## Project CoronaVirus Brazil Dataset EDA (Exploratory Data Analysis)! Criado por Dr. Vagner Zeizer Carvalho Paes.

## Introdução

Vamos usar um conjunto de dados do Kaggle que mostra as mortes em 2019 e 2020, mostrando a faixa de idade, causas, cor da pele, etc.

O Objetivo é fazer uma análise do impacto da pandemia do Corona vírus sobre as mortes no Brasil, analisando como o total de mortes varia para cada idade, gênero, cor da pele, etc.

## Importando pacotes básicos do Python

```
In [1]:
```

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
```

### lendo os dados

#### In [2]:

```
data = pd.read_csv('death_cause_brazil.csv',parse_dates=True)
```

#### In [3]:

```
data.head()
```

#### Out[3]:

total	cause	color	age	gender	state	date	
1	Septicemia	East asian	60 - 69	F	AC	2020-01-01	0
1	Hearth attack	White	80 - 89	F	AC	2019-01-01	1
1	Others	Indigenous	30 - 39	F	AC	2019-01-01	2
1	Cardiogenic shock	Mixed	70 - 79	F	AC	2019-01-01	3
1	Pneumonia	Mixed	70 - 79	F	AC	2020-01-01	4

## como tem uma coluna que corresponde a data, temos uma série temporal (Time Series).

```
In [4]:
data['date']=pd.to_datetime(data['date'])
```

## Analisando informações sobre o conjunto de dados

```
In [5]:
data.info()
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1098241 entries, 0 to 1098240
Data columns (total 7 columns):
   Column Non-Null Count
                              Dtype
0
            1098241 non-null datetime64[ns]
    date
1
                             object
   state
            1098241 non-null
2 gender
            1098241 non-null
                              object
3
   age
            1098241 non-null object
4
   color
            1098241 non-null object
5
            1098241 non-null object
    cause
            1098241 non-null int64
    total
dtypes: datetime64[ns](1), int64(1), object(5)
memory usage: 58.7+ MB
```

## os tipos das variáveis estão ok

Temos seis colunas no conjunto de dados!

a saber data, estado, genêro, idade, cor, causa e total

### Analisando a consistência dos dados

### procurando por dados duplicados

```
In [6]:
data.duplicated().sum()
Out[6]:
0
```

## -> não há dados duplicados

```
In [7]:
```

```
data.isnull().sum()
Out[7]:
date
           0
state
           0
gender
           0
           0
age
color
           0
cause
           0
           0
total
dtype: int64
```

## tipos das variáveis!

```
In [8]:
```

```
data.dtypes
Out[8]:
date
          datetime64[ns]
                   object
state
                   object
gender
                   object
age
color
                   object
cause
                   object
total
                    int64
dtype: object
```

## -> não há problema nos dados

#### as colunas dos dados são

```
In [9]:
data.columns
Out[9]:
Index(['date', 'state', 'gender', 'age', 'color', 'cause', 'tota
l'], dtype='object')
```

## **Quantos estados temos?**

```
In [10]:
len(data.state.unique())
Out[10]:
27

In [11]:
data.state.unique()
Out[11]:
array(['AC', 'AL', 'AM', 'AP', 'BA', 'CE', 'DF', 'ES', 'GO', 'MA', 'MG', 'MS', 'MT', 'PA', 'PB', 'PE', 'PI', 'PR', 'RJ', 'RN', 'RO', 'RR', 'RS', 'SC', 'SE', 'SP', 'TO'], dtype=object)
```

### -> 26 estados e o distrito federal. Está OK.

### para o gênero

```
In [12]:
data.gender.unique()

Out[12]:
array(['F', 'M'], dtype=object)
```

### Masculino e Feminino. OK.

## Temos várias faixas etárias. Há uma não informada (N/I).

## garantindo que a idade é do tipo string

```
In [14]:
```

```
data.age=data.age.astype('str')
```

## mudando um pouco a classificação das faixas etárias para fazer gráficos melhores.

#### -> OK!

ack'],

### para a cor da pele da pessoa

```
In [17]:

data.color.unique()

Out[17]:

array(['East asian', 'White', 'Indigenous', 'Mixed', 'Ignored', 'Bl
```

## temos cinco categorias e uma chamada "ignored"?!

#### as causas de morte

dtype=object)

```
In [18]:
```

temos 13 causas de morte, sendo que existem tb 'Undetermined' e 'Unknown'.

há morte por covid de três formas: covid "por si só", derrame e ataque cardíaco.

-> há uma alta chance de que as mortes por pneumonia e falha respiratória em 2020 estejam mascarando mais mortes por covid.

analisando o máximo de mortes que pode ocorrer por dia (lembrar que para um dado estado, a morte pode ocorrer por mais causas)

```
In [20]:
```

## máximo de 43 mortos por uma causa e mínimo de 1.

```
In [ ]:
```

## Análise da série temporal entre o começo do ano e 15 de novembro

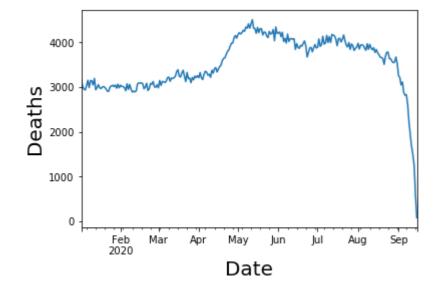
```
In [ ]:
In [21]:
data_2019=data[(data['date'] <= '2019-09-15') & (data['date'] > '2019-01-01') ]
data 2019=data 2019.groupby(['date']).sum()['total']
data 2019
data 2020=data[(data['date'] <= '2020-09-15') & (data['date'] > '2020-01-01')]
data 2020=data 2020.groupby(['date']).sum()['total']
data 2020
Out[21]:
date
2020-01-02
              3153
2020-01-03
              3013
2020-01-04
              2949
2020-01-05
              2932
2020-01-06
              3033
2020-09-11
              1673
              1492
2020-09-12
2020-09-13
              1244
2020-09-14
               576
2020-09-15
                81
Name: total, Length: 258, dtype: int64
```

#### In [22]:

```
data_2019
Out[22]:
date
2019-01-02
               3029
2019-01-03
               3185
               3059
2019-01-04
2019-01-05
               2957
2019-01-06
               2772
2019-09-11
               3366
2019-09-12
               3252
2019-09-13
               3286
2019-09-14
               3224
2019-09-15
               3222
Name: total, Length: 257, dtype: int64
```

#### In [23]:

```
data_2020.plot()
plt.xlabel('Date',size=20)
plt.ylabel('Deaths',size=20)
plt.show()
```



Em 2020, perto do dia 15 há uma queda significativa no número de mortes. Isso deve ser devido ao fato de que as mortes desses dias não foram contabilizadas porque os dados chegarão nos próximos dias.

#### In [ ]:

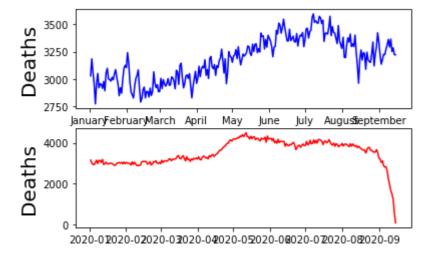
## Vamos fazer um gráfico de como variaram as mortes para cada ano

```
In [ ]:
```

#### In [24]:

```
import matplotlib.dates as dates
fig,axs=plt.subplots(2)
axs[0].plot(data_2019,color='blue')
axs[1].plot(data_2020,color='red')

#
axs[0].xaxis.set_major_locator(dates.MonthLocator())
axs[0].set_xticklabels(pd.date_range(start='2019-01-01', freq='M', periods=12).m
onth_name())
axs[0].set_ylabel('Deaths',size=20)
axs[1].xaxis.set_major_locator(dates.MonthLocator())
axs[1].set_ylabel('Deaths',size=20)
plt.show()
```



### O perfil temporal de mortes é bem diferente

In [ ]:

## Vamos fazer uma comparação agora pela idade

#### In [25]:

```
data_2019=data[(data['date'] <= '2019-09-15') & (data['date'] >= '2019-01-01')]
data_2020=data[(data['date'] <= '2020-09-15') & (data['date'] >= '2020-01-01')]

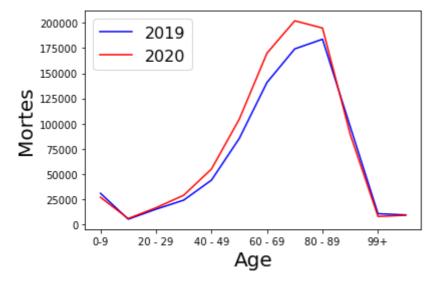
plt.figure(figsize=[8,6])
grouped_age=data_2019.groupby(['age'])['total'].sum()
grouped_age_2020=data_2020.groupby(['age'])['total'].sum()
```

<Figure size 576x432 with 0 Axes>

#### In [26]:

```
grouped_age.plot(color='blue',label='2019')
grouped_age_2020.plot(color='red',label='2020')

plt.legend(fontsize=16)
plt.xlabel('Age',size=20)
plt.ylabel('Mortes',size=20)
plt.show()
```



## claramente há um aumento significativo nas mortes principalmente entre 50-59 a 70-79 anos

In [ ]:

## Analisando agora por estado

```
In [27]:
```

```
#plt.figure(figsize=[8,6])
grouped_state=data_2019.groupby(['state'])['total'].sum()
grouped_state_2020=data_2020.groupby(['state'])['total'].sum()
```

In [ ]:

#### In [28]:

```
df_2020=pd.DataFrame(grouped_state_2020)
df_2019=pd.DataFrame(grouped_state)
```

#### In [29]:

df\_2019

#### Out[29]:

	total
state	
AC	2325
AL	10655
AM	9086
AP	1687
ВА	44890
CE	26910
DF	9920
ES	16455
GO	20812
MA	11432
MG	84795
MS	10650
MT	8929
PA	16329
РВ	18156
PE	41386
PI	9239
PR	45681
RJ	99181
RN	10930
RO	4899
RR	1502
RS	59558
sc	27473
SE	7850
SP	216788

TO

3304

```
In [30]:

df_2019=df_2019.rename(columns={'total':'total_mortes_2019'})
df_2020=df_2020.rename(columns={'total':'total_mortes_2020'})

In [31]:

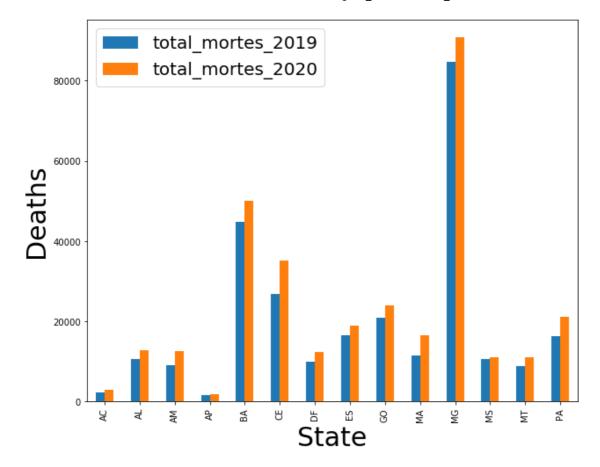
df_total=df_2019.merge(df_2020,how='left',on='state')

In [32]:
len(df_total)
Out[32]:
27
```

## Primeiro colocando em um gráfico para 14 estados para não ficar muito denso

#### In [33]:

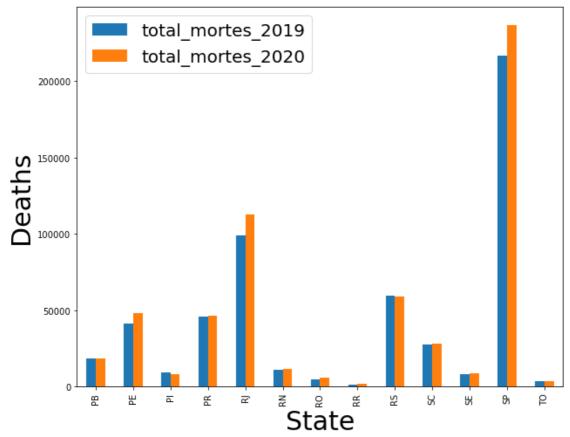
```
fig,ax=plt.subplots(1,figsize=[10,8])
#plt.figure(figsize=[100,8])
#df_total['total2019'].value_counts().plot(kind='bar',color='black',ax=ax)
#grouped_state_2020.plot(kind='bar',color='red',ax=ax)
df_total[:14].plot(kind='bar',ax=ax)
plt.legend(fontsize=20)
#plt.xticks(grouped_state)
plt.xlabel('State',size=30)
plt.ylabel('Deaths',size=30)
plt.show()
```



## Agora para os 13 restantes

#### In [34]:

```
fig,ax=plt.subplots(1,figsize=[10,8])
#plt.figure(figsize=[100,8])
#df_total['total2019'].value_counts().plot(kind='bar',color='black',ax=ax)
#grouped_state_2020.plot(kind='bar',color='red',ax=ax)
df_total[14:].plot(kind='bar',ax=ax)
plt.legend(fontsize=20)
plt.xlabel('State',size=30)
plt.ylabel('Deaths',size=30)
#plt.xticks(grouped_state)
plt.show()
```



claramente em muitos estados houve um aumento de mortes, mas em alguns o aumento foi pequeno. Vamos analisar a variação relativa a 2019 no mesmo período.

```
In [ ]:
```

#### In [35]:

```
df_2020_state=pd.DataFrame(grouped_state_2020)
df_2019_state=pd.DataFrame(grouped_state)
```

#### In [36]:

```
\label{lem:columns} $$ df_2019_state=df_2019_state.rename(columns={'total':'total_mortes_estado_2019'}) $$ df_2020_state=df_2020_state.rename(columns={'total':'total_mortes_estado_2020'}) $$
```

```
In [37]:
```

```
df_total_state=df_2019_state.merge(df_2020_state,how='left',on='state')
```

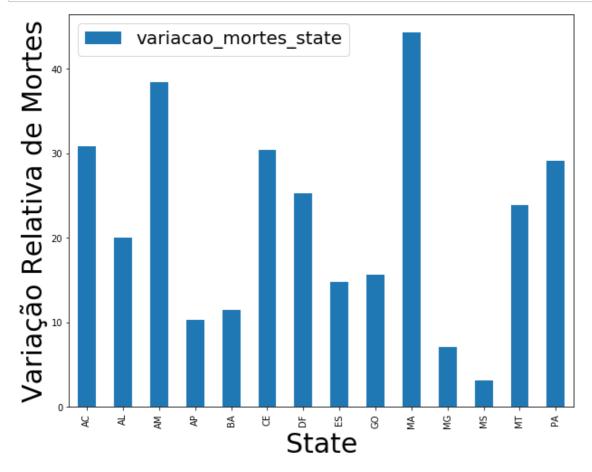
#### In [38]:

```
df_total_state['variacao_mortes_state']=(df_total_state['total_mortes_estado_202
0']-df_total_state['total_mortes_estado_2019'])/df_total_state['total_mortes_est
ado_2019']*100
```

### 14 estados primeiramente

#### In [39]:

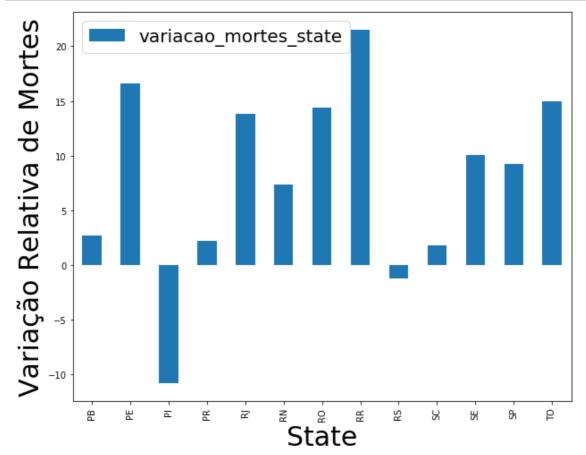
```
fig,ax=plt.subplots(1,figsize=[10,8])
#plt.figure(figsize=[100,8])
#df_total['total2019'].value_counts().plot(kind='bar',color='black',ax=ax)
#grouped_state_2020.plot(kind='bar',color='red',ax=ax)
df_total_state['variacao_mortes_state'][:14].plot(kind='bar',ax=ax)
plt.legend(fontsize=20)
#plt.xticks(grouped_state)
plt.xlabel('State',size=30)
plt.ylabel('Variação Relativa de Mortes',size=30)
plt.show()
```



#### 13 estados restantes

#### In [40]:

```
fig,ax=plt.subplots(1,figsize=[10,8])
#plt.figure(figsize=[100,8])
#df_total['total2019'].value_counts().plot(kind='bar',color='black',ax=ax)
#grouped_state_2020.plot(kind='bar',color='red',ax=ax)
df_total_state['variacao_mortes_state'][14:].plot(kind='bar',ax=ax)
plt.legend(fontsize=20)
#plt.xticks(grouped_state)
plt.xlabel('State',size=30)
plt.ylabel('Variação Relativa de Mortes',size=30)
plt.show()
```



estados como PI e RS, surpreendentemente, apresentaram queda relativa nas mortes. Estados como PR, SC e MS apresentaram um aumento menor do que 5% nas mortes. Em contrapartida, estados como AM, MA apresentaram aumento de cerca de 40%, seguidos por AC, CE e PA com 30%.

In [ ]:			
In [ ]:			

## Analisando agora o total de mortes por etnia

## In [41]:

```
grouped_color=data_2019.groupby(['color'])['total'].sum()
grouped_color_2020=data_2020.groupby(['color'])['total'].sum()

df_2020_color=pd.DataFrame(grouped_color_2020)
df_2019_color=pd.DataFrame(grouped_color)
```

#### In [42]:

```
df_2019_color=df_2019_color.rename(columns={'total':'total_mortes_2019'})
df_2020_color=df_2020_color.rename(columns={'total':'total_mortes_2020'})
```

#### In [43]:

```
df_total_color=df_2019_color.merge(df_2020_color,how='left',on='color')
```

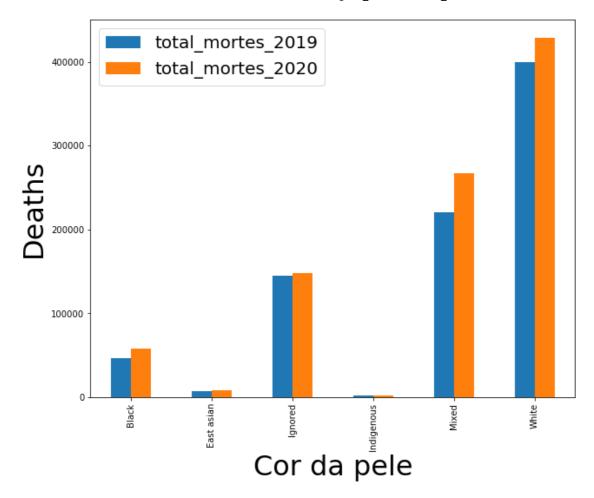
#### In [ ]:

#### In [44]:

```
fig,ax=plt.subplots(1,figsize=[10,8])
#plt.figure(figsize=[100,8])
#df_total['total2019'].value_counts().plot(kind='bar',color='black',ax=ax)
#grouped_state_2020.plot(kind='bar',color='red',ax=ax)
df_total_color.plot(kind='bar',ax=ax)

#plt.xticks(grouped_state)
plt.legend(fontsize=20)

plt.xlabel('Cor da pele',size=32)
plt.ylabel('Deaths',size=32)
```



## aparentemente houveram aumentos. Mas vamos analisar relativamente a 2019 essas mortes

#### In [45]:

```
df_total_color['aumento_mortes_color']=(df_total_color['total_mortes_2020']-df_t
otal_color['total_mortes_2019'])/df_total_color['total_mortes_2019']*100
```

#### In [46]:

```
df_total_color
```

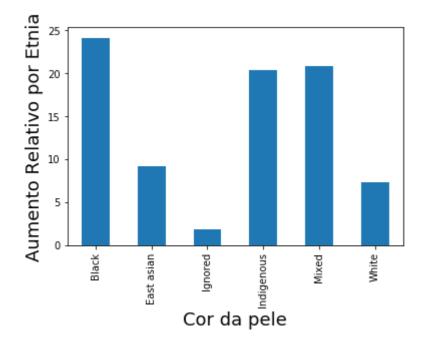
#### Out[46]:

#### total\_mortes\_2019 total\_mortes\_2020 aumento\_mortes\_color

color			
Black	46888	58214	24.155434
East asian	7190	7855	9.248957
Ignored	144845	147435	1.788118
Indigenous	1451	1747	20.399724
Mixed	220815	266856	20.850486
White	399633	429029	7.355749

#### In [47]:

```
df_total_color['aumento_mortes_color'].plot(kind='bar')
plt.xlabel('Cor da pele',size=18)
plt.ylabel('Aumento Relativo por Etnia',size=18)
plt.show()
```



#### In [ ]:

## a partir da análise acima fica evidente que negros e indígenas foram muito mais afetados pela pandemia.

#### In [ ]:

## Fazendo a análise agora por causa de morte

```
In []:

In [48]:

grouped_cause=data_2019.groupby(['cause'])['total'].sum()
grouped_cause_2020=data_2020.groupby(['cause'])['total'].sum()

df_2020_cause=pd.DataFrame(grouped_cause_2020)
df_2019_cause=pd.DataFrame(grouped_cause)

In [49]:

df_2019_cause=df_2019_cause.rename(columns={'total':'total_mortes_2019_causa'})
df_2020_cause=df_2020_cause.rename(columns={'total':'total_mortes_2020_causa'})

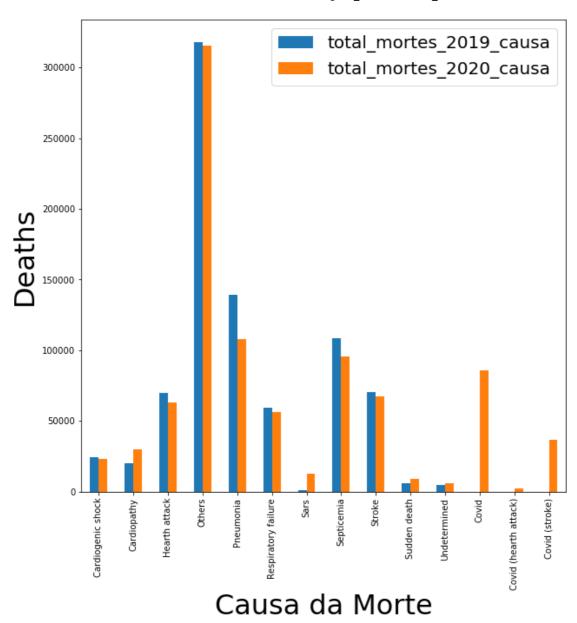
In [50]:

df_total_cause=df_2019_cause.merge(df_2020_cause,how='right',on='cause')
```

#### In [51]:

```
fig,ax=plt.subplots(1,figsize=[10,10])
#plt.figure(figsize=[100,8])
#df_total['total2019'].value_counts().plot(kind='bar',color='black',ax=ax)
#grouped_state_2020.plot(kind='bar',color='red',ax=ax)
df_total_cause.plot(kind='bar',ax=ax)
plt.legend(fontsize=20)

plt.xlabel('Causa da Morte',size=32)
plt.ylabel('Deaths',size=32)
#plt.xticks(grouped_state)
plt.show()
```



# algumas causas de morte diminuíram e outras aumentaram relativamente a 2019. Vale a pena fazer uma análise comparativa a 2019 para ver como a pandemia afetou as causas de mortes

## In [ ]:

#### In [52]:

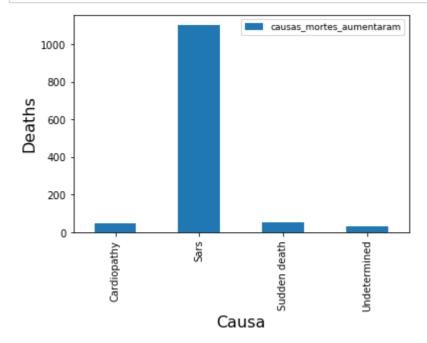
 $\label{lem:cause} $$ df_total_cause['mortes_relativas_causa']=(df_2020_cause['total_mortes_2020_causa']-df_2019_cause['total_mortes_2019_causa'])/df_2019_cause['total_mortes_2019_causa']*100$ 

### causas que houveram relativo aumento

#### In [53]:

```
(df_total_cause['mortes_relativas_causa'][df_total_cause['mortes_relativas_caus
a']>0.]).plot(kind='bar',label='causas_mortes_aumentaram')

plt.legend(fontsize=9)
plt.xlabel('Causa',size=16)
plt.ylabel('Deaths',size=16)
plt.show()
```

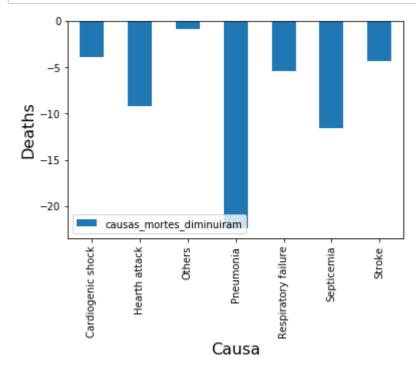


cardiopatia, morte súbita e causa indeterminada aumentaram bastante em relação a 2019, mas SARS aumentou mais de 1000%!!!! Com certeza, isso está mascarando mais mortes por covid!

### causas que houveram relativa diminuição

#### In [54]:

```
(df_total_cause['mortes_relativas_causa'][df_total_cause['mortes_relativas_caus
a']<0.]).plot(kind='bar',label='causas_mortes_diminuiram')
plt.legend()
plt.xlabel('Causa',size=16)
plt.ylabel('Deaths',size=16)
plt.show()</pre>
```



diversas causa, como pneumonia, falha respiratória e derrame diminuíram em relação a 2019. Com certeza, isso mostra que as mortes por covid relatadas nesse ano podem estar relacionadas com suspostas mortes por essas causas

#### In [ ]:

## Analisando por gênero

#### In [ ]:

#### In [55]:

```
grouped_gender=data_2019.groupby(['gender'])['total'].sum()
grouped_gender_2020=data_2020.groupby(['gender'])['total'].sum()

df_2020_gender=pd.DataFrame(grouped_gender_2020)
df_2019_gender=pd.DataFrame(grouped_gender)
```

#### In [56]:

```
df_2019_gender=df_2019_gender.rename(columns={'total':'total_mortes_2019_genero'
})
df_2020_gender=df_2020_gender.rename(columns={'total':'total_mortes_2020_genero'
})
```

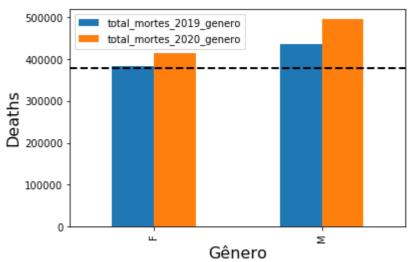
#### In [57]:

```
df total gender=df 2019 gender.merge(df 2020 gender,how='right',on='gender')
```

#### In [58]:

```
fig, ax=plt.subplots(1, figsize=[6,4])
#plt.figure(figsize=[100,8])
#df_total['total2019'].value_counts().plot(kind='bar',color='black',ax=ax)
#grouped_state_2020.plot(kind='bar',color='red',ax=ax)
df_total_gender.plot(kind='bar',ax=ax)
plt.axhline(380000,linestyle='--',linewidth=2,color='black')
#plt.xticks(grouped_state)

plt.xlabel('Gênero',size=16)
plt.ylabel('Deaths',size=16)
```



### claramente houve um aumento de mortes em homens e mulheres de 2019 para 2020 no mesmo período devido à pandemia. Vamos analisar isso percentualmente.

```
In [59]:
df 2020 gender
Out[59]:
       total_mortes_2020_genero
gender
                      415125
     F
    М
                      496011
In [60]:
df 2019 gender
Out[60]:
       total_mortes_2019_genero
gender
    F
                      384267
                      436555
    М
In [61]:
print('Masculino: {0}% de mortes a mais do que em 2019'.format(((496011-436555)/
436555)*100))
print('Feminino: {0}% de mortes a mais do que em 2019'.format(((415125-384267)/4
36555)*100))
Masculino: 13.619360676203456% de mortes a mais do que em 2019
Feminino: 7.068525157196688% de mortes a mais do que em 2019
In [ ]:
```

### Conclusões

Foi feita uma análise exploratória de dados de mortes relatadas no Brasil no mesmo período de 2019 e 2020. Houve um aumento significativo na morte de brasileiros, sendo que no período de estudo morreram 13% a mais de homens e 7% a mais de mulheres do que no ano anterior. Negros e indígenos foram os mais afetados durante a pandemia. As faixas etárias entre 50 e 80 anos foram as que mais obtiveram aumentos relativos no período de tempo estudado. A quantidade relativa de mortes devido pela pandemia varia significativamente de estado para estado, mostrando a importância de um eficiente controle do governo e conscientização de parcela da população. Diversas mortes por Covid foram mascaradas por outras causas, como, por exemplo, SARG, e também houve a recíproca, onde houve uma diminuição relativa de mortes por pneumonia que provavelmente foram computadas como sendo por Covid.

In [ ]:			