EBook Gratis

APRENDIZAJE pandas

Free unaffiliated eBook created from
Stack Overflow contributors.

#pandas

Tabla de contenido

Acerca de

You can share this PDF with anyone you feel could benefit from it, downloaded the latest version from: pandas

It is an unofficial and free pandas ebook created for educational purposes. All the content is extracted from Stack Overflow Documentation, which is written by many hardworking individuals at Stack Overflow. It is neither affiliated with Stack Overflow nor official pandas.

Use the content presented in this book at your own risk; it is not guaranteed to be correct nor accurate, please send your feedback and corrections to info@zzzprojects.com

Capítulo 1: Empezando con los pandas

Observaciones

Pandas es un paquete de Python que proporciona estructuras de datos rápidas, flexibles y expresivas diseñadas para hacer que el trabajo con datos "relacionales" o "etiquetados" sea fácil e intuitivo. Pretende ser el elemento fundamental de alto nivel para realizar análisis de datos prácticos y del mundo real en Python.

La documentación oficial de Pandas se puede encontrar aquí .

Versiones

Pandas

Versión	Fecha de lanzamiento
0.19.1	2016-11-03
0.19.0	2016-10-02
0.18.1	2016-05-03
0.18.0	2016-03-13
0.17.1	2015-11-21
0.17.0	2015-10-09
0.16.2	2015-06-12
0.16.1	2015-05-11
0.16.0	2015-03-22
0.15.2	2014-12-12
0.15.1	2014-11-09
0.15.0	2014-10-18
0.14.1	2014-07-11
0.14.0	2014-05-31
0.13.1	2014-02-03
0.13.0	2014-01-03

Versión	Fecha de lanzamiento
0.12.0	2013-07-23

Examples

Instalación o configuración

Las instrucciones detalladas para configurar o instalar pandas se pueden encontrar aquí en la documentación oficial .

Instalando pandas con anaconda

Instalar pandas y el resto de la pila NumPy y SciPy puede ser un poco difícil para los usuarios inexpertos.

La forma más sencilla de instalar no solo pandas, sino Python y los paquetes más populares que forman la pila SciPy (IPython, NumPy, Matplotlib, ...) es con Anaconda , una multiplataforma (Linux, Mac OS X, Windows) Distribución en Python para análisis de datos y computación científica.

Después de ejecutar un instalador simple, el usuario tendrá acceso a los pandas y al resto de la pila SciPy sin necesidad de instalar nada más, y sin tener que esperar a que se compile ningún software.

Las instrucciones de instalación de Anaconda se pueden encontrar aquí .

Una lista completa de los paquetes disponibles como parte de la distribución de Anaconda se puede encontrar aquí .

Una ventaja adicional de la instalación con Anaconda es que no requiere derechos de administrador para instalarlo, se instalará en el directorio de inicio del usuario, y esto también hace que sea trivial eliminar Anaconda en una fecha posterior (solo elimine esa carpeta).

Instalando pandas con miniconda

La sección anterior describía cómo instalar pandas como parte de la distribución de Anaconda. Sin embargo, este enfoque significa que instalará más de cien paquetes e implica descargar el instalador, que tiene un tamaño de unos pocos cientos de megabytes.

Si desea tener más control sobre qué paquetes, o tiene un ancho de banda de Internet limitado, entonces instalar pandas con Miniconda puede ser una mejor solución.

Conda es el gestor de paquetes sobre el que se basa la distribución de Anaconda. Es un gestor de paquetes que es multiplataforma y es independiente del lenguaje (puede desempeñar un papel similar al de una combinación pip y virtualenv).

Miniconda le permite crear una instalación de Python mínima e independiente, y luego usar el comando Conda para instalar paquetes adicionales.

Primero, necesitará que se instale Conda, la descarga y la ejecución de Miniconda lo harán por usted. El instalador se puede encontrar aquí .

El siguiente paso es crear un nuevo entorno conda (estos son análogos a un virtualenv pero también le permiten especificar con precisión qué versión de Python se instalará también). Ejecuta los siguientes comandos desde una ventana de terminal:

```
conda create -n name_of_my_env python
```

Esto creará un entorno mínimo con solo Python instalado en él. Para ponerte dentro de este entorno corre:

```
source activate name_of_my_env
```

En Windows el comando es:

```
activate name_of_my_env
```

El paso final requerido es instalar pandas. Esto se puede hacer con el siguiente comando:

```
conda install pandas
```

Para instalar una versión específica de pandas:

```
conda install pandas=0.13.1
```

Para instalar otros paquetes, IPython por ejemplo:

```
conda install ipython
```

Para instalar la distribución completa de Anaconda:

```
conda install anaconda
```

Si necesita paquetes disponibles para pip pero no conda, simplemente instale pip y use pip para instalar estos paquetes:

```
conda install pip
pip install django
```

Por lo general, instalaría pandas con uno de los administradores de paquetes.

ejemplo de pip

```
pip install pandas
```

Esto probablemente requerirá la instalación de una serie de dependencias, incluyendo NumPy,

requerirá un compilador para compilar los bits de código requeridos, y puede tardar unos minutos en completarse.

Instalar via anaconda

Primera descarga de anaconda desde el sitio de Continuum. Ya sea a través del instalador gráfico (Windows / OSX) o ejecutando un script de shell (OSX / Linux). Esto incluye pandas!

Si no desea que los 150 paquetes estén convenientemente agrupados en anaconda, puede instalar miniconda . Ya sea a través del instalador gráfico (Windows) o shell script (OSX / Linux).

Instala pandas en miniconda usando:

```
conda install pandas
```

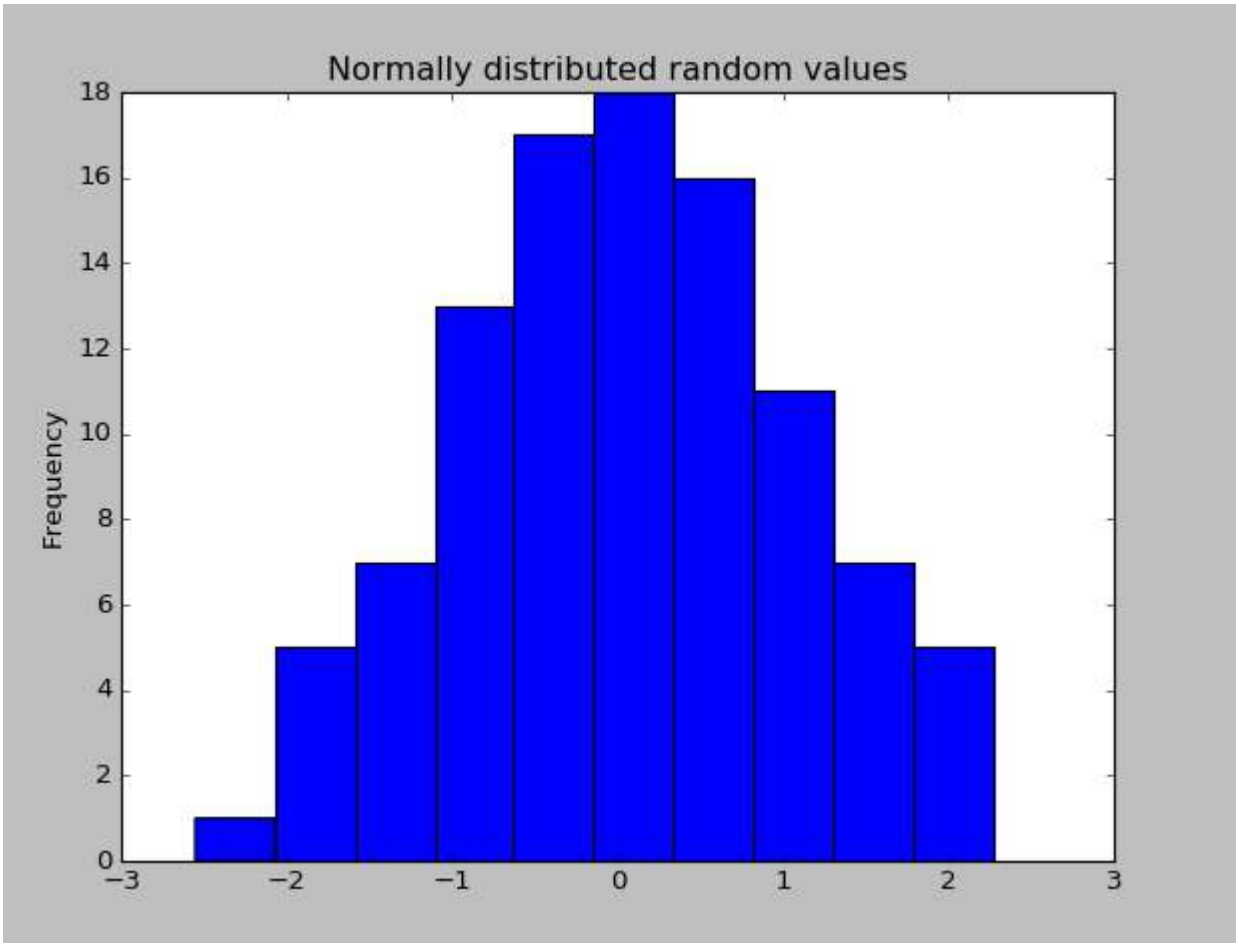
Para actualizar pandas a la última versión en anaconda o miniconda use:

```
conda update pandas
```

