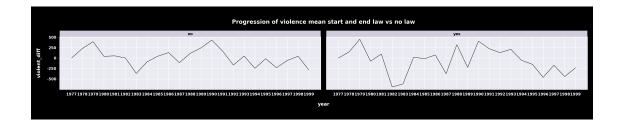


Soma da taxa de alteração média de violência ao longo dos anos

```
[]: data['violent_diff'] = data.groupby(['state', 'law_status'])['violent'].

→diff(periods=1).fillna(0)
     year_wise_sum = data.groupby(['year', 'law_status'])['violent_diff'].sum()
     law_tendency = pd.DataFrame({'year':year_wise_sum.reset_index()['year'],__
      →'law_status':year_wise_sum.reset_index()['law_status'],'violent_diff':

year_wise_sum.values})
     # law_tendency
     law_tendency_plot = ggplot(law_tendency) \
          + aes(x='year', y='violent_diff') \
          + geom_line() \
          + facet_wrap('law_status', nrow = 1) \
          + scale_x_continuous(breaks = law_tendency['year'].unique()) \
          + ggtitle('Progression of violence mean start and end law vs no law') \
          + theme_seaborn() \
          + theme(aspect_ratio=0.2, figure_size=(20,4)
                  , text= element_text(colour = "white", face = "bold")
                  , strip_text = element_text(colour = "black", face = "bold")
                  )
     law_tendency_plot.show()
```



As conclusões que são vistas nos gráficos são: - As média taxas de violência no grupo de estados que não regulamentaram o porte de armas subiu, já o dos estados em que a lei estava em vigor diminuiu

• Após cerca de 1990 que parece ser o momento mais violento, estados com controle de armas de fogo tiveram quedas mais significates que os que não adotaram.