

Estudo de Python e dados

Sergio Pedro Rodrigues Oliveira

25 August 2025

SUMÁRIO

1	Objetivo	1
2	Básico sobre o DataFrame do Pandas	1
2.1	Introdução	1
2.2	Carregando seu primeiro conjunto de dados	2
2.3	Observando colunas, linhas e células	7
2.3.1	Obtendo subconjuntos de colunas	7
	Obtendo subconjuntos de colunas pelo nome	7
	Obter subconjuntos de colunas pela posição dos índices não funciona mais no Pandas v0.20	9
2.3.2	Obtendo subconjuntos de linhas	10
	Obtendo subconjuntos de linhas pelo rótulo dos índices: <code>loc</code>	10
	Obtendo subconjuntos de linhas pelo número das linhas: <code>iloc</code>	15
	Obtenção de subconjuntos de linhas com <code>ix</code> não funciona mais no Pandas v0.20	17
2.3.3	Combinando tudo	18
	Obtendo subconjuntos de colunas	18
	Obtendo subconjuntos de colunas por intervalo	20
	Fatiando colunas	23
	Obtendo subconjuntos de linhas e de colunas	26
	Obtendo subconjuntos de várias linhas e de colunas	27
2.4	Cálculos agrupados e agregados	29
2.4.1	Médias agrupadas	30
2.4.2	Condatores de frequência agrupados	34
2.5	Plotagem básica	35
2.6	Conclusão	37
3	Estrutura de dados do Pandas	38
3.1	Introdução	38
	Mapa Conceitual	38
3.2	Criando seus próprios dados	39
3.2.1	Criando uma Series	39
3.2.2	Criando um Dataframe	46
3.3	Series	47
3.4	Dataframe	47
3.5	Fazendo alterações em Series e em Dataframe	47
3.6	Exportando e importando dados	47
3.7	Conclusão	47
4	Introdução à plotagem	48

LISTA DE FIGURAS

- 1 Plotagem básica no Pandas mostrando a expectativa de vida média no tempo. 36

LISTA DE TABELAS

1	Informações do método <code>info()</code> do Pandas	5
2	Tipos do Pandas versus tipos de Python	6
3	Diferentes métodos para indexação de linhas (ou de colunas).	10

1 Objetivo

O objetivo deste estudo é explorar e documentar as funcionalidades essenciais das principais bibliotecas científicas do Python, como NumPy, Pandas e outras, através de exemplos práticos e casos de uso selecionados. Pretende-se consolidar o conhecimento sobre a manipulação, análise e visualização de dados, servindo como um guia de referência pessoal para futuros projetos de programação científica.

2 Básico sobre o DataFrame do Pandas

2.1 Introdução

O Pandas é uma biblioteca Python de código aberto para análise de dados. Ele dá a Python a capacidade de trabalhar com dados do tipo planilha, permitindo **carregar**, **manipular**, **alinhar** e **combinar dados** rapidamente, entre outras funções.

Para proporcionar esses recursos mais sofisticados ao Python, o Pandas introduz dois novos tipos de dados: **Series** e **DataFrame**.

- **DataFrame**

Representa os dados de planilhas ou retangulares completos.

- **Series**

Corresponde a única coluna do **DataFrame**.

- Também podemos pensar em um **DataFrame** do Pandas como um **dicionário** ou uma coleção de objetos **Series**.

Por que você deveria usar uma linguagem de programação como Python e uma ferramenta como o Pandas para trabalhar com dados? Tudo se reduz à automação e à reprodutibilidade.

Objetivos do capítulo:

1. Carga de um arquivo de dados simples e delimitado.
2. Como contar quantas linhas e colunas foram carregadas.
3. Como delimitar quais tipos de dados foram carregados.
4. Observação de diferentes porções de dados criando subconjuntos de linhas e colunas.

2.2 Carregando seu primeiro conjunto de dados

Dado um conjunto de dados inicialmente o carregamos e começamos a observar sua estrutura e conteúdo.

O modo mais simples de observar um conjunto de dados é analisar e criar subconjuntos de linhas e colunas específicas. Podemos ver quais tipos de informação estão armazenadas em cada coluna, e começar a procurar padrões por meio de estatísticas descritivas agregadas.

Como o **Pandas** não faz parte da biblioteca-padrão de Python, devemos dizer antes ao Python que carregue a biblioteca (`import`):

```
import pandas as pd
```

Quando trabalhamos com funções **Pandas**, usar o alias `pd` para `pandas` é uma prática comum.

Com a biblioteca carregada, podemos usar a função `read_csv` para carregar um arquivo de dados **CSV**. Para acessar a função `read_csv` do Pandas, usamos a notação de ponto.

```
# Por padrão, a função read_csv lerá um arquivo separado por vírgula;
# Nosso dados Gapminder estão separados por tabulações;
# Podemos usar o parâmetro sep a representar uma tabulação com \t
import pandas as pd # Importa a biblioteca pandas como 'pd'.

# --- Carregamento e Inspeção Inicial ---
df = pd.read_csv('./Data/Cap_01/gapminder.tsv', sep='\t')
# Carrega o arquivo TSV em um DataFrame, usando tabulação como separador.

# Usamos o método head para que Python nos mostre as 5 primeiras linhas
print(df.head())
```

	country	continent	year	lifeExp	pop	gdpPercap
0	Afghanistan	Asia	1952	28.801	8425333	779.445314
1	Afghanistan	Asia	1957	30.332	9240934	820.853030
2	Afghanistan	Asia	1962	31.997	10267083	853.100710
3	Afghanistan	Asia	1967	34.020	11537966	836.197138
4	Afghanistan	Asia	1972	36.088	13079460	739.981106

- Função `type()`:

Podemos verificar se estamos trabalhando com um **DataFrame** do Pandas usando a função embutida `type` (isto é, se ele vem diretamente de Python, e não de algum pacote, como o Pandas).

A função `type()` é conveniente quando começamos a trabalhar com vários tipos diferentes de objetos Python e precisamos saber em qual objeto estamos trabalhando no momento.

```
print(type(df))
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
```

- Atributo `shape`:

No momento, o conjunto de dados que carregamos está salvo como um objeto **DataFrame** do **Pandas**, e é relativamente pequeno.

Todo objeto **DataFrame** tem um atributo `shape` que nos dará o número de linhas e de colunas desse objeto.

O atributo `shape` devolve uma tupla¹ na qual o primeiro valor é o número de linhas e o segundo é a quantidade de colunas.