Hola Mundo

Una vez que se haya instalado Pandas, puede verificar si está funcionando correctamente creando un conjunto de datos de valores distribuidos aleatoriamente y trazando su histograma.

```
import pandas as pd  # This is always assumed but is included here as an introduction.
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

np.random.seed(0)

values = np.random.randn(100) # array of normally distributed random numbers
s = pd.Series(values) # generate a pandas series
s.plot(kind='hist', title='Normally distributed random values') # hist computes distribution
plt.show()
```



Compruebe algunas de las estadísticas de los datos (media, desviación estándar, etc.)

```
s.describe()
# Output: count    100.000000
# mean       0.059808
# std        1.012960
# min       -2.552990
# 25%       -0.643857
# 50%        0.094096
# 75%        0.737077
# max        2.269755
# dtype: float64
```

Estadísticas descriptivas

Las estadísticas descriptivas (media, desviación estándar, número de observaciones, mínimo, máximo y cuartiles) de las columnas numéricas se pueden calcular utilizando el método `.describe()` , que devuelve un marco de datos de pandas de estadísticas descriptivas.

```
In [1]: df = pd.DataFrame({'A': [1, 2, 1, 4, 3, 5, 2, 3, 4, 1],
                           'B': [12, 14, 11, 16, 18, 18, 22, 13, 21, 17],
                           'C': ['a', 'a', 'b', 'a', 'b', 'c', 'b', 'a', 'b', 'a']})

In [2]: df
Out[2]:
   A   B  C
0  1  12  a
```

```
1  2  14  a
2  1  11  b
3  4  16  a
4  3  18  b
5  5  18  c
6  2  22  b
7  3  13  a
8  4  21  b
9  1  17  a

In [3]: df.describe()
Out[3]:
                A          B
count  10.000000  10.000000
mean    2.600000  16.200000
std     1.429841   3.705851
min     1.000000  11.000000
25%     1.250000  13.250000
50%     2.500000  16.500000
75%     3.750000  18.000000
max     5.000000  22.000000
```

Tenga en cuenta que dado que `C` no es una columna numérica, se excluye de la salida.

```
In [4]: df['C'].describe()
Out[4]:
count     10
unique     3
freq       5
Name: C, dtype: object
```

En este caso, el método resume los datos categóricos por número de observaciones, número de elementos únicos, modo y frecuencia del modo.

Lea Empezando con los pandas en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/796/empezando-con-los-pandas

Capítulo 2: Agrupar datos de series de tiempo

Examples

Generar series de tiempo de números aleatorios y luego abajo muestra

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

# I want 7 days of 24 hours with 60 minutes each
periods = 7 * 24 * 60
tidx = pd.date_range('2016-07-01', periods=periods, freq='T')
#                     ^                                   ^
#                     |                                   |
#                 Start Date        Frequency Code for Minute
# This should get me 7 Days worth of minutes in a datetimeindex

# Generate random data with numpy.  We'll seed the random
# number generator so that others can see the same results.
# Otherwise, you don't have to seed it.
np.random.seed([3,1415])

# This will pick a number of normally distributed random numbers
# where the number is specified by periods
data = np.random.randn(periods)

ts = pd.Series(data=data, index=tidx, name='HelloTimeSeries')

ts.describe()

count    10080.000000
mean        -0.008853
std          0.995411
min         -3.936794
25%         -0.683442
50%          0.002640
75%          0.654986
max          3.906053
Name: HelloTimeSeries, dtype: float64
```

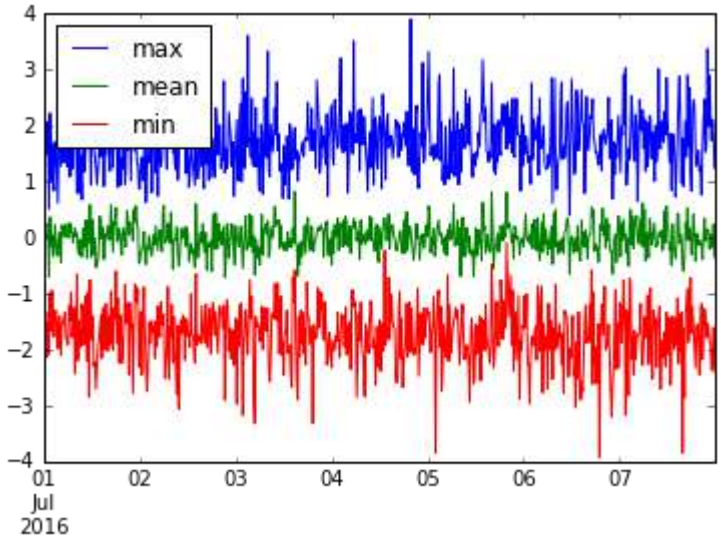
Tomemos estos 7 días de datos por minuto y tomamos muestras cada 15 minutos. Todos los códigos de frecuencia se pueden encontrar aquí .

```
# resample says to group by every 15 minutes.  But now we need
# to specify what to do within those 15 minute chunks.

# We could take the last value.
ts.resample('15T').last()
```

O cualquier otra cosa que podamos hacer a un `groupby` objeto, documentación .

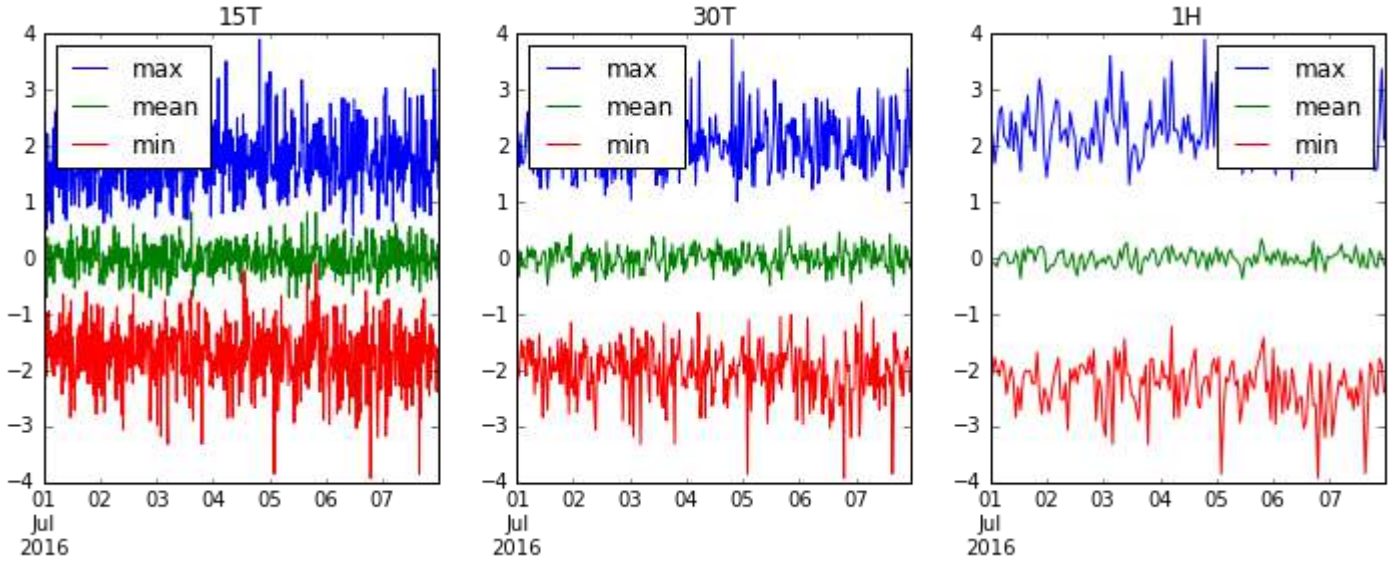
Incluso podemos agregar varias cosas útiles. Vamos a trazar el `min` , el `mean` y el `max` de estos datos de `resample('15M')` .

