





Published in Data Hackers



Vinícius Figueiredo Follow

May 30, 2018 · 12 min read











# Seus primeiros passos como Data Scientist: Introdução ao Pandas!









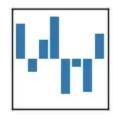




performance e fáceis de usar.

Por ser a principal e mais completa biblioteca para estes objetivos, **Pandas** é fundamental para Análise de Dados.









# **Disclaimer**

Esse guia foi escrito como uma alternativa em português às introduções já existentes e à introdução de 10 minutos apresentada na documentação oficial, e tem por objetivo fornecer de forma enxuta e simplificada uma apresentação básica às principais ferramentas fornecidas pelo pandas, cobrindo:

- Manipulação,
- Leitura,
- Visualização de dados.

A introdução pressupõe apenas conhecimento básico em Python.

Como o **Medium** não disponibiliza highlight de sintaxe para gente, há **duas** outras excelentes opções de acessar esta introdução:

1. Você pode acessar o <u>MyBinder deste arquivo</u>, que cria um ambiente interativo Jupyter rodando Python com todas as dependências necessárias automaticamente, onde você pode testar e executar por si mesmo as linhas de código deste tutorial direto do seu navegador sem precisar configurar nada.











# Mãos à obra!

Vamos começar com as importações, usaremos além do pandas, o <u>numpy</u>, biblioteca para **computação científica** e o <u>matplotlib</u>, biblioteca principal para **visualização de dados**, entretanto, como veremos mais adiante, o próprio pandas nos fornece facilidades em relação à visualização de dados, com métodos construídos com base no matplotlib, também importamos esta biblioteca para, além de poder modificar esteticamente nossos gráficos, facilitar a exibição dos gráficos. A linha <code>%matplotlib</code> inline faz parte da mágica do Jupyter e você não deve rodá-la caso esteja em outra IDE/Ambiente.

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

Existem dois tipos principais de estruturas de dados no pandas:

### **Series**

Uma Series é como um array unidimensional, uma lista de valores. Toda Series possui um índice, o index, que dá rótulos a cada elemento da lista. Abaixo criamos uma Series notas, o index desta Series é a coluna à esquerda, que vai de 0 a 4 neste caso, que o pandas criou automaticamente, já que não especificamos uma lista de rótulos.







Já podemos aqui verificar os atributos da nossa Series, comecemos pelos valores e o índice, os dois atributos *fundamentais* nesta estrutura:

```
notas.values
array([ 2,  7,  5, 10, 6])
notas.index
RangeIndex(start=0, stop=5, step=1)
```

Como ao criar a Series não demos um índice específico o pandas usou os inteiros positivos crescentes como padrão. Pode ser conveniente atribuirmos um índice diferente do padrão, supondo que essas sejam notas de uma turma, poderíamos atribuir nomes ao index:

```
notas = pd.Series([2,7,5,10,6], index=["Wilfred", "Abbie", "Harry",
"Julia", "Carrie"])
notas

Wilfred   2
Abbie   7
Harry   5
Julia   10
Carrie   6
dtype: int64
```

O index nos ajuda para referenciar um determinado valor, ele nos permite acessar os valores pelo seu rótulo:

```
notas["Julia"]
10
```











da estrutura usando o TAB para auto-completação na shell do Python, ou simplesmente checar a completíssima documentação oficial deste objeto.

```
print("Média:", notas.mean())
print("Desvio padrão:", notas.std())
Média: 6.0
Desvio padrão: 2.9154759474226504
```

Geralmente para resumir brevemente as estatísticas dos dados se usa o .describe()

```
notas.describe()
          5.000000
count
          6.000000
mean
          2.915476
std
min
          2.000000
25%
          5.000000
50%
          6.000000
75%
          7.000000
          10.000000
max
dtype: float64
```

A estrutura é flexível o suficiente pra aplicarmos algumas expressões matemáticas e funções matemáticas do numpy diretamente:

```
notas**2

Wilfred 4
Abbie 49
Harry 25
Julia 100
Carrie 36
dtype: int64
```

Ín







Get started

Carrie 1.791759 dtype: float64

### **DataFrame**

Já um DataFrame é uma estrutura bidimensional de dados, como uma planilha. Abaixo criaremos um DataFrame que possui valores de diferentes tipos, usando um dicionário como entrada dos dados:

	Aluno	Faltas	Prova	Seminário
0	Wilfred	3	2	8.5
1	Abbie	4	7	7.5
2	Harry	2	5	9.0
3	Julia	1,	10	7.5
4	Carrie	4	6	8.0

Os tipos de dados que compõe as colunas podem ser verificados por um método próprio:

df.dtypes

Aluno object
Faltas int64
Prova int64
Seminário float64

dtyne · object









```
df.columns
Index(['Aluno', 'Faltas', 'Prova', 'Seminário'], dtype='object')
```

Os nomes das colunas podem ser usadas pra acessar seus valores:

```
df["Seminário"]

0    8.5
1    7.5
2    9.0
3    7.5
4    8.0
Name: Seminário, dtype: float64
```

Para DataFrames, .describe() também é uma boa forma de verificar resumidamente a disposição estatística dos dados numéricos:

df.describe()

	Faltas	Prova	Seminário
count	5.00000	5.000000	5.00000
mean	2.80000	6.000000	8.10000
std	1.30384	2.915476	0.65192
min	1.00000	2.000000	7.50000
25%	2.00000	5.000000	7.50000
50%	3.00000	6.000000	8.00000
75%	4.00000	7.000000	8.50000
max	4.00000	10.000000	9.00000











	Aluno	Faltas	Prova	Seminário
1	Abbie	4	7	7.5
3	Julia	1	10	7.5
4	Carrie	4	6	8.0
0	Wilfred	3	2	8.5
2	Harry	2	5	9.0

Note que simplesmente usar o método sort\_values não modifica o nosso DataFrame original:

df

	Aluno	Faltas	Prova	Seminário
0	Wilfred	3	2	8.5
1	Abbie	4	7	7.5
2	Harry	2	5	9.0
3	Julia	1	10	7.5
4	Carrie	4	6	8.0

Muitas vezes é necessário selecionarmos valores específicos de um DataFrame, seja uma linha ou uma célula específica, e isso pode ser feito de diversas formas. A documentação oficial contém <u>vasta informação</u> para esse tipo de tarefa, aqui nos concentraremos nas formas mais comuns de selecionarmos dados.

Para selecionar pelo index ou rótulo usamos o atributo .loc:

df.loc[3]









Para selecionar de acordo com critérios condicionais, se usa o que se chama de **Boolean Indexing**.

Suponha que queiramos selecionar apenas as linhas em que o valor da coluna *Seminário* seja acima de 8.0, podemos realizar esta tarefa passando a condição diretamente como índice:

	Aluno	Faltas	Prova	Seminário
0	Wilfred	3	2	8.5
2	Harry	2	5	9.0

Este tipo de indexação também possibilita checar condições de múltiplas colunas. Diferentemente do que estamos habituados em Python, aqui se usam operadores bitwise, ou seja, &, |, ~ ao invés de and, or, not, respectivamente. Suponha que além de df["Seminário"] > 8.0 queiramos que o valor da coluna Prova não seja menor que 3:

$$df[(df["Seminário"] > 8.0) & (df["Prova"] > 3)]$$

	Aluno	Faltas	Prova	Seminário	
2	Harry	2	5	9.0	

Por enquanto é isso para manipulação de Series e DataFrames, conforme a seção de









### Leitura de Dados

Na seção anterior vimos como manipular dados que foram criados durante esta apresentação, acontece que, na maioria das vezes, queremos analisar dados que já estão prontos. O pandas nos fornece uma série de funcionalidades de leitura de dados, pros mais diversos formatos estruturais de dados, experimente a autocompletação de pd.read\_<TAB>, entre eles estão:

- 1. pd.read\_csv, para ler arquivos .csv, formato comum de armazenar dados de tabelas
- 2. pd.read\_xlsx, para ler arquivos Excel .xlsx, é necessário instalar uma biblioteca adicional pra esta funcionalidade.
- 3. pd.read\_html, para ler tabelas diretamente de um website

Usaremos para analisar dados externos nesta introdução o .read\_csv , pois é neste formato que se encontram nossos dados. CSV, ou comma-separated values é um formato muito comum de dados abertos, trata-se, como a sigla sugere, de valores divididos por vírgula, apesar de o caracter separador poder ser o ponto-e-vírgula ou outro.

O arquivo dados.csv está na mesma pasta do nosso script, então podemos passar como argumento do .read\_csv apenas o seu nome. Outro argumento interessante da função é o sep, que por padrão é a vírgula, mas que pode ser definido como outro caractere caso seu dado esteja usando outro separador.

Estes dados que usaremos como exemplo são dados sobre preços de apartamentos em 7 bairros da cidade do Rio de Janeiro: Botafogo, Copacabana, Gávea, Grajaú, Ipanema, Leblon, Tijuca. Os dados podem ser encontrados <u>aqui</u> (*Basta baixar diretamente ou copiar o texto pro seu editor preferido e salvar como dados.csv*).

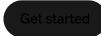
df = nd.read csv("dados.csv")



10 of 26







	0.74					and and a		2020.01
3	700	1	1.0	1.0	70	Botafogo	700000	10000.00
4	440	1	0.0	1.0	44	Botafogo	515000	11704.55
5	917	1	1.0	1.0	60	Botatogo	630000	10500.00
6	850	1.	1.0	1.0	65	Botafogo	740000	11384.62
7	350	1	1.0	1.0	43	Botafogo	570000	13255.81
8	440	1	1.0	1.0	26	Botafogo	430000	16538.46
9	510	1	1.0	1.0	42	Botatogo	500000	11904.76
10	200	1.	0.0	1.0	35	Botafogo	500000	14285.71
11	552	1	1.0	1.0	67	Botafogo	790000	11791.04
12	495	1	1.0	1.0	54	Botafogo	515000	9537.04
13	340	1	1.0	1.0	40	Botatogo	410000	10250.00
14	800	1.	1.0	1.0	60	Botatogo	625000	10416.67
15	530	1	0.0	1.0	40	Botatogo	360000	9000.00
16	500	1	0.0	1.0	47	Botafogo	670000	14255.32
17	600	1	1.0	1.0	45	Botalogo	500000	11111.11
18	465	1.	0.0	1.0	50	Botafogo	570000	11400.00
19	1400	1	1.0	1.0	50	Botatogo	570000	11400.00
20	700	1	1.0	1.0	58	Botalogo	630000	10862.07
21	250	1	0.0	1.0	40	Botatogo	400000	10000.00
22	1000	1,	1.0	1.0	54	Botatogo	750000	13888.89
23	280	1	0.0	1.0	65	Botafogo	578000	8892.31
24	481	1	1.0	1.0	28	Botatogo	350000	12500.00
25	150	1	0.0	1.0	40	Botafogo	130000	3250.00
26	1071	1,	1.0	1.0	44	Botafogo	597000	13568.18
27	750	2	1.0	1.0	70	Botatogo	995000	14214.29
28	992	2	1.0	1.0	105	Botatogo	1150000	10952.38
29	990	2	1.0	1.0	100	Botatogo	1200000	12000.00
-	-	_	-	-	-	-	Ť	_
1967	600	3	1.0	1.0	99	Tijuca	780000	7878.79
1968	780	3	1.0	1.0	120	Tijuca	780000	6500.00
1969	1068	3	1.0	1.0	95	Tijuca	795000	8368.42
1970	900	3	1.0	1.0	92	Tijuca	680000	7391.30
1971	480	3	1.0	3.0	142	Tijuca	600000	4225.35
1972	588	3	1.0	1.0	98	Tijuca	1100000	11224.49
1973	210	3	1.0	1.0	95	Tijuca	440000	4631.58
1974	1370	3	1.0	2.0	130	Tijuca	1050000	8076.92
1975	500	3	1.0	1.0	102	Tijuca	955000	9362.75
1976	670	3	2.0	1.0	139	Tijuca	878000	6316.55
1977		3	0.0	1.0	90	Tijuca	550000	6111.11
1978	1000	3	1.0	2.0	125	Tijuca	825000	6600.00
1979	1050	3	1.0	2.0	95	Tijuca	899000	9463.16
1980	1100	3	1.0	2.0	110	Tijuca	850000	7727.27
1981	850	3	1.0	2.0	118	Tijuca	850000	7203.39
1982	1100	3	1.0	1.0	110	Tijuca	750000	6818.18
1983	950	3	1.0	1.0	105	Tijuca	730000	6952.38
1984	970	3	1.0	1.0	110	Tijuca	650000	5909.09
1985	1336	3	2.0	1.0	120	Tijuca	850000	7083.33
1986	880	3	1.0	1.0	100	Tijuca	800000	9555.56
1988	870	3	1.0	1.0	100	Tijuca	580000	5800.00
1989	400	3	1.0	1.0	92		480000	5217.39
					105	Tijuca		
1990	686 450	3	1.0	1.0	72	Tijuca	490000	4666.67 6041.67
1992	1080	3	1.0	1.0	80	Tijuca	680000	15 7017
1993	750	3	0.0	1.0	82	Tijuca	650000	7926.83
1994	700	3	1.0	1.0	100	Tijuca	629900	6299.00
	1.50			-		Manage		



06/12/2022 14:05





df.head()

	condominio	quartos	suites	vagas	area	bairro	preco	pm2
0	350	1.	0.0	1.0	21	Botafogo	340000	16190.48
1	800	1,	0.0	1.0	64	Botafogo	770000	12031.25
2	674	1	0.0	1.0	61	Botafogo	600000	9836.07
3	700	1	1.0	1.0	70	Botafogo	700000	10000.00
4	440	1	0.0	1.0	44	Botafogo	515000	11704.55

Por padrão .head() exibe as 5 primeiras linhas, mas isso pode ser alterado:

df.head(n=10)

	condominio	quartos	suites	vagas	area	bairro	preco	pm2
0	350	1	0.0	1.0	21	Botafogo	340000	16190.48
1	800	1	0.0	1.0	64	Botafogo	770000	12031.25
2	674	1	0.0	1.0	61	Botafogo	600000	9836.07
3	700	1	1.0	1.0	70	Botafogo	700000	10000.00
4	440	1	0.0	1.0	44	Botafogo	515000	11704.55
5	917	1	1.0	1.0	60	Botafogo	630000	10500.00
6	850	1	1.0	1.0	65	Botafogo	740000	11384.62
7	350	1	1.0	1.0	43	Botafogo	570000	13255.81
8	440	1	1.0	1.0	26	Botafogo	430000	16538.46
9	510	1	1.0	1.0	42	Botafogo	500000	11904.76

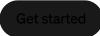
Similarmente existe o .tail(), que exibe por padrão as últimas 5 linhas do











	condominio	quartos	suites	vagas	area	bairro	preco	pm2
1992	1080	3	1.0	1.0	80	Tijuca	680000	8500.00
1993	750	3	0.0	1.0	82	Tijuca	650000	7926.83
1994	700	3	1.0	1.0	100	Tijuca	629900	6299.00
1995	1850	3	1.0	2.0	166	Tijuca	1600000	9638.55
1996	800	3	1.0	1.0	107	Tijuca	540000	5046.73

## Manipulação de Dados

Além de confiar em mim, quando mencionei os bairros que continham no nosso conjunto de dados, você pode verificar a informação usando um método que lista os valores únicos numa coluna:

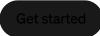
Também parece interessante verificarmos a hegemoneidade da nossa amostra em relação aos bairros. Pra tarefas de contar valores podemos sempre aproveitar de outro método disponível, o .value\_counts(), também veremos um pouco mais abaixo como visualizar estes valores em forma de gráfico de barras.

G









```
Copacabana 346
Tijuca 341
Botafogo 307
Ipanema 281
Leblon 280
Grajaú 237
Gávea 205
Name: bairro, dtype: int64
```

Os valores contados também podem ser normalizados para expressar porcentagens:

```
df["bairro"].value_counts(normalize=True)
Copacabana
              0.173260
Tijuca
              0.170756
Botafogo
              0.153731
Ipanema
              0.140711
Leblon
              0.140210
Grajaú
              0.118678
Gávea
              0.102654
Name: bairro, dtype: float64
```

Agrupar os dados se baseando em certos critérios é outro processo que o pandas facilita bastante com o .groupby(). Esse método pode ser usado para resolver os mais **amplos** dos problemas, aqui abordarei apenas o agrupamento simples, a divisão de um DataFrame em grupos.

Abaixo agrupamos o nosso DataFrame pelos valores da coluna "bairro", e em seguida aplicamos o .mean() para termos um objeto GroupBy com informação das médias agrupadas pelos valores da coluna bairros.

```
df.groupby("bairro").mean()
```









Botafogo	914.475570	2.107492	1.048860	1.159609	83.837134	1.010614e+06	12034.486189
Copacabana	991.861272	2.101156	1.034682	1.080925	101.855491	1.216344e+06	11965.298699
Grajaú	619.940928	2.097046	0.970464	1.130802	79.949367	4.788869e+05	6145.624473
Gávea	985.234146	2.058537	1.029268	1.200000	88.497561	1.454571e+06	16511.582780
Ipanema	1357.120996	2.181495	1.192171	1.220641	100.615658	2.033096e+06	19738.407794
Lebion	1260.010714	2.207143	1.064286	1.164286	91.832143	1.946193e+06	20761.351036
Tijuca	681.175953	2.131965	0.944282	1.143695	81.457478	5.750780e+05	7149.804985

Para extrairmos dados de uma coluna deste objeto basta acessá-lo convencionalmente, para obtermos os valores da média do preço do metro quadrado em ordem crescente, por exemplo:

```
df.groupby("bairro").mean()["pm2"].sort_values()
bairro
Grajaú
               6145.624473
Tijuca
               7149.804985
Copacabana
              11965.298699
Botafogo
              12034.486189
Gávea
              16511.582780
Ipanema
              19738.407794
Leblon
              20761.351036
Name: pm2, dtype: float64
```

É comum queremos aplicar uma função qualquer aos dados, ou à parte deles, neste caso o pandas fornece o método .apply . Por exemplo, para deixar os nomes dos bairros como apenas as suas três primeiras letras:

```
def truncar(bairro):
    return bairro[:3]
df["bairro"].apply(truncar)
```

 $\bigcirc$ 



Ou de um jeito mais prático, usando uma função lambda:

```
df["bairro"].apply(lambda x: x[:3])
0
         Bot
1
         Bot
2
         Bot
3
         Bot
4
         Bot
5
         Bot
6
         Bot
7
         Bot
8
         Bot
9
         Bot
10
         Bot
        . . .
1986
         Tij
         Tij
1987
         Tij
1988
         Tij
1989
         Tij
1990
1001
                                                                     1
```



Open in app Ge

Name: bairro, Length: 1997, dtype: object

Uma das tarefas na qual o pandas é reconhecidamente poderoso é a habilidade de tratar dados incompletos. Por muitos motivos pode haver incompletude no dataset, o np.nan é um valor especial definido no **Numpy**, sigla para **Not a Number**, o pandas preenche células sem valores em um DataFrame lido com np.nan.

Vamos criar um novo dataframe usando as 5 primeiras linhas do nosso original, usando o já visto .head(). Abaixo é usado o .replace para substituir um valor específico por um NaN.

```
df2 = df.head()
df2 = df2.replace({"pm2": {12031.25: np.nan}})
df2
```

	condominio	quartos	suites	vagas	area	bairro	preco	pm2
0	350	1	0.0	1.0	21	Botafogo	340000	16190.48
1	800	1	0.0	1.0	64	Botafogo	770000	NaN
2	674	1	0.0	1.0	61	Botafogo	600000	9836.07
3	700	1	1.0	1.0	70	Botafogo	700000	10000.00
4	440	1	0.0	1.0	44	Botafogo	515000	11704.55

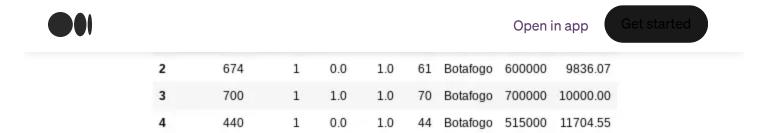
O pandas simplifica a remoção de quaiquer linhas ou colunas que possuem um np.nan, por padrão o .dropna() retorna as linhas que não contém um NaN:

df2.dropna()





1



Preencher todos os valores NaN por um outro específico também é bastante simples:

df2.fillna(99)

	condominio	quartos	suites	vagas	area	bairro	preco	pm2
0	350	1	0.0	1.0	21	Botafogo	340000	16190.48
1	800	1	0.0	1.0	64	Botafogo	770000	99.00
2	674	1	0.0	1.0	61	Botafogo	600000	9836.07
3	700	1	1.0	1.0	70	Botafogo	700000	10000.00
4	440	1	0.0	1.0	44	Botafogo	515000	11704.55

Acaba sendo muitas vezes conveniente termos um método que indica quais valores de um dataframe são NaN e quais não são:

df2.isna()

	condominio	quartos	suites	vagas	area	bairro	preco	pm2
0	False	False	False	False	False	False	False	False
1	False	False	False	False	False	False	False	True
2	False	False	False	False	False	False	False	False
3	False	False	False	False	False	False	False	False
4	False	False	False	False	False	False	False	False







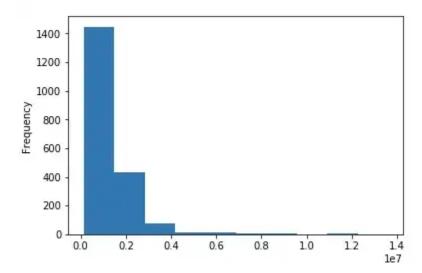


visualização do pandas são construídos com base no matplotlib para exploração rápida dos dados. Para se ter mais liberdade no conteúdo e possibilidades de visualização se recomenda usar diretamente o matplotlib ou ainda, para visualização estatística, o seaborn. Nesta introdução tratarei apenas dos métodos de visualização incluídos no pandas, que por outro lado, oferece uma sintaxe bastante simples para realizar a tarefa.

Comecemos verificando que tanto Series como DataFrame possuem um método .plot() que também é um atributo e pode ser encadeado para gerar visualização de diversos tipos, como histograma, área, pizza e dispersão, com respectivamente .hist(), .area(), .pie() e .scatter(), além de vários <u>outros</u>.

Vamos verificar a distribuição dos preços usando o encadeamento .plot.hist(), o eixo x, que é o preço, está numa escala de \*10^7, como mostrado na imagem:

df["preco"].plot.hist()

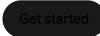


Por padrão esse método usa 10 bins, ou seja, divide os dados em 10 partes, mas é claro que nodemos especificar um valor para a plotagem. Abaixo, além de

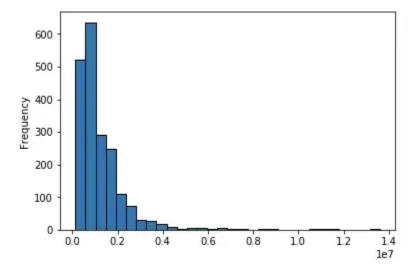








df["preco"].plot.hist(bins=30, edgecolor='black')

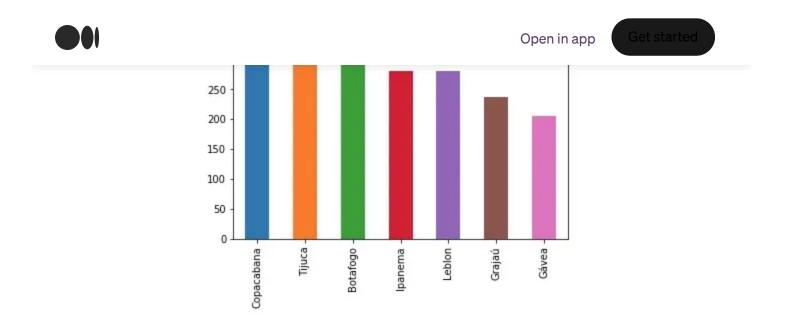


Podemos usar os valores de contagem de cada bairro como exemplo de dado para um plot tanto de barras verticais quando de barras horizontais, para verificar visualmente esses dados:

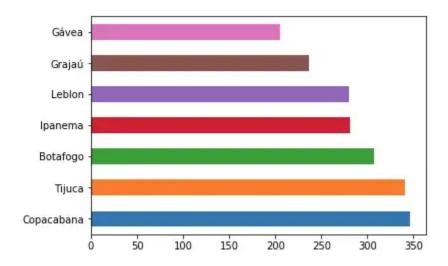








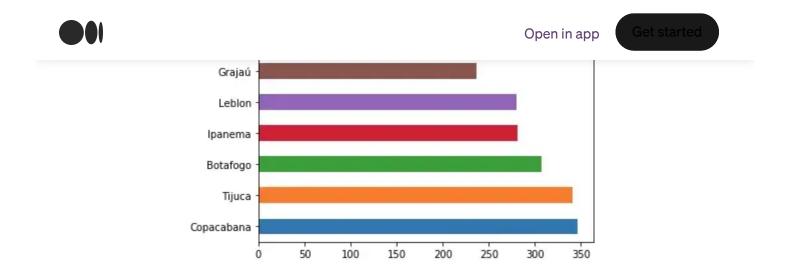
df["bairro"].value\_counts().plot.barh()



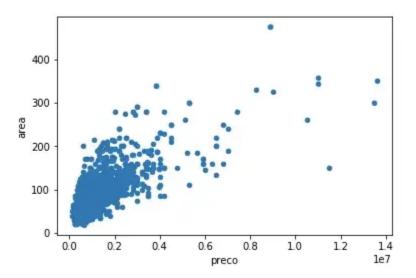
Os métodos são flexíveis o suficiente para aceitarem argumentos como um título para a imagem:

df["bairro"].value\_counts().plot.barh(title="Número de apartamentos")

06/12/2022 14:05



Um gráfico de dispersão usando um DataFrame pode ser usado especificando-se quais colunas usar como dados no eixo x e y:

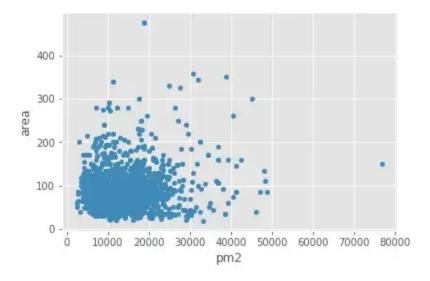


Para fins estéticos, o matplotlib fornece uma série de styles diferentes que podem ser usados, um deles é o ggplot





df.plot.scatter(x='pm2', y='area')



A lista de estilos disponíveis pode ser vista através de um método próprio

```
plt.style.available
['bmh',
 'Solarize_Light2',
 'seaborn-talk',
 'seaborn-bright',
 'seaborn-white',
 'seaborn-pastel',
 'seaborn-ticks',
 'seaborn-dark-palette',
 'seaborn',
 'tableau-colorblind10',
 'seaborn-deep',
 'classic',
 'seaborn-dark',
 'grayscale',
 'seaborn-paper',
 'fivethirtyeight',
 'seaborn-muted',
 ' classic test'.
```

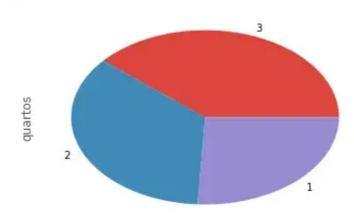
Q





```
'seaborn-whitegrid',
'ggplot',
'fast']
```

A coluna de quartos diz quantos quartos tem um determinado apartamento, também se pode ver a contagem e distribuição usando outros métodos de plotagem oferecidos pelo pandas:



Uma coisa a se notar do gráfico de scatter é a poluição causada pela enorme quantidade de dados agrupadas num dos cantos do gráfico, além de podermos diminuir o tamanho dos pontos passando o argumento s ao método .scatter podemos também usar um método do pandas que cria uma amostragem aleatória dos dados.

O .sample pode receber tanto um argumento frac, que determina uma fração dos itens que o método retornará (no caso abaixo, 10%), ou n, que determina um valor absoluto de itens.

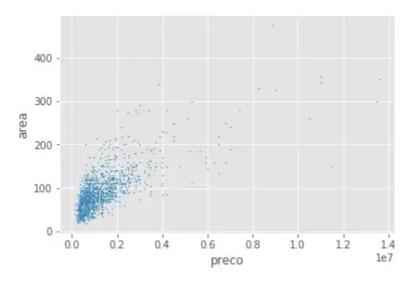




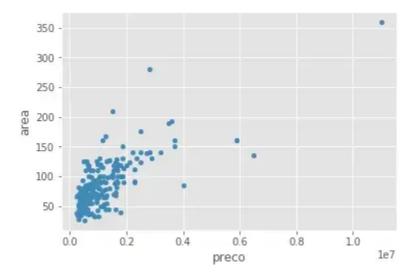








df.sample(frac=.1).plot.scatter(x='preco', y='area')



Finalmente, a tarefa de salvar seu DataFrame externamente para um formato específico é feita com a mesma simplicidade que a leitura de dados é feita no pandas, pode-se usar, por exemplo, o método to\_csv, e o arquivo será criado com os

Q

1





```
'Faltas': [3,4,2,1,4],
'Prova'
'Seminá 1.3K | 12 .0,7.5,8.0]})
df.to_csv("aulas.csv")
pd.read_csv("aulas.csv")
```

				Unnamed: 0	Aluno	Faltas	Prova	Seminário
			0	.0	Wilfred	3	2	8.5
About	Help	Terms	1	1	Abbie	4	7	7.5
			Privacy	, 2	Harry	2	5	9.0
			3	3	Julia	1	10	7.5
			4	4	Carrie	4	6	8.0

# Get the Medium app

Or Google Play lução você já deve estar apto a fazer exploração o pandas, para aprofundar mais aqui vão algumas referências:

- Documentação oficial
- Coletânea de notebooks Jupyter que abordam profundamente várias ferramentas e casos de uso do Pandas
- Exercícios de Pandas com soluções, separados por temas

Curtiu esse post? Não deixe de compartilhar com seus amigos! Também não se esqueça de se inscrever na nossa **newsletter** no <u>www.datahackers.com.br!</u> Abraço e até a próxima! o/





06/12/2022 14:05