Com base nesse resultado anterior, podemos ver que nosso conjunto de dados Gapminder tem 1704 linhas e 6 colunas.

Como `shape` é um atributo de **DataFrame**, e não uma função ou um método, não há parênteses após o ponto. Se você cometer o erro de colocar parênteses depois do atributo `shape`, um erro será devolvido.

```
# Obtém o número de linhas e colunas  
print(df.shape)
```

```
(1704, 6)
```

¹Uma tupla é semelhante a uma `list`, pois ambas podem armazenar informações heterogêneas. A principal diferença é que o conteúdo de uma tupla é “imutável”, o que significa que ela não pode ser alterada. As tuplas também são criadas com parênteses, `()`.

- Atributo `columns`:

Em geral, quando observamos um conjunto de dados pela primeira vez, queremos saber quantas linhas e colunas há (acabamos de fazer isso).

Para ter uma noção de quais informações ele contém, devemos observar as colunas.

Os nomes das colunas, assim como `shape`, são especificados usando o atributo `columns` do objeto `dataframe`.

```
# Obtém os nomes das colunas
print(df.columns)
```

```
Index(['country', 'continent', 'year', 'lifeExp', 'pop', 'gdpPercap'], dtype='object')
```

- Atributo `dtypes`:

O objeto `DataFrame` do **Pandas** é semelhante a objetos do tipo `DataFrame` que se encontra em outras linguagens (por exemplo, Julia e R).

Toda coluna (**Series**) deve ser do mesmo tipo, enquanto cada linha pode conter tipos variados.

Em nosso exemplo atual, podemos esperar que a coluna `country` só contenha strings e que `year` contenha inteiros. No entanto, é melhor garantir que isso seja verdade usando o atributo `dtypes` ou o método `info()`.

O atributo `dtypes` de um `DataFrame` **Pandas** retorna uma **Series** que descreve o tipo de dado de cada coluna do `DataFrame`. Ele é útil para inspecionar os tipos de dados inferidos ou atribuídos às suas colunas, o que é crucial para operações corretas e eficientes.

```
# Obtém o dtype de cada coluna
print(df.dtypes)
```

```
country      object
continent    object
year          int64
lifeExp      float64
pop           int64
gdpPercap    float64
dtype: object
```


- Método `info()`:

O método `info()` de um **DataFrame Pandas** é uma ferramenta essencial para obter um resumo conciso e detalhado do seu **DataFrame**. Ele imprime um resumo conciso do **DataFrame**, incluindo:

Table 1: Informações do método `info()` do Pandas

Informação	Descrição
Tipo de índice	Informações sobre o índice (por exemplo, <code>RangeIndex</code>).
Número de entradas (linhas)	Quantas linhas seu DataFrame possui.
Número de colunas	Quantas colunas seu DataFrame tem.
Contagem de valores não nulos por coluna	Para cada coluna, informa quantos valores não são nulos.
Dtype (tipo de dado) de cada coluna	Isso é crucial para identificar dados faltantes. Semelhante ao atributo <code>dtype</code> , mas apresentado de forma mais organizada.
Uso de memória	A quantidade de memória que o DataFrame está utilizando.

```
# Obtém mais informações sobre nossos dados
print(df.info())
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1704 entries, 0 to 1703
Data columns (total 6 columns):
 #   Column      Non-Null Count  Dtype
---  -
 0   country    1704 non-null   object
 1   continent  1704 non-null   object
 2   year       1704 non-null   int64
 3   lifeExp    1704 non-null   float64
 4   pop        1704 non-null   int64
 5   gdpPercap  1704 non-null   float64
dtypes: float64(2), int64(2), object(2)
memory usage: 80.0+ KB
None
```

Table 2: Tipos do Pandas versus tipos de Python

Tipo do Pandas	Tipo de Python	Discrição
object	string	Cadeia de caracteres, usado para representar texto.
int64	int	Números inteiros.
float64	float	Números com decimais.
datetime64	datetime	datetime trata-se de uma biblioteca-padrão de Python (ou seja, não é carregado por padrão e deve ser importado). Representa pontos específicos no tempo.

2.3 Observando colunas, linhas e células

Agora que somos capazes de carregar um arquivo de dados simples, queremos inspecionar o seu conteúdo. Podemos exibir o conteúdo do dataframe com `print`, mas com os dados de hoje em dia, com frequência, haverá células demais para ser possível compreender todas as informações exibidas. Em vez disso, a melhor maneira de observar nossos dados é inspecioná-los por partes, observando vários subconjuntos dos dados.

Já vimos que podemos usar o método `head()` de um dataframe para observar as cinco primeiras linhas de nossos dados. Isso é conveniente para ver se os dados foram carregados de modo apropriado e para ter uma noção de cada uma das colunas, seus nomes e o conteúdo. Às vezes, porém, talvez queiramos ver somente linhas, colunas e valores específicos de nossos dados.

2.3.1 Obtendo subconjuntos de colunas

Se quiser analisar várias colunas, especifique-as com base nos nomes, nas posições ou em intervalos.

Obtendo subconjuntos de colunas pelo nome

Se quiser observar apenas uma coluna específica de nossos dados, podemos acessá-la usando colchetes.

```
# Obtém somente a coluna country e a salva em sua própria variável
country_df = df['country']

# Mostra as 5 primeiras observações
print(country_df.head())
```

```
0    Afghanistan
1    Afghanistan
2    Afghanistan
3    Afghanistan
4    Afghanistan
Name: country, dtype: object
```

```
# Mostra as 5 últimas observações
print(country_df.tail())
```

```
1699    Zimbabwe
1700    Zimbabwe
1701    Zimbabwe
1702    Zimbabwe
1703    Zimbabwe
Name: country, dtype: object
```

Para especificar várias colunas pelo nome, devemos passar uma `list` Python entre os colchetes. Isso pode parecer um pouco estranho, pois haverá dois conjuntos de colchetes.

```
# Observando country, continent e year
subset = df[['country', 'continent', 'year']]
print(subset.head())
```

	country	continent	year
0	Afghanistan	Asia	1952
1	Afghanistan	Asia	1957
2	Afghanistan	Asia	1962
3	Afghanistan	Asia	1967
4	Afghanistan	Asia	1972

```
# Mostra as 5 últimas observações
print(subset.tail())
```

	country	continent	year
1699	Zimbabwe	Africa	1987
1700	Zimbabwe	Africa	1992
1701	Zimbabwe	Africa	1997
1702	Zimbabwe	Africa	2002
1703	Zimbabwe	Africa	2007

Mais uma vez, é possível optar por exibir todo o dataframe subset usando `print`.

Obter subconjuntos de colunas pela posição dos índices não funciona mais no Pandas v0.20

Ocasionalmente, talvez você queira obter uma coluna em particular com base em sua posição, e não em seu nome. Por exemplo, pode querer a primeira (“country”) e a terceira (“year”) colunas, ou somente a última (“gdpPercap”).

No **pandas** v0.20 não é mais possível passar uma lista de inteiros entre colchetes para obter subconjuntos de colunas. Por exemplo, `df[[1]]`, `df[[0,-1]]` e `df[list(range(5))]` não funcionam mais. Há outras formas de obter subconjuntos de colunas, mas não baseadas na técnica usada para obter subconjuntos de linhas.

2.3.2 Obtendo subconjuntos de linhas

Podemos obter subconjuntos de linhas de várias maneiras, pelos nomes ou pelos índices das linhas. A Table 3 apresenta uma visão geral rápida dos diversos métodos.

Table 3: Diferentes métodos para indexação de linhas (ou de colunas).

Método para obtenção de subconjuntos	Descrição
<code>loc</code>	Subconjunto baseado no rótulo do índice (nome da linha).
<code>iloc</code>	Subconjunto baseada no índice da linha (número da linha).
<code>ix</code> (não funciona mais no Pandas v0.20)	Subconjunto baseado no rótulo do índice ou no índice da linha.

Obtendo subconjuntos de linhas pelo rótulo dos índices: `loc`

Vamos observar uma parte de nossos dados Gapminder.

```
print(df.head())
```

	country	continent	year	lifeExp	pop	gdpPercap
0	Afghanistan	Asia	1952	28.801	8425333	779.445314
1	Afghanistan	Asia	1957	30.332	9240934	820.853030
2	Afghanistan	Asia	1962	31.997	10267083	853.100710
3	Afghanistan	Asia	1967	34.020	11537966	836.197138
4	Afghanistan	Asia	1972	36.088	13079460	739.981106

A esquerda do DataFrame exibido, vemos o que parece ser os números das linhas. Essa lista de valores sem coluna é o rótulo dos índices do dataframe.

Pense no rótulo dos índices como um nome de coluna, mas para linhas em vez de colunas. Por padrão, o Pandas preencherá os rótulos dos índices com os números das linhas (observe que a contagem começa em 0).

Um exemplo comum em que os rótulos dos índices das linhas não são iguais ao número das linhas ocorre quando trabalhamos com dados de séries temporais. Nesse caso, o rótulo dos índices será algum tipo de timestamp. Por exemplo, manteremos os valores default, que são os números das linhas.

Podemos usar o atributo `loc` do dataframe para obter subconjuntos de linhas com base no rótulo dos índices.

```
# Obtém a primeira linha
# Python começa a contar de 0
print(df.loc[0])
```

```
country    Afghanistan
continent   Asia
year        1952
lifeExp     28.801
pop         8425333
gdpPercap   779.445314
Name: 0, dtype: object
```

```
# Obtém a centésima linha
# Python começa a contar de 0
print(df.loc[99])
```

```
country    Bangladesh
continent   Asia
year        1967
lifeExp     43.453
pop         62821884
gdpPercap   721.186086
Name: 99, dtype: object
```

Para obter a última linha, uma alternativa seria passar -1 para `loc`, porém acarretaria num erro. Ao passar -1 para `loc` causará um erro, pois o código procurará a linha cujo rótulo de índice (nesse caso, número da linha) seja “-1”, e esse valor não existe no nosso exemplo.

Em vez disso, podemos usar um pouco de Python para calcular o número de linhas e passar esse valor para `loc`.

```
# Obtém a última linha (corretamente)
# Usar o primeiro valor dado por shape para obter o número de linhas
number_of_rows = df.shape[0]

# Subtrai 1 do valor, pois queremos obter o número do último índice
last_row_index = number_of_rows - 1

# Obtem agora o subconjunto usando o índice da última linha
print(df.loc[last_row_index])
```

```
country      Zimbabwe
continent     Africa
year          2007
lifeExp       43.487
pop          12311143
gdpPercap    469.709298
Name: 1703, dtype: object
```

Como alternativa, podemos usar o método `tail` para devolver a última linha, em vez de usar o default de 5.

```
# Método tail, devolvendo a última linha
print(df.tail(n=1))
```

```
   country continent  year  lifeExp    pop  gdpPercap
1703  Zimbabwe     Africa  2007   43.487 12311143  469.709298
```

Observe que, quando usamos `tail()` e `loc`, os resultados foram exibidos de modo diferentes. Vamos observar o tipo devolvido quando usamos esses métodos.


```
subset_loc = df.loc[0]
subset_head = df.head(n=1)

# type usando loc para uma linha
print("type usando loc para uma linha:")
print(type(subset_loc))

# type usando head para uma linha
print("\ntype usando head para uma linha:")
print(type(subset_head))
```

```
type usando loc para uma linha:
<class 'pandas.core.series.Series'>
```

```
type usando head para uma linha:
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
```

No início desse capítulo, mencionamos que o Pandas introduziu dois novos tipos de dados em Python. Conforme o método que usamos e a quantidade de linhas retornada, o Pandas devolverá um objeto diferente. O modo como o objeto é exibido pela tela pode ser um indicador do tipo, mas sempre é melhor usar a função `type()` por garantia.

Obtenção de subconjuntos com várias linhas. Assim como para as colunas, podemos selecionar várias linhas.

```
# Selecione a primeira, a centésima e a milésima linha
# Observe os colchetes duplos, semelhante a sintaxe usada para
# obter subconjuntos com várias colunas
print(df.loc[[0,99,999]])
```

	country	continent	year	lifeExp	pop	gdpPercap
0	Afghanistan	Asia	1952	28.801	8425333	779.445314
99	Bangladesh	Asia	1967	43.453	62821884	721.186086
999	Mongolia	Asia	1967	51.253	1149500	1226.041130

Obtendo subconjuntos de linhas pelo número das linhas: `iloc`

`iloc` faz o mesmo que `loc`, mas é usado para obter subconjuntos com base no número de índice das linhas.

Em nosso exemplo atual, `iloc` e `loc` se comportarão exatamente do mesmo modo, pois os rótulos dos índices são os números das linhas. Tenha em mente, porém, que os rótulos dos índices não necessariamente têm de ser os números das linhas.

```
# Obtém a segunda linha
print(df.iloc[1])
```

```
country    Afghanistan
continent      Asia
year        1957
lifeExp     30.332
pop         9240934
gdpPercap   820.85303
Name: 1, dtype: object
```

```
# Obtém a centésima linha
print(df.iloc[99])
```

```
country    Bangladesh
continent      Asia
year        1967
lifeExp     43.453
pop         62821884
gdpPercap   721.186086
Name: 99, dtype: object
```

Observe que quando colocamos 1 na lista, na verdade, obtemos a segunda linha, e não a primeira. Isso está de acordo com o comportamento de indexação a partir do 0 de Python, o que significa que o primeiro item de um contêiner é o índice 0 (ou seja, o item 0 do contêiner).

Com `iloc` podemos passar `-1` para **obter a última linha** - algo que não era possível com `loc`.

```
# Usando -1 para obter a última linha
print(df.iloc[-1])
```

```
country      Zimbabwe
continent    Africa
year         2007
lifeExp      43.487
pop          12311143
gdpPercap    469.709298
Name: 1703, dtype: object
```

Como antes, é possível passar **uma lista de inteiros para obter várias linhas**.

```
# Obtém a primeira, a centésima e a milésima linha
print(df.iloc[[0, 99, 999]])
```

	country	continent	year	lifeExp	pop	gdpPercap
0	Afghanistan	Asia	1952	28.801	8425333	779.445314
99	Bangladesh	Asia	1967	43.453	62821884	721.186086
999	Mongolia	Asia	1967	51.253	1149500	1226.041130

Obtenção de subconjuntos de linhas com `ix` não funciona mais no Pandas v0.20

O atributo `ix` não funciona em versões de Pandas posteriores a v0.20, pois pode ser confuso. Apesar disso, faremos uma revisão rápida de `ix` nesta seção para que a explicação fique completa.

Podemos pensar em `ix` como uma combinação de `loc` e `iloc`, pois permite que tenhamos subconjuntos por rótulo ou por inteiro. Por padrão, ele procura rótulos. Se não puder encontrar o rótulo correspondente, ele recorrerá ao uso de indexação por inteiros. Isso pode ser causa de muitas confusões, e, assim, esse recurso foi removido.

O código que usa `ix` se parecerá exatamente com o código escrito quando `loc` e `iloc` são usados.

```
# Primeira linha  
df.ix[0]
```

```
# Centésima linha  
df.ix[99]
```

```
# Primeira, centésima e milésima linhas  
df.ix[[0,99,999]]
```

2.3.3 Combinando tudo

Os atributos `loc` e `iloc` podem ser usados para obter subconjuntos de colunas, linhas ou de ambos.

A sintaxe geral de `loc` e `iloc` faz uso de colchetes com uma vírgula. A parte à esquerda da vírgula são os valores das linhas para o subconjunto; a parte à direita são os valores das colunas. Ou seja, `df.loc[[rows],[columns]]` ou `df.iloc[[rows],[columns]]`.

Obtendo subconjuntos de colunas

Se quiser usar técnicas para obter subconjuntos somente de colunas, use a sintaxe de fatiamento (slicing) de Python. Temos de fazer isso porque, se estivermos gerando subconjuntos de colunas, teremos todas as linhas da coluna especificadas. Portanto precisamos de um método para capturar todas as linhas.

A sintaxe de fatiamento de Python usa dois-pontos, isto é, `:`. Se tivermos apenas dois-pontos sozinhos, o atributo se referirá a tudo. Assim, se quisermos obter somente a primeira coluna usando a sintaxe `loc` ou de `iloc`, podemos escrever algo como `df.loc[:,[columns]]` para obter o subconjunto da(s) coluna(s).

```
# Obtendo um subconjunto de colunas com loc
# Observe a posição dos dois-pontos
# Ele é usado para selecionar todas as linhas
subset = df.loc[:,['year','pop']]
print(subset.head())
```

	year	pop
0	1952	8425333
1	1957	9240934
2	1962	10267083
3	1967	11537966
4	1972	13079460

```
# Obtendo um subconjunto de colunas com iloc
# iloc nos permitirá usar inteiros
# -1 selecionará a última coluna
subset = df.iloc[:,[2,4,-1]]
print(subset.head())
```

	year	pop	gdpPercap
0	1952	8425333	779.445314
1	1957	9240934	820.853030
2	1962	10267083	853.100710
3	1967	11537966	836.197138
4	1972	13079460	739.981106

Obtendo subconjuntos de colunas por intervalo

Podemos usar a função embutida `range` para criar um intervalo de valores em Python. Desse modo, é possível especificar os valores de início e fim, e Python criará automaticamente um intervalo com os valores entre eles.

Por padrão, todo valor entre o início e o fim (**inclusive à esquerda, não inclusive a direita**) será criado, a menos que você especifique um passo.

Em Python 3, a função `range` devolve um gerador.

Se estiver usando Python 2, a função `range` devolverá uma lista e a função `xrange` devolve um gerador.

Se observarmos o código apresentado antes, veremos que subconjuntos de colunas foram obtidos usando uma lista de inteiros. Como `range` devolve um gerador, é preciso convertê-lo em uma lista antes.

```
list(range(5))
```

Observe que, quando `range(5)` é chamado, cinco inteiros são devolvidos: 0-4.

```
# Cria um intervalo de inteiros de 0 a 4 inclusive, [0,5)
small_range = list(range(5))
print(small_range)
```

```
[0, 1, 2, 3, 4]
```

```
# Obtém um subconjunto de dataframe usando o intervalo
subset = df.iloc[:,small_range]
print(subset.head())
```

	country	continent	year	lifeExp	pop
0	Afghanistan	Asia	1952	28.801	8425333
1	Afghanistan	Asia	1957	30.332	9240934
2	Afghanistan	Asia	1962	31.997	10267083
3	Afghanistan	Asia	1967	34.020	11537966
4	Afghanistan	Asia	1972	36.088	13079460


```
# Cria um intervalo de 3 a 5 inclusive, [3,5] ou [3,6)
small_range = list(range(3,6))
print(small_range)
subset = df.iloc[:,small_range]
print(subset.head())
```

```
[3, 4, 5]
   lifeExp    pop  gdpPercap
0  28.801  8425333  779.445314
1  30.332  9240934  820.853030
2  31.997 10267083  853.100710
3  34.020 11537966  836.197138
4  36.088 13079460  739.981106
```

Pergunta (Desafio 1):

O que acontecerá se você especificar um intervalo que estiver além do número de colunas existente?

Resposta:

Erro do tipo `IndexError`.

Mais uma vez, observe que os valores são especificados de modo que **o intervalo é inclusivo à esquerda, mas não a direita**.

```
# Cria um intervalo de 0 a 5 inclusive, com inteiros alternados [0,6)
small_range = list(range(0,6,2))
subset = df.iloc[:,small_range]
print(subset.head())
```

	country	year	pop
0	Afghanistan	1952	8425333
1	Afghanistan	1957	9240934
2	Afghanistan	1962	10267083
3	Afghanistan	1967	11537966
4	Afghanistan	1972	13079460

Converter um gerador em uma lista é um pouco complicado; podemos usar a sintaxe de fatiamento de Python para dar um jeito nisso.

Fatiando colunas

A sintaxe de **fatiamento de Python**, `:`, é semelhante à sintaxe de `range`. Em vez de usar uma função que especifique os valores de início, fim e o passo, delimitados por vírgula, separamos os valores com dois-pontos.

Se você entendeu o que estava acontecendo com a função `range` que usamos antes, o fatiamento então poderá ser visto como um atalho para fazer o mesmo.

Exemplo `range`:

```
small_range = list(range(3))
subset = df.iloc[:,small_range]
print(subset.head())
```

	country	continent	year
0	Afghanistan	Asia	1952
1	Afghanistan	Asia	1957
2	Afghanistan	Asia	1962
3	Afghanistan	Asia	1967
4	Afghanistan	Asia	1972

Exemplo fatiamento de Python:

```
# Fatia as três primeiras colunas
subset = df.iloc[:,3]
print(subset.head())
```

	country	continent	year
0	Afghanistan	Asia	1952
1	Afghanistan	Asia	1957
2	Afghanistan	Asia	1962
3	Afghanistan	Asia	1967
4	Afghanistan	Asia	1972

Exemplo range:

```
small_range = list(range(3,6))
subset = df.iloc[:,small_range]
print(subset.head())
```

	lifeExp	pop	gdpPercap
0	28.801	8425333	779.445314
1	30.332	9240934	820.853030
2	31.997	10267083	853.100710
3	34.020	11537966	836.197138
4	36.088	13079460	739.981106

Exemplo fatiamento de Python:

```
# Fatia as colunas de 3 a 5 inclusive, [3,6)
subset = df.iloc[:,3:6]
print(subset.head())
```

	lifeExp	pop	gdpPercap
0	28.801	8425333	779.445314
1	30.332	9240934	820.853030
2	31.997	10267083	853.100710
3	34.020	11537966	836.197138
4	36.088	13079460	739.981106

Exemplo range:

```
small_range = list(range(0,6,2))
subset = df.iloc[:,small_range]
print(subset.head())
```

	country	year	pop
0	Afghanistan	1952	8425333
1	Afghanistan	1957	9240934
2	Afghanistan	1962	10267083
3	Afghanistan	1967	11537966
4	Afghanistan	1972	13079460

Exemplo fatiamento de Python:

```
# Fatia as cinco primeiras colunas alternadamente
subset = df.iloc[:,6:2]
print(subset.head())
```

	country	year	pop
0	Afghanistan	1952	8425333
1	Afghanistan	1957	9240934
2	Afghanistan	1962	10267083
3	Afghanistan	1967	11537966
4	Afghanistan	1972	13079460

Obtendo subconjuntos de linhas e de colunas

Temos usado dois-pontos, :, em `loc` e em `iloc` à esquerda da vírgula. Quando fazemos isso, selecionamos todas as linhas de nosso dataframe. No entanto, podemos optar por colocar valores à esquerda da vírgula se quisermos selecionar linhas específicas, além de colunas específicas.

```
# Usando loc
print(df.loc[42, 'country'])
```

Angola

```
# Usando iloc
print(df.iloc[42, 0])
```

Angola

Certifique-se de que não se esquecerá das diferenças entre `loc` (rótulo do índice, nome) e `iloc` (índice, número).

Observe agora como `ix` pode ser confuso. É bom que ele não esteja mais funcionando.

Obtendo subconjuntos de várias linhas e de colunas

Podemos combinar a sintaxe de obtenção de subconjuntos de linhas e de colunas com a sintaxe de subconjuntos de várias linhas e várias colunas a fim de obter fatias de nossos dados.

```
# Obtém a primeira, a centésima e a milésima linha
# da primeira, quarta e sexta coluna;
# As colunas que esperamos obter são
# country, lifeExp e gdpPercap
print(df.iloc[[0,99,999],[0,3,5]])
```

	country	lifeExp	gdpPercap
0	Afghanistan	28.801	779.445314
99	Bangladesh	43.453	721.186086
999	Mongolia	51.253	1226.041130

Atenção!!!

Em meu trabalho, tento passar os nomes das colunas para obter subconjuntos de dados, sempre que possível. Essa abordagem deixa o código mais legível, pois não será necessário observar o vetor de nomes das colunas para saber qual índice está sendo especificado.

Além disso, usar índices absolutos (número da coluna) pode resultar em problemas caso a ordem das colunas seja alterada por algum motivo.

Essa é somente uma regra geral, uma vez que haverá exceções em que usar a posição do índice será uma opção melhor (por exemplo, para concatenar dados).

```
# Se usarmos os nomes das colunas diretamente,
# o código será um pouco mais fácil de ler
# Observe agora que temos que usar loc ao invés de iloc
print(df.loc[[0,99,999],['country','lifeExp','gdpPercap']])
```

	country	lifeExp	gdpPercap
0	Afghanistan	28.801	779.445314
99	Bangladesh	43.453	721.186086
999	Mongolia	51.253	1226.041130

Usar loc sempre que possível!!!

Lembre-se de que podemos usar a sintaxe de fatiamento na parte referente às linhas dos atributos `loc` e `iloc`.

```
print(df.loc[10:13,['country','lifeExp','gdpPercap']])
```

	country	lifeExp	gdpPercap
10	Afghanistan	42.129	726.734055
11	Afghanistan	43.828	974.580338
12	Albania	55.230	1601.056136
13	Albania	59.280	1942.284244

2.4 Cálculos agrupados e agregados

Se você já trabalhou com outras bibliotecas numéricas ou linguagens, saberá que muitos cálculos estatísticos básicos estarão disponíveis na biblioteca ou embutidos na linguagem. Vamos observar novamente nossos dados Gapminder.

```
print(df.head(n=10))
```

	country	continent	year	lifeExp	pop	gdpPercap
0	Afghanistan	Asia	1952	28.801	8425333	779.445314
1	Afghanistan	Asia	1957	30.332	9240934	820.853030
2	Afghanistan	Asia	1962	31.997	10267083	853.100710
3	Afghanistan	Asia	1967	34.020	11537966	836.197138
4	Afghanistan	Asia	1972	36.088	13079460	739.981106
5	Afghanistan	Asia	1977	38.438	14880372	786.113360
6	Afghanistan	Asia	1982	39.854	12881816	978.011439
7	Afghanistan	Asia	1987	40.822	13867957	852.395945
8	Afghanistan	Asia	1992	41.674	16317921	649.341395
9	Afghanistan	Asia	1997	41.763	22227415	635.341351

Perguntas estatísticas

Há várias perguntas iniciais que podemos nos fazer:

1. Para cada ano em nossos dados, qual era a expectativa de vida média? Qual é a expectativa de vida média, a população e o GDP?
2. E se estratificarmos os dados por continente e fizermos os mesmos cálculos?
3. Quantos países estão listados para cada continente?

2.4.1 Médias agrupadas

Para responder as perguntas que acabaram de ser propostas, precisamos fazer um cálculo **agrupado** (isto é, **agregado**). Em outras palavras, temos de fazer um cálculo, seja uma média ou uma contagem de frequência, mas aplicá-lo em cada subconjunto de uma variável.

Outro modo de pensar em cálculos agrupados é vê-los como um processo do tipo **separar-aplicar-combinar**.

- Inicialmente, separamos nossos dados em várias partes;
- Em seguida, aplicamos uma função (ou cálculo) de nossa escolha em cada parte separada;
- E, por fim, combinamos todos os cálculos individuais em um único dataframe.

Fazemos processamentos agrupados/agregados usando o método `groupby` nos dataframe.

```
# Para cada ano em nossos dados, qual era a expectativa de vida média?
# Para responder a essa pergunta,
# temos que separar nossos dados em partes, de acordo com o ano;
# em seguida, obtemos a coluna 'lifeExp' e calculamos a média

#Agrupamento (year)
#Separação/subconjunto (lifeExp)
#Aplicar (média)

print(df.groupby('year')['lifeExp'].mean())
```

```
year
1952    49.057620
1957    51.507401
1962    53.609249
1967    55.678290
1972    57.647386
1977    59.570157
1982    61.533197
1987    63.212613
1992    64.160338
1997    65.014676
2002    65.694923
2007    67.007423
Name: lifeExp, dtype: float64
```

Vamos detalhar a instrução que usamos nesse exemplo.

- Em primeiro lugar, criamos um objeto **agrupado**. Observe que, se exibíssemos o dataframe agrupado, o Pandas devolveria somente a posição na memória.

```
grouped_year_df = df.groupby('year')
print(type(grouped_year_df))
print(grouped_year_df)
```

```
<class 'pandas.core.groupby.generic.DataFrameGroupBy'>
<pandas.core.groupby.generic.DataFrameGroupBy object at 0x7411642bb0d0>
```

- A partir dos dados agrupados, podemos obter um **subconjunto** das colunas de nosso interesse, nas quais queremos fazer os cálculos. Para responder à nossa pergunta, precisamos da coluna `lifeExp`. Podemos usar os métodos de obtenção de subconjuntos.

```
grouped_year_df_lifeExp = grouped_year_df['lifeExp']
print(type(grouped_year_df_lifeExp))
print(grouped_year_df_lifeExp)
```

```
<class 'pandas.core.groupby.generic.SeriesGroupBy'>
<pandas.core.groupby.generic.SeriesGroupBy object at 0x741167d47d10>
```

Observe que agora temos uma série (pois pedimos apenas uma coluna) cujo conteúdo é agrupado (em nosso exemplo por ano).

- Por fim, sabemos que a coluna `lifeExp` é do tipo `float64`. Uma operação que podemos **executar** em um vetor de números e **calcular** a média para obter o resultado que desejamos.

```
mean_lifeExp_by_year = grouped_year_df_lifeExp.mean()
print(mean_lifeExp_by_year.head(n=10))
```

```
year
1952    49.057620
1957    51.507401
1962    53.609249
1967    55.678290
1972    57.647386
1977    59.570157
1982    61.533197
1987    63.212613
1992    64.160338
1997    65.014676
Name: lifeExp, dtype: float64
```

Podemos executar um conjunto semelhante de cálculos para a população e o GDP, pois eles são dos tipos `int64` e `float64`, respectivamente. Mas e se quiséssemos agrupar e estratificar os dados com base em mais de uma variável? E se quiséssemos fazer o mesmo cálculo em várias colunas? Podemos partir do código anterior apresentado e usar uma lista.

```
# A barra invertida nos permite quebrar uma linha longa de código Python
# em várias linhas.
# df.groupby(['year', 'continent'])[['lifeExp', 'gdpPercap']].mean()
# é o mesmo que o código a seguir
multi_group_var = df.\
    groupby(['year', 'continent'])\
    [['lifeExp', 'gdpPercap']]\
    .mean()
print(multi_group_var.head(n=20))
```

		lifeExp	gdpPercap
year	continent		
1952	Africa	39.135500	1252.572466
	Americas	53.279840	4079.062552
	Asia	46.314394	5195.484004
	Europe	64.408500	5661.057435
	Oceania	69.255000	10298.085650
1957	Africa	41.266346	1385.236062
	Americas	55.960280	4616.043733
	Asia	49.318544	5787.732940
	Europe	66.703067	6963.012816
	Oceania	70.295000	11598.522455
1962	Africa	43.319442	1598.078825
	Americas	58.398760	4901.541870
	Asia	51.563223	5729.369625
	Europe	68.539233	8365.486814
	Oceania	71.085000	12696.452430
1967	Africa	45.334538	2050.363801
	Americas	60.410920	5668.253496
	Asia	54.663640	5971.173374
	Europe	69.737600	10143.823757
	Oceania	71.310000	14495.021790

Os dados de saída estão agrupados por ano e por continente. Para cada par ano-continente, calculamos a expectativa de vida média e o GDP médio.

Os dados também são exibidos de modo um pouco diferente. Observe que os “nomes das colunas” de ano e continente não estão na mesma linha que os “nomes das colunas” de expectativa de vida e GDP. Há uma certa estrutura hierárquica entre os índices das linhas de ano e continente.

Caso precise “achatar” o dataframe, use o método `reset_index`.

```
flat = multi_group_var.reset_index()
print(flat.head(n=20))
```

	year	continent	lifeExp	gdpPercap
0	1952	Africa	39.135500	1252.572466
1	1952	Americas	53.279840	4079.062552
2	1952	Asia	46.314394	5195.484004
3	1952	Europe	64.408500	5661.057435
4	1952	Oceania	69.255000	10298.085650
5	1957	Africa	41.266346	1385.236062
6	1957	Americas	55.960280	4616.043733
7	1957	Asia	49.318544	5787.732940
8	1957	Europe	66.703067	6963.012816
9	1957	Oceania	70.295000	11598.522455
10	1962	Africa	43.319442	1598.078825
11	1962	Americas	58.398760	4901.541870
12	1962	Asia	51.563223	5729.369625
13	1962	Europe	68.539233	8365.486814
14	1962	Oceania	71.085000	12696.452430
15	1967	Africa	45.334538	2050.363801
16	1967	Americas	60.410920	5668.253496
17	1967	Asia	54.663640	5971.173374
18	1967	Europe	69.737600	10143.823757
19	1967	Oceania	71.310000	14495.021790

2.4.2 Condatores de frequência agrupados

Outra tarefa comum relacionada aos dados é calcular frequências.

Podemos usar os métodos `nunique` e `value_counts`, respectivamente, para obter contadores de valores únicos e contadores de frequência em uma `Series` do Pandas.

- Método `nunique`:

```
# Uso de nunique (number unique, ou número de únicos)
# para calcular o número de valores únicos em uma série
print(df.groupby('continent')['country'].nunique())
```

```
continent
Africa      52
Americas    25
Asia        33
Europe      30
Oceania      2
Name: country, dtype: int64
```

- Método `value_counts`:

```
# Nova série que mostra cada valor único
# e sua respectiva frequência (quantidade de ocorrências).
print(df['continent'].value_counts())
```

```
continent
Africa      624
Asia        396
Europe      360
Americas    300
Oceania      24
Name: count, dtype: int64
```

Resumo da diferença:

- `nunique()` diz quantos valores únicos existem. O resultado é um número.
- `value_counts()` diz quais são os valores únicos e quantas vezes cada um aparece. O resultado é uma série.

2.5 Plotagem básica

As visualizações são extremamente importantes em quase todos os passos do processamento de dados. Elas nos ajudam a identificar tendências nos dados quando estamos tentando entendê-los e limpá-los, além de contribuir para a apresentação de nossas descobertas finais.

Vamos observar as expectativas de vida anuais da população mundial novamente.

```
global_yearly_life_expectancy = df.groupby('year')['lifeExp'].mean()
print(global_yearly_life_expectancy)
```

```
year
1952    49.057620
1957    51.507401
1962    53.609249
1967    55.678290
1972    57.647386
1977    59.570157
1982    61.533197
1987    63.212613
1992    64.160338
1997    65.014676
2002    65.694923
2007    67.007423
Name: lifeExp, dtype: float64
```

Podemos usar o Pandas para criar algumas plotagens básicas.

```
global_yearly_life_expectancy.plot()
```

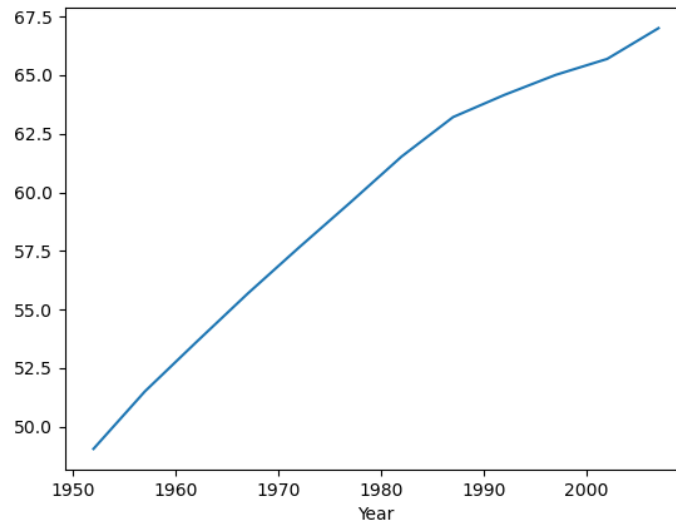


Figure 1: Plotagem básica no Pandas mostrando a expectativa de vida média no tempo.

2.6 Conclusão

Explicamos como carregar um conjunto de dados simples e começar a analisar observações específicas.

Tenha em mente que, quando fazemos análise de dados, o objetivo é gerar resultados reproduzíveis, sem fazer tarefas repetitivas. As linguagens de scripting lhe oferecem esses recursos e essa flexibilidade.

Nesse processo, conhecemos alguns dos recursos fundamentais de programação e as estruturas de dados que Python tem a nos oferecer.

Também vimos um modo rápido de obter estatísticas agregadas e fazer plotagens.

3 Estrutura de dados do Pandas

3.1 Introdução

O capítulo anterior apresentou os objetos `Dataframe` e `Series` do Pandas. Essas estruturas de dados assemelham-se aos contêineres de dados primitivos de Python (lista e dicionários, estruturas de dados básicas do Python que podem armazenar coleções de objetos) para indexação e rótulos, mas têm recursos adicionais que facilitam trabalhar com os dados.

Mapa Conceitual

1. Conhecimento prévio
 1. Contêineres (`list` e `dict`)
 2. Uso de funções
 3. Obtenção de subconjuntos e indexação
2. Carga de dados manual
3. `Series`
 1. Criando uma série
 - `dict`
 - `ndarray`
 - escalar
 - listas
 2. Fatiamento
4. `Dataframe`

3.2 Criando seus próprios dados

3.2.1 Criando uma Series

A `Series` do Pandas é um **contêiner unidimensional**, semelhante à `list` embutida de Python.

É o tipo de dado que representa cada coluna do `Dataframe`. A [Table 2](#) lista os possíveis `dtypes` das colunas do `Dataframe` de Pandas. **Cada coluna em um dataframe deve ter o mesmo dtype.**

Por ser possível pensar em `dataframe` como um dicionário de objetos `Series`, em que cada `key` é o nome da coluna e `value` é a `Series`, podemos concluir que uma `Series` é muito semelhante a uma `list` Python, exceto que todos os elementos devem ser do mesmo `dtype`. As pessoas que já usaram a biblioteca `numpy` perceberão que esse é o mesmo comportamento exibido por `ndarray`.

O modo mais fácil de criar uma `Series` é passando uma `list` Python.

Se passamos uma lista com tipos misturados, a representação mais comum será usada.

Em geral, `dtype` (tipo) da `Series` será um `object`.

```
import pandas as pd

s = pd.Series(['Banana', 42])
print(s)
```

```
0    Banana
1         42
dtype: object
```

Observe que o “número da linha” é exibido à esquerda. Na verdade, esse é o `index` da série. É semelhante ao nome e ao índice da linha que vimos sobre `dataframes`.

Isso implica que podemos atribuir realmente um “nome” aos valores de nossa série.

```
# Atribui valores de índice manualmente em uma série
# passando uma list Python
s = pd.Series(['Wes McKinney', 'Creator of Python'],
index=['Person', 'Who'])

print(s)
```

```
Person      Wes McKinney
Who      Creator of Python
dtype: object
```

Perguntas

1. O que acontecerá se você usar outros contêineres Python como `list`, `tuple`, `dict` ou até mesmo o `ndarray` da biblioteca `numpy`?
- Quando você usa uma `list` (lista) ou `tuple` (tupla) para criar uma `Series`, o pandas simplesmente pega os elementos na ordem em que eles aparecem e os usa para popular a `Series`. O índice padrão é gerado automaticamente, começando do 0 e indo até `n-1`, onde `n` é o número de elementos.

```
print("#-----list-----#")
s = pd.Series(['Wes McKinney', 'Creator of Pandas'])
print(s)
```

```
#-----list-----#
0      Wes McKinney
1  Creator of Pandas
dtype: object
```

```
print("#-----tuple-----#")
s = pd.Series(('Wes McKinney', 'Creator of Pandas'))
print(s)
```

```
#-----tuple-----#
0      Wes McKinney
1  Creator of Pandas
dtype: object
```

- O `dict` é um caso especial e muito útil. Quando você cria uma `Series` a partir de um dicionário, o pandas usa as chaves do dicionário como o índice da `Series` e os valores como os dados. Isso permite que você crie uma `Series` já com rótulos significativos, o que é ótimo para dados categorizados.

```
print("#-----dict-----#")
dict_dados = {'a':100, 'b': 200, 'c':300}
s = pd.Series(dict_dados)
print(s)
```

```
#-----dict-----#
a      100
b      200
c      300
dtype: int64
```

- O `ndarray`² é o contêiner mais eficiente para o pandas. O pandas foi construído sobre o NumPy, então o `ndarray` é o formato subjacente de dados para a maioria das operações. Quando você usa um `ndarray` para criar uma `Series`, o processo é extremamente rápido, pois não há necessidade de converter o tipo de dado. O índice padrão também é gerado automaticamente.

```
print("#-----ndarray-----#")
numpy_dados = np.array([5,6,7])
s = pd.Series(numpy_dados)
print(s)
```

```
#-----ndarray-----#
0    5
1    6
2    7
dtype: int64
```

²`ndarray` é o nome oficial do tipo de dado (a classe) que o NumPy usa para representar arrays multidimensionais. `np.array()` é a função que você chama para criar uma instância (um objeto) dessa classe `ndarray`.

2. O que acontecerá se você passar um `index` com os contêineres?

- Quando os dados vêm de uma `list`, `tuple` ou `ndarray`, o pandas simplesmente combina os dados com o `index` fornecido. O pandas espera que o `index` tenha o mesmo número de elementos que o contêiner de dados.

```
index_dados = ['a','b','c']
dados_lista = [100,200,300]

print("#-----list-----#")
s = pd.Series(dados_lista,index=index_dados)
print(s)
```

```
#-----list-----#
a    100
b    200
c    300
dtype: int64
```

```
index_dados = ['a','b','c']
dados_tupla = (100,200,300)

print("#-----tuple-----#")
s = pd.Series(dados_tupla,index=index_dados)
print(s)
```

```
#-----tuple-----#
a    100
b    200
c    300
dtype: int64
```

```
index_dados = ['a','b','c']
dados_ndarray = np.array([100,200,300])

print("#-----ndarray-----#")
s = pd.Series(dados_ndarray,index=index_dados)
print(s)
```

```
#-----ndarray-----#
a    100
b    200
c    300
dtype: int64
```

- Quando você passa um dict junto com um index, o pandas não usa as chaves do dicionário para criar o índice da Series. Em vez disso, ele usa o index fornecido para selecionar e reordenar os valores do dicionário.

```
index_dict = ['c','a','d','b']
dict_dados = {'a':100,'b': 200, 'c':300}

print("#-----dict-----#")
s = pd.Series(dict_dados,index=index_dict)
print(s)
```

```
#-----dict-----#
c    300.0
a    100.0
d      NaN
b    200.0
dtype: float64
```


3. Passar um `index` quando usamos um dict sobrescreverá o índice? Ou ele ordenará os valores?

O `index` que você passa ao criar a **Series** não sobrescreve os rótulos do dicionário. Em vez disso, ele ordena os valores e determina quais deles serão incluídos na **Series** final.

3.2.2 Criando um Dataframe

Conforme mencionamos podemos pensar em um **Dataframe** como um dicionário de objetos **Series**. É por isso que os dicionários são o modo mais comum de criar um **Dataframe**.

key representa o nome da coluna, enquanto os **values** são o conteúdo.

- **key** representa o nome da coluna;
- Os **values** são o conteúdo.

```
scientists = pd.DataFrame({
    'Nome': ['Rosaline Franklin', 'William Gosset'],
    'Occupation': ['Chemist', 'Statistician'],
    'Born': ['1920-07-25', '1876-06-13'],
    'Died': ['1958-04-16', '1937-10-16'],
    'Age': [37, 61]
})

print(scientists)
```

	Nome	Occupation	Born	Died	Age
0	Rosaline Franklin	Chemist	1920-07-25	1958-04-16	37
1	William Gosset	Statistician	1876-06-13	1937-10-16	61

A ordem das colunas ao criar um **DataFrame** a partir de um dicionário não é garantida nas versões mais antigas do Python (anteriores ao 3.7). A partir do Python 3.7, a ordem de inserção dos elementos em dicionários é preservada.

3.3 Series

3.4 Dataframe

3.5 Fazendo alterações em Series e em Dataframe

3.6 Exportando e importando dados

3.7 Conclusão

4 Introdução à plotagem