```
ts.resample('15T').agg(['min', 'mean', 'max']).plot()
```



Volvamos a muestrear sobre `'15T'` (15 minutos), `'30T'` (media hora) y `'1H'` (1 hora) para ver cómo nuestros datos se vuelven más suaves.

```
fig, axes = plt.subplots(1, 3, figsize=(12, 4))
for i, freq in enumerate(['15T', '30T', '1H']):
    ts.resample(freq).agg(['max', 'mean', 'min']).plot(ax=axes[i], title=freq)
```



Lea Agrupar datos de series de tiempo en línea:
https://riptutorial.com/es/pandas/topic/4747/agrupar-datos-de-series-de-tiempo

Capítulo 3: Análisis: Reunirlo todo y tomar decisiones.

Examples

Análisis quintil: con datos aleatorios

El análisis quintil es un marco común para evaluar la eficacia de los factores de seguridad.

Que es un factor

Un factor es un método para calificar / clasificar conjuntos de valores. Para un punto particular en el tiempo y para un conjunto particular de valores, un factor puede representarse como una serie de pandas donde el índice es una matriz de los identificadores de seguridad y los valores son las puntuaciones o rangos.

Si tomamos las puntuaciones de los factores a lo largo del tiempo, podemos, en cada momento, dividir el conjunto de valores en 5 grupos o quintiles iguales, según el orden de las puntuaciones de los factores. No hay nada particularmente sagrado en el número 5. Podríamos haber usado 3 o 10. Pero usamos 5 a menudo. Finalmente, hacemos un seguimiento del rendimiento de cada uno de los cinco grupos para determinar si hay una diferencia significativa en las devoluciones. Tendemos a enfocarnos más intensamente en la diferencia en los rendimientos del grupo con el rango más alto en relación con el rango más bajo.

Comencemos estableciendo algunos parámetros y generando datos aleatorios.

Para facilitar la experimentación con los mecanismos, proporcionamos un código simple para crear datos aleatorios que nos dan una idea de cómo funciona esto.

Incluye datos aleatorios

- **Devoluciones** : generar devoluciones aleatorias para un número específico de valores y periodos.
- **Señales** : genere señales aleatorias para un número específico de valores y períodos y con el nivel prescrito de correlación con las **devoluciones** . Para que un factor sea útil, debe haber alguna información o correlación entre las puntuaciones / rangos y los rendimientos posteriores. Si no hubiera correlación, lo veríamos. Ese sería un buen ejercicio para el lector, duplique este análisis con datos aleatorios generados con `0` correlaciones.

Inicialización

```
import pandas as pd
import numpy as np
```

```
num_securities = 1000
num_periods = 1000
period_frequency = 'W'
start_date = '2000-12-31'

np.random.seed([3,1415])

means = [0, 0]
covariance = [[  1., 5e-3],
              [5e-3,   1.]]

# generates to sets of data m[0] and m[1] with ~0.005 correlation
m = np.random.multivariate_normal(means, covariance,
                                  (num_periods, num_securities)).T
```

Ahora generemos un índice de series de tiempo y un índice que represente los identificadores de seguridad. Luego úselos para crear marcos de datos para devoluciones y señales

```
ids = pd.Index(['s{:05d}'.format(s) for s in range(num_securities)], 'ID')
tidx = pd.date_range(start=start_date, periods=num_periods, freq=period_frequency)
```

Divido `m[0]` por `25` para reducir a algo que se parece a los rendimientos de las acciones. También agrego `1e-7` para dar un rendimiento promedio positivo modesto.

```
security_returns = pd.DataFrame(m[0] / 25 + 1e-7, tidx, ids)
security_signals = pd.DataFrame(m[1], tidx, ids)
```

`pd.qcut` - Crea cubos quintiles

`pd.qcut` para dividir mis señales en `pd.qcut` de quintiles para cada período.

```
def qcut(s, q=5):
    labels = ['q{}'.format(i) for i in range(1, 6)]
    return pd.qcut(s, q, labels=labels)

cut = security_signals.stack().groupby(level=0).apply(qcut)
```

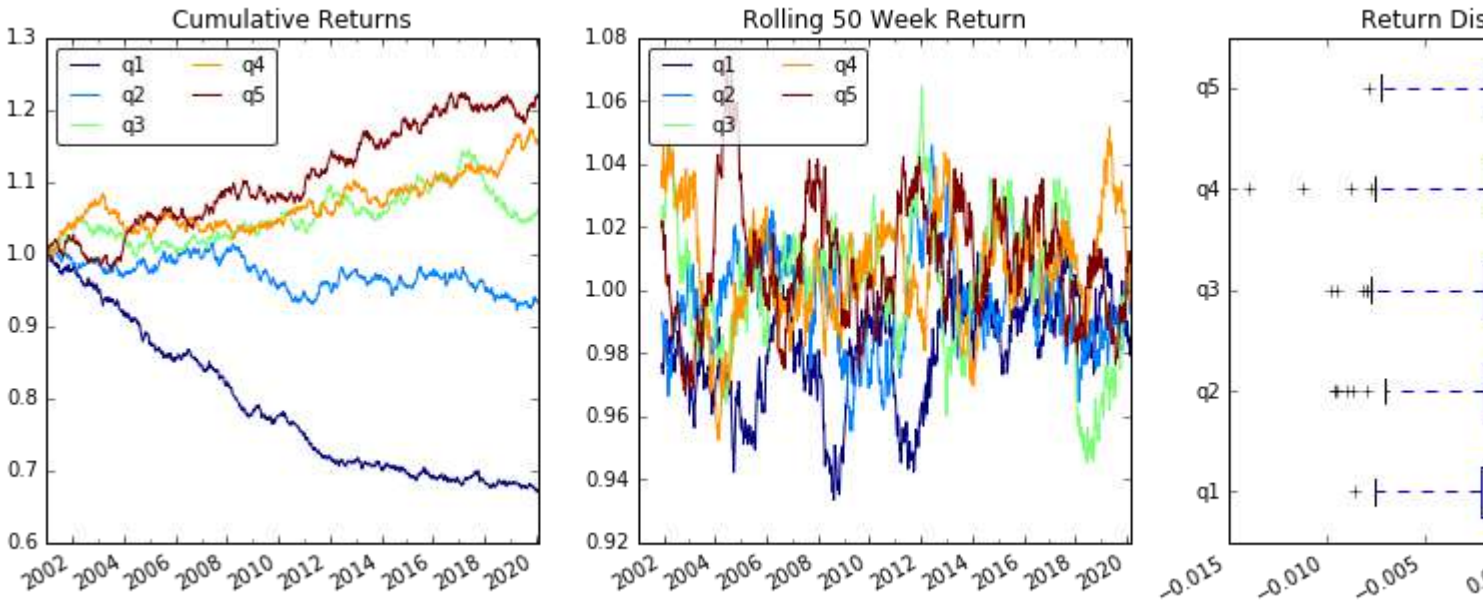
Utilice estos recortes como un índice en nuestras devoluciones

```
returns_cut = security_returns.stack().rename('returns') \
    .to_frame().set_index(cut, append=True) \
    .swaplevel(2, 1).sort_index().squeeze() \
    .groupby(level=[0, 1]).mean().unstack()
```

Análisis

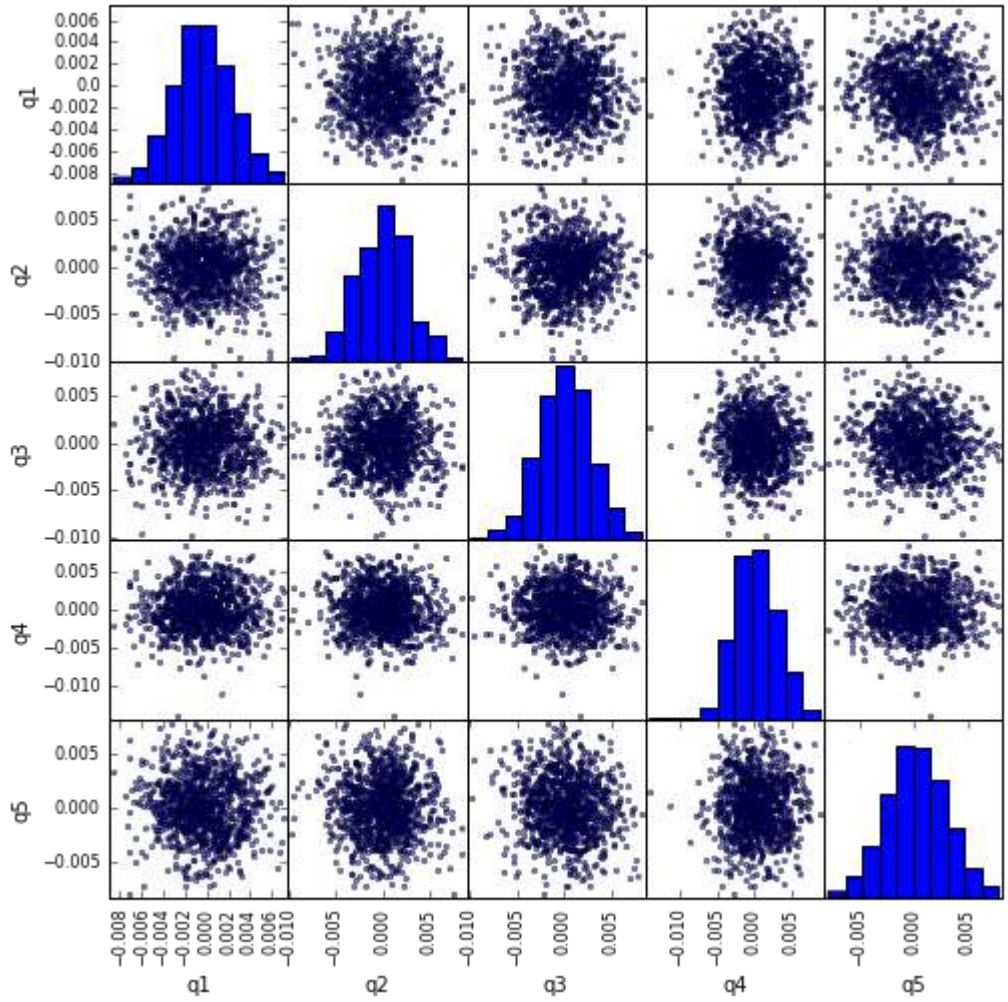
Devoluciones de parcela

```
import matplotlib.pyplot as plt

fig = plt.figure(figsize=(15, 5))
ax1 = plt.subplot2grid((1,3), (0,0))
ax2 = plt.subplot2grid((1,3), (0,1))
ax3 = plt.subplot2grid((1,3), (0,2))

# Cumulative Returns
returns_cut.add(1).cumprod() \
    .plot(colormap='jet', ax=ax1, title="Cumulative Returns")
leg1 = ax1.legend(loc='upper left', ncol=2, prop={'size': 10}, fancybox=True)
leg1.get_frame().set_alpha(.8)

# Rolling 50 Week Return
returns_cut.add(1).rolling(50).apply(lambda x: x.prod()) \
    .plot(colormap='jet', ax=ax2, title="Rolling 50 Week Return")
leg2 = ax2.legend(loc='upper left', ncol=2, prop={'size': 10}, fancybox=True)
leg2.get_frame().set_alpha(.8)

# Return Distribution
returns_cut.plot.box(vert=False, ax=ax3, title="Return Distribution")

fig.autofmt_xdate()

plt.show()
```



Visualizar la correlación del `scatter_matrix` con `scatter_matrix`

```
from pandas.tools.plotting import scatter_matrix

scatter_matrix(returns_cut, alpha=0.5, figsize=(8, 8), diagonal='hist')
plt.show()
```



Calcula y visualiza Máximo Draw Down

```
def max_dd(returns):
    """returns is a series"""
    r = returns.add(1).cumprod()
    dd = r.div(r.cummax()).sub(1)
    mdd = dd.min()
    end = dd.argmin()
    start = r.loc[:end].argmax()
    return mdd, start, end

def max_dd_df(returns):
    """returns is a dataframe"""
    series = lambda x: pd.Series(x, ['Draw Down', 'Start', 'End'])
    return returns.apply(max_dd).apply(series)
```

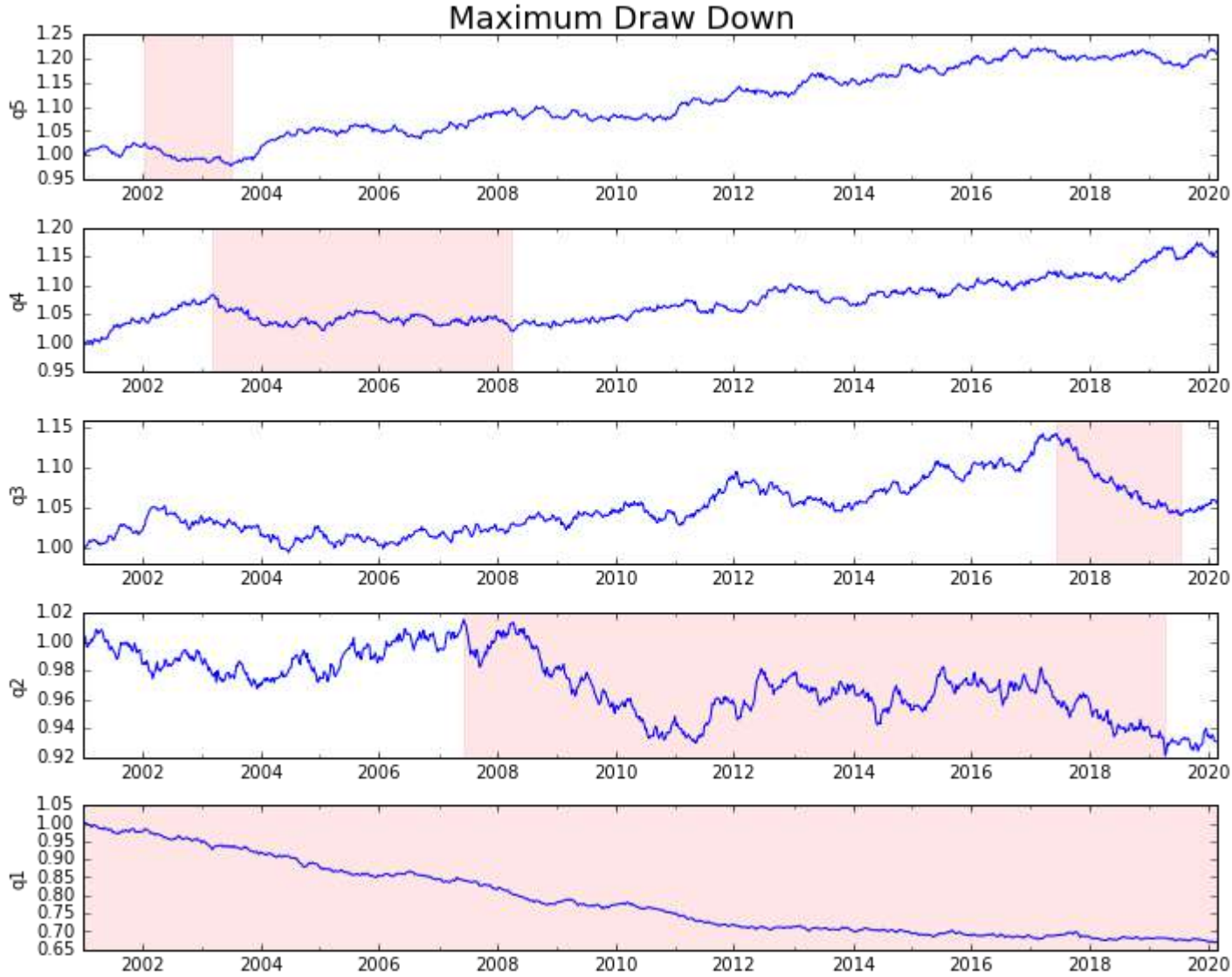
A qué se parece esto

```
max_dd_df(returns_cut)
```

	Draw Down	Start	End
q1	-0.333527	2001-01-07	2020-02-16
q2	-0.092659	2007-06-10	2019-04-14
q3	-0.089682	2017-06-11	2019-07-21
q4	-0.058225	2003-03-16	2008-03-30
q5	-0.046822	2002-01-20	2003-07-06

Vamos a trazarlo

```
draw_downs = max_dd_df(returns_cut)

fig, axes = plt.subplots(5, 1, figsize=(10, 8))
for i, ax in enumerate(axes[::-1]):
    returns_cut.iloc[:, i].add(1).cumprod().plot(ax=ax)
    sd, ed = draw_downs[['Start', 'End']].iloc[i]
    ax.axvspan(sd, ed, alpha=0.1, color='r')
    ax.set_ylabel(returns_cut.columns[i])

fig.suptitle('Maximum Draw Down', fontsize=18)
fig.tight_layout()
plt.subplots_adjust(top=.95)
```



Calcular estadísticas

Hay muchas estadísticas potenciales que podemos incluir. A continuación se muestran solo algunas, pero demuestre cómo podemos incorporar nuevas estadísticas en nuestro resumen.

```
def frequency_of_time_series(df):
    start, end = df.index.min(), df.index.max()
    delta = end - start
    return round((len(df) - 1.) * 365.25 / delta.days, 2)

def annualized_return(df):
    freq = frequency_of_time_series(df)
    return df.add(1).prod() ** (1 / freq) - 1

def annualized_volatility(df):
    freq = frequency_of_time_series(df)
    return df.std().mul(freq ** .5)

def sharpe_ratio(df):
    return annualized_return(df) / annualized_volatility(df)

def describe(df):
```

```
    r = annualized_return(df).rename('Return')
    v = annualized_volatility(df).rename('Volatility')
    s = sharpe_ratio(df).rename('Sharpe')
    skew = df.skew().rename('Skew')
    kurt = df.kurt().rename('Kurtosis')
    desc = df.describe().T

    return pd.concat([r, v, s, skew, kurt, desc], axis=1).T.drop('count')
```

Terminaremos usando solo la función de `describe` , ya que une a todos los demás.

```
describe(returns_cut)
```

	q1	q2	q3	q4	q5
Return	-0.007609	-0.001375	0.001067	0.002821	0.003687
Volatility	0.019584	0.020445	0.020629	0.021185	0.020172
Sharpe	-0.388525	-0.067278	0.051709	0.133176	0.182792
Skew	0.040430	-0.085828	-0.078071	-0.067522	0.005652
Kurtosis	-0.174206	0.203038	0.026385	0.370249	-0.160678
mean	-0.000395	-0.000068	0.000060	0.000151	0.000196
std	0.002711	0.002830	0.002856	0.002933	0.002792
min	-0.008608	-0.009614	-0.009845	-0.014037	-0.007913
25%	-0.002196	-0.002018	-0.001956	-0.001833	-0.001694
50%	-0.000434	0.000065	0.000210	0.000029	0.000146
75%	0.001444	0.001768	0.001989	0.002107	0.002081
max	0.007070	0.008432	0.008100	0.008687	0.007791

Esto no pretende ser exhaustivo. Está pensado para reunir muchas de las características de los pandas y demostrar cómo se puede usar para responder preguntas importantes para usted. Este es un subconjunto de los tipos de métricas que utilizo para evaluar la eficacia de los factores cuantitativos.

Lea Análisis: Reunirlo todo y tomar decisiones. en línea:
https://riptutorial.com/es/pandas/topic/5238/analisis--reunirlo-todo-y-tomar-decisiones-

Capítulo 4: Anexando a DataFrame

Examples

Anexando una nueva fila a DataFrame

```
In [1]: import pandas as pd

In [2]: df = pd.DataFrame(columns = ['A', 'B', 'C'])

In [3]: df
Out[3]:
Empty DataFrame
Columns: [A, B, C]
Index: []
```

Anexando una fila por un solo valor de columna:

```
In [4]: df.loc[0, 'A'] = 1

In [5]: df
Out[5]:
   A    B    C
0  1  NaN  NaN
```

Anexando una fila, dada la lista de valores:

```
In [6]: df.loc[1] = [2, 3, 4]

In [7]: df
Out[7]:
   A    B    C
0  1  NaN  NaN
1  2    3    4
```

Anexando una fila dado un diccionario:

```
In [8]: df.loc[2] = {'A': 3, 'C': 9, 'B': 9}

In [9]: df
Out[9]:
   A    B    C
0  1  NaN  NaN
1  2    3    4
2  3    9    9
```

La primera entrada en .loc [] es el índice. Si usa un índice existente, sobrescribirá los valores en esa fila:

```
In [17]: df.loc[1] = [5, 6, 7]
```

```
In [18]: df
Out[18]:
   A    B    C
0  1  NaN  NaN
1  5    6    7
2  3    9    9


In [19]: df.loc[0, 'B'] = 8

In [20]: df
Out[20]:
   A  B    C
0  1  8  NaN
1  5  6    7
2  3  9    9
```

Añadir un DataFrame a otro DataFrame

Supongamos que tenemos los siguientes dos DataFrames:

```
In [7]: df1
Out[7]:
    A   B
0  a1  b1
1  a2  b2

In [8]: df2
Out[8]:
    B   C
0  b1  c1
```

No se requiere que los dos DataFrames tengan el mismo conjunto de columnas. El método de adición no cambia ninguno de los DataFrames originales. En su lugar, devuelve un nuevo DataFrame agregando los dos originales. Anexar un DataFrame a otro es bastante simple:

```
In [9]: df1.append(df2)
Out[9]:
     A   B    C
0   a1  b1  NaN
1   a2  b2  NaN
0  NaN  b1   c1
```

Como puede ver, es posible tener índices duplicados (0 en este ejemplo). Para evitar este problema, puede pedir a Pandas que vuelva a indexar el nuevo DataFrame:

```
In [10]: df1.append(df2, ignore_index = True)
Out[10]:
     A   B    C
0   a1  b1  NaN
1   a2  b2  NaN
2  NaN  b1   c1
```

Lea Anexando a DataFrame en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/6456/anexando-a-

dataframe

Capítulo 5: Calendarios de vacaciones

Examples

Crear un calendario personalizado

Aquí es cómo crear un calendario personalizado. El ejemplo dado es un calendario francés, por lo que proporciona muchos ejemplos.

```
from pandas.tseries.holiday import AbstractHolidayCalendar, Holiday, EasterMonday, Easter
from pandas.tseries.offsets import Day, CustomBusinessDay

class FrBusinessCalendar(AbstractHolidayCalendar):
    """ Custom Holiday calendar for France based on
        https://en.wikipedia.org/wiki/Public_holidays_in_France
      - 1 January: New Year's Day
      - Moveable: Easter Monday (Monday after Easter Sunday)
      - 1 May: Labour Day
      - 8 May: Victory in Europe Day
      - Moveable Ascension Day (Thursday, 39 days after Easter Sunday)
      - 14 July: Bastille Day
      - 15 August: Assumption of Mary to Heaven
      - 1 November: All Saints' Day
      - 11 November: Armistice Day
      - 25 December: Christmas Day
    """
    rules = [
        Holiday('New Years Day', month=1, day=1),
        EasterMonday,
        Holiday('Labour Day', month=5, day=1),
        Holiday('Victory in Europe Day', month=5, day=8),
        Holiday('Ascension Day', month=1, day=1, offset=[Easter(), Day(39)]),
        Holiday('Bastille Day', month=7, day=14),
        Holiday('Assumption of Mary to Heaven', month=8, day=15),
        Holiday('All Saints Day', month=11, day=1),
        Holiday('Armistice Day', month=11, day=11),
        Holiday('Christmas Day', month=12, day=25)
    ]
```

Usa un calendario personalizado

Aquí es cómo utilizar el calendario personalizado.

Consigue las vacaciones entre dos fechas.

```
import pandas as pd
from datetime import date

# Creating some boundaries
year = 2016
start = date(year, 1, 1)
```

```
end = start + pd.offsets.MonthEnd(12)

# Creating a custom calendar
cal = FrBusinessCalendar()
# Getting the holidays (off-days) between two dates
cal.holidays(start=start, end=end)

# DatetimeIndex(['2016-01-01', '2016-03-28', '2016-05-01', '2016-05-05',
#                '2016-05-08', '2016-07-14', '2016-08-15', '2016-11-01',
#                '2016-11-11', '2016-12-25'],
#               dtype='datetime64[ns]', freq=None)
```

Cuente el número de días laborables entre dos fechas.

A veces es útil obtener el número de días laborables por mes, sea cual sea el año en el futuro o en el pasado. Aquí es cómo hacer eso con un calendario personalizado.

```
from pandas.tseries.offsets import CDay

# Creating a series of dates between the boundaries
# by using the custom calendar
se = pd.bdate_range(start=start,
                    end=end,
                    freq=CDay(calendar=cal)).to_series()
# Counting the number of working days by month
se.groupby(se.dt.month).count().head()

# 1    20
# 2    21
# 3    22
# 4    21
# 5    21
```

Lea Calendarios de vacaciones en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/7976/calendarios-de-vacaciones

Capítulo 6: Creando marcos de datos

Introducción

DataFrame es una estructura de datos proporcionada por la biblioteca pandas, además de *Series & Panel* . Es una estructura bidimensional y puede compararse con una tabla de filas y columnas.

Cada fila puede identificarse mediante un índice entero (0..N) o una etiqueta establecida explícitamente al crear un objeto DataFrame. Cada columna puede ser de un tipo distinto y se identifica mediante una etiqueta.

Este tema cubre varias formas de construir / crear un objeto DataFrame. Ex. de matrices numpy, de la lista de tuplas, del diccionario.

Examples

Crear un DataFrame de muestra

```
import pandas as pd
```

Cree un marco de datos a partir de un diccionario que contenga dos columnas: `numbers` y `colors` . Cada clave representa un nombre de columna y el valor es una serie de datos, el contenido de la columna:

```
df = pd.DataFrame({'numbers': [1, 2, 3], 'colors': ['red', 'white', 'blue']})
```

Mostrar los contenidos del marco de datos:

```
print(df)
# Output:
#   colors  numbers
# 0    red        1
# 1  white        2
# 2   blue        3
```

Pandas ordena las columnas alfabéticamente como `dict` no están ordenadas. Para especificar el orden, use el parámetro de `columns` .

```
df = pd.DataFrame({'numbers': [1, 2, 3], 'colors': ['red', 'white', 'blue']},
                  columns=['numbers', 'colors'])

print(df)
# Output:
#    numbers colors
# 0        1    red
# 1        2  white
# 2        3   blue
```

Crea un DataFrame de muestra usando Numpy

Crear un `DataFrame` de números aleatorios:

```
import numpy as np
import pandas as pd

# Set the seed for a reproducible sample
np.random.seed(0)

df = pd.DataFrame(np.random.randn(5, 3), columns=list('ABC'))

print(df)
# Output:
#           A         B         C
# 0  1.764052  0.400157  0.978738
# 1  2.240893  1.867558 -0.977278
# 2  0.950088 -0.151357 -0.103219
# 3  0.410599  0.144044  1.454274
# 4  0.761038  0.121675  0.443863
```

Crear un `DataFrame` con enteros:

```
df = pd.DataFrame(np.arange(15).reshape(5,3),columns=list('ABC'))

print(df)
# Output:
#     A   B   C
# 0   0   1   2
# 1   3   4   5
# 2   6   7   8
# 3   9  10  11
# 4  12  13  14
```

Cree un `DataFrame` e incluya nans (`NaT, NaN, 'nan', None`) en columnas y filas:

```
df = pd.DataFrame(np.arange(48).reshape(8,6),columns=list('ABCDEF'))

print(df)
# Output:
#     A   B   C   D   E   F
# 0   0   1   2   3   4   5
# 1   6   7   8   9  10  11
# 2  12  13  14  15  16  17
# 3  18  19  20  21  22  23
# 4  24  25  26  27  28  29
# 5  30  31  32  33  34  35
# 6  36  37  38  39  40  41
# 7  42  43  44  45  46  47

df.ix[::2,0] = np.nan # in column 0, set elements with indices 0,2,4, ... to NaN
df.ix[::4,1] = pd.NaT # in column 1, set elements with indices 0,4, ... to np.NaT
df.ix[:3,2] = 'nan'   # in column 2, set elements with index from 0 to 3 to 'nan'
df.ix[:,5] = None     # in column 5, set all elements to None
df.ix[5,:] = None     # in row 5, set all elements to None
df.ix[7,:] = np.nan   # in row 7, set all elements to NaN
```

```
print(df)
# Output:
#      A     B     C   D   E     F
# 0 NaN   NaT   nan   3   4  None
# 1   6     7   nan   9  10  None
# 2 NaN    13   nan  15  16  None
# 3  18    19   nan  21  22  None
# 4 NaN   NaT    26  27  28  None
# 5 NaN  None  None NaN NaN  None
# 6 NaN    37    38  39  40  None
# 7 NaN   NaN   NaN NaN NaN   NaN
```

Cree un DataFrame de muestra a partir de múltiples colecciones usando el Diccionario

```
import pandas as pd
import numpy as np

np.random.seed(123)
x = np.random.standard_normal(4)
y = range(4)
df = pd.DataFrame({'X':x, 'Y':y})
>>> df
          X  Y
0 -1.085631  0
1  0.997345  1
2  0.282978  2
3 -1.506295  3
```

Crear un DataFrame a partir de una lista de tuplas

Puede crear un DataFrame a partir de una lista de tuplas simples, e incluso puede elegir los elementos específicos de las tuplas que desea usar. Aquí crearemos un DataFrame utilizando todos los datos de cada tupla, excepto el último elemento.

```
import pandas as pd

data = [
('p1', 't1', 1, 2),
('p1', 't2', 3, 4),
('p2', 't1', 5, 6),
('p2', 't2', 7, 8),
('p2', 't3', 2, 8)
]

df = pd.DataFrame(data)

print(df)
#     0   1  2  3
# 0  p1  t1  1  2
# 1  p1  t2  3  4
# 2  p2  t1  5  6
# 3  p2  t2  7  8
# 4  p2  t3  2  8
```

Crear un DataFrame de un diccionario de listas

Cree un DataFrame a partir de varias listas pasando un dict cuyos valores se enumeran. Las claves del diccionario se utilizan como etiquetas de columna. Las listas también pueden ser ndarrays. Las listas / ndarrays deben tener la misma longitud.

```
import pandas as pd

# Create DF from dict of lists/ndarrays
df = pd.DataFrame({'A' : [1, 2, 3, 4],
                   'B' : [4, 3, 2, 1]})
df
# Output:
#       A  B
#    0  1  4
#    1  2  3
#    2  3  2
#    3  4  1
```

Si las matrices no tienen la misma longitud, se genera un error.

```
df = pd.DataFrame({'A' : [1, 2, 3, 4], 'B' : [5, 5, 5]}) # a ValueError is raised
```

Usando ndarrays

```
import pandas as pd
import numpy as np

np.random.seed(123)
x = np.random.standard_normal(4)
y = range(4)
df = pd.DataFrame({'X':x, 'Y':y})
df
# Output:           X  Y
#         0 -1.085631  0
#         1  0.997345  1
#         2  0.282978  2
#         3 -1.506295  3
```

Ver detalles adicionales en: http://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/dsintro.html#from-dict-of-ndarrays-lists

Crear un DataFrame de muestra con datetime

```
import pandas as pd
import numpy as np

np.random.seed(0)
# create an array of 5 dates starting at '2015-02-24', one per minute
rng = pd.date_range('2015-02-24', periods=5, freq='T')
df = pd.DataFrame({ 'Date': rng, 'Val': np.random.randn(len(rng)) })

print (df)
# Output:
```

```
#                  Date       Val
# 0 2015-02-24 00:00:00  1.764052
# 1 2015-02-24 00:01:00  0.400157
# 2 2015-02-24 00:02:00  0.978738
# 3 2015-02-24 00:03:00  2.240893
# 4 2015-02-24 00:04:00  1.867558

# create an array of 5 dates starting at '2015-02-24', one per day
rng = pd.date_range('2015-02-24', periods=5, freq='D')
df = pd.DataFrame({ 'Date': rng, 'Val' : np.random.randn(len(rng))})

print (df)
# Output:
#         Date       Val
# 0 2015-02-24 -0.977278
# 1 2015-02-25  0.950088
# 2 2015-02-26 -0.151357
# 3 2015-02-27 -0.103219
# 4 2015-02-28  0.410599

# create an array of 5 dates starting at '2015-02-24', one every 3 years
rng = pd.date_range('2015-02-24', periods=5, freq='3A')
df = pd.DataFrame({ 'Date': rng, 'Val' : np.random.randn(len(rng))})

print (df)
# Output:
#         Date       Val
# 0 2015-12-31  0.144044
# 1 2018-12-31  1.454274
# 2 2021-12-31  0.761038
# 3 2024-12-31  0.121675
# 4 2027-12-31  0.443863
```

DataFrame con `DatetimeIndex` :

```
import pandas as pd
import numpy as np

np.random.seed(0)
rng = pd.date_range('2015-02-24', periods=5, freq='T')
df = pd.DataFrame({ 'Val' : np.random.randn(len(rng)) }, index=rng)

print (df)
# Output:
#                            Val
# 2015-02-24 00:00:00  1.764052
# 2015-02-24 00:01:00  0.400157
# 2015-02-24 00:02:00  0.978738
# 2015-02-24 00:03:00  2.240893
# 2015-02-24 00:04:00  1.867558
```

`Offset-aliases` para el parámetro `freq` en `date_range` :

```
Alias     Description
B         business day frequency
C         custom business day frequency (experimental)
D         calendar day frequency
W         weekly frequency
M         month end frequency
```

```
BM         business month end frequency
CBM        custom business month end frequency
MS         month start frequency
BMS        business month start frequency
CBMS       custom business month start frequency
Q          quarter end frequency
BQ         business quarter endfrequency
QS         quarter start frequency
BQS        business quarter start frequency
A          year end frequency
BA         business year end frequency
AS         year start frequency
BAS        business year start frequency
BH         business hour frequency
H          hourly frequency
T, min     minutely frequency
S          secondly frequency
L, ms      milliseconds
U, us      microseconds
N          nanoseconds
```

Crear un DataFrame de muestra con MultiIndex

```
import pandas as pd
import numpy as np
```

Utilizando `from_tuples` :

```
np.random.seed(0)
tuples = list(zip(*[['bar', 'bar', 'baz', 'baz',
                     'foo', 'foo', 'qux', 'qux'],
                      ['one', 'two', 'one', 'two',
                       'one', 'two', 'one', 'two']]))

idx = pd.MultiIndex.from_tuples(tuples, names=['first', 'second'])
```

Utilizando `from_product` :

```
idx = pd.MultiIndex.from_product([['bar', 'baz', 'foo', 'qux'],['one','two']])
```

Luego, use este MultiIndex:

```
df = pd.DataFrame(np.random.randn(8, 2), index=idx, columns=['A', 'B'])
print (df)
                     A         B
first second
bar   one     1.764052  0.400157
      two     0.978738  2.240893
baz   one     1.867558 -0.977278
      two     0.950088 -0.151357
foo   one    -0.103219  0.410599
      two     0.144044  1.454274
qux   one     0.761038  0.121675
      two     0.443863  0.333674
```

Guardar y cargar un DataFrame en formato pickle (.plk)

```
import pandas as pd

# Save dataframe to pickled pandas object
df.to_pickle(file_name) # where to save it usually as a .plk

# Load dataframe from pickled pandas object
df= pd.read_pickle(file_name)
```

Crear un DataFrame a partir de una lista de diccionarios

Un DataFrame se puede crear a partir de una lista de diccionarios. Las claves se utilizan como nombres de columna.

```
import pandas as pd
L = [{'Name': 'John', 'Last Name': 'Smith'},
         {'Name': 'Mary', 'Last Name': 'Wood'}]
pd.DataFrame(L)
# Output:  Last Name  Name
# 0     Smith  John
# 1      Wood  Mary
```

Los valores faltantes se llenan con `NaN` s

```
L = [{'Name': 'John', 'Last Name': 'Smith', 'Age': 37},
     {'Name': 'Mary', 'Last Name': 'Wood'}]
pd.DataFrame(L)
# Output:     Age Last Name  Name
#          0   37     Smith  John
#          1  NaN      Wood  Mary
```

Lea Creando marcos de datos en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/1595/creando-marcos-de-datos

Capítulo 7: Datos categóricos

Introducción

Las categorías son un tipo de datos pandas, que corresponden a variables categóricas en estadísticas: una variable, que puede tomar solo un número limitado, y generalmente fijo, de valores posibles (categorías; niveles en R). Algunos ejemplos son género, clase social, tipos de sangre, afiliaciones de países, tiempo de observación o calificaciones a través de escalas de Likert. Fuente: Pandas Docs

Examples

Creación de objetos

```
In [188]: s = pd.Series(["a","b","c","a","c"], dtype="category")

In [189]: s
Out[189]:
0    a
1    b
2    c
3    a
4    c
dtype: category
Categories (3, object): [a, b, c]

In [190]: df = pd.DataFrame({"A":["a","b","c","a", "c"]})

In [191]: df["B"] = df["A"].astype('category')

In [192]: df["C"] = pd.Categorical(df["A"])

In [193]: df
Out[193]:
   A  B  C
0  a  a  a
1  b  b  b
2  c  c  c
3  a  a  a
4  c  c  c

In [194]: df.dtypes
Out[194]:
A      object
B    category
C    category
dtype: object
```

Creando grandes conjuntos de datos al azar

```
In [1]: import pandas as pd
        import numpy as np
```

```
In [2]: df = pd.DataFrame(np.random.choice(['foo','bar','baz'], size=(100000,3)))
        df = df.apply(lambda col: col.astype('category'))

In [3]: df.head()
Out[3]:
     0    1    2
0  bar  foo  baz
1  baz  bar  baz
2  foo  foo  bar
3  bar  baz  baz
4  foo  bar  baz

In [4]: df.dtypes
Out[4]:
0    category
1    category
2    category
dtype: object

In [5]: df.shape
Out[5]: (100000, 3)
```

Lea Datos categóricos en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/3887/datos-categoricos

Capítulo 8: Datos de agrupación

Examples

Agrupacion basica

Agrupar por una columna

Usando el siguiente DataFrame

```
df = pd.DataFrame({'A': ['a', 'b', 'c', 'a', 'b', 'b'],
                   'B': [2, 8, 1, 4, 3, 8],
                   'C': [102, 98, 107, 104, 115, 87]})

df
# Output:
#    A  B    C
# 0  a  2  102
# 1  b  8   98
# 2  c  1  107
# 3  a  4  104
# 4  b  3  115
# 5  b  8   87
```

Agrupe por columna A y obtenga el valor medio de otras columnas:

```
df.groupby('A').mean()
# Output:
#           B    C
# A
# a  3.000000  103
# b  6.333333  100
# c  1.000000  107
```

Agrupar por columnas múltiples

```
df.groupby(['A','B']).mean()
# Output:
#          C
# A B
# a 2  102.0
#   4  104.0
# b 3  115.0
#   8   92.5
# c 1  107.0
```

Observe cómo después de agrupar cada fila en el DataFrame resultante se indexa por una tupla o MultiIndex (en este caso, un par de elementos de las columnas A y B).

Para aplicar varios métodos de agregación a la vez, por ejemplo, para contar el número de elementos en cada grupo y calcular su media, use la función `agg` :

```
df.groupby(['A','B']).agg(['count', 'mean'])
# Output:
#         C
#     count   mean
# A B
# a 2     1  102.0
#   4     1  104.0
# b 3     1  115.0
#   8     2   92.5
# c 1     1  107.0
```

Números de agrupación

Para el siguiente DataFrame:

```
import numpy as np
import pandas as pd
np.random.seed(0)
df = pd.DataFrame({'Age': np.random.randint(20, 70, 100),
                   'Sex': np.random.choice(['Male', 'Female'], 100),
                   'number_of_foo': np.random.randint(1, 20, 100)})
df.head()
# Output:

#    Age     Sex  number_of_foo
# 0   64  Female             14
# 1   67  Female             14
# 2   20  Female             12
# 3   23    Male             17
# 4   23  Female             15
```

Grupo de `Age` en tres categorías (o contenedores). Los contenedores se pueden dar como

- un entero `n` indica el número de contenedores; en este caso, los datos del marco de datos se dividen en `n` intervalos de igual tamaño
- una secuencia de enteros que denota el punto final de los intervalos abiertos a la izquierda en los que los datos se dividen en: por ejemplo, `bins=[19, 40, 65, np.inf]` crea tres grupos de edad `(19, 40]` , `(40, 65]` , y `(65, np.inf]` .

Pandas asigna automáticamente las versiones de cadena de los intervalos como etiqueta. También es posible definir etiquetas propias definiendo un parámetro de `labels` como una lista de cadenas.

```
pd.cut(df['Age'], bins=4)
# this creates four age groups: (19.951, 32.25] < (32.25, 44.5] < (44.5, 56.75] < (56.75, 69]
Name: Age, dtype: category
Categories (4, object): [(19.951, 32.25] < (32.25, 44.5] < (44.5, 56.75] < (56.75, 69]]

pd.cut(df['Age'], bins=[19, 40, 65, np.inf])
# this creates three age groups: (19, 40], (40, 65] and (65, infinity)
Name: Age, dtype: category
Categories (3, object): [(19, 40] < (40, 65] < (65, inf]]
```

Úsalo en `groupby` para obtener el número medio de foo:

```
age_groups = pd.cut(df['Age'], bins=[19, 40, 65, np.inf])
df.groupby(age_groups)['number_of_foo'].mean()
# Output:
# Age
# (19, 40]     9.880000
# (40, 65]     9.452381
# (65, inf]    9.250000
# Name: number_of_foo, dtype: float64
```

Tablas cruzadas por grupos de edad y género:

```
pd.crosstab(age_groups, df['Sex'])
# Output:
# Sex        Female  Male
# Age
# (19, 40]       22    28
# (40, 65]       18    24
# (65, inf]       3     5
```

Columna de selección de un grupo.

Cuando haces un grupo, puedes seleccionar una sola columna o una lista de columnas:

```
In [11]: df = pd.DataFrame([[1, 1, 2], [1, 2, 3], [2, 3, 4]], columns=["A", "B", "C"])

In [12]: df
Out[12]:
   A  B  C
0  1  1  2
1  1  2  3
2  2  3  4

In [13]: g = df.groupby("A")

In [14]: g["B"].mean()           # just column B
Out[14]:
A
1    1.5
2    3.0
Name: B, dtype: float64

In [15]: g[["B", "C"]].mean()    # columns B and C
Out[15]:
     B    C
A
1  1.5  2.5
2  3.0  4.0
```

También puede usar `agg` para especificar columnas y agregación para realizar:

```
In [16]: g.agg({'B': 'mean', 'C': 'count'})
Out[16]:
   C    B
A
1  2  1.5
2  1  3.0
```

Agregando por tamaño versus por cuenta

La diferencia entre `size` y `count` es:

`size` cuenta los valores de `NaN` , el `count` no.

```
df = pd.DataFrame(
        {"Name":["Alice", "Bob", "Mallory", "Mallory", "Bob" , "Mallory"],
         "City":["Seattle", "Seattle", "Portland", "Seattle", "Seattle", "Portland"],
         "Val": [4, 3, 3, np.nan, np.nan, 4]})

df
# Output:
#        City     Name  Val
# 0   Seattle    Alice  4.0
# 1   Seattle      Bob  3.0
# 2  Portland  Mallory  3.0
# 3   Seattle  Mallory  NaN
# 4   Seattle      Bob  NaN
# 5  Portland  Mallory  4.0


df.groupby(["Name", "City"])['Val'].size().reset_index(name='Size')
# Output:
#       Name      City  Size
# 0    Alice   Seattle     1
# 1      Bob   Seattle     2
# 2  Mallory  Portland     2
# 3  Mallory   Seattle     1

df.groupby(["Name", "City"])['Val'].count().reset_index(name='Count')
# Output:
#       Name      City  Count
# 0    Alice   Seattle      1
# 1      Bob   Seattle      1
# 2  Mallory  Portland      2
# 3  Mallory   Seattle      0
```

Agregando grupos

```
In [1]: import numpy as np
In [2]: import pandas as pd

In [3]: df = pd.DataFrame({'A': list('XYZXYZXYZX'), 'B': [1, 2, 1, 3, 1, 2, 3, 3, 1, 2],
                           'C': [12, 14, 11, 12, 13, 14, 16, 12, 10, 19]})

In [4]: df.groupby('A')['B'].agg({'mean': np.mean, 'standard deviation': np.std})
Out[4]:
   standard deviation      mean
A
X            0.957427  2.250000
Y            1.000000  2.000000
Z            0.577350  1.333333
```

Para múltiples columnas:

```
In [5]: df.groupby('A').agg({'B': [np.mean, np.std], 'C': [np.sum, 'count']})
Out[5]:
    C               B
  sum count      mean       std
A
X  59     4  2.250000  0.957427
Y  39     3  2.000000  1.000000
Z  35     3  1.333333  0.577350
```

Exportar grupos en diferentes archivos.

Puede iterar en el objeto devuelto por `groupby()` . El iterador contiene tuplas `(Category, DataFrame)` .

```
# Same example data as in the previous example.
import numpy as np
import pandas as pd
np.random.seed(0)
df = pd.DataFrame({'Age': np.random.randint(20, 70, 100),
                   'Sex': np.random.choice(['Male', factor'Female'], 100),
                   'number_of_foo': np.random.randint(1, 20, 100)})

# Export to Male.csv and Female.csv files.
for sex, data in df.groupby('Sex'):
    data.to_csv("{}.csv".format(sex))
```

usar la transformación para obtener estadísticas a nivel de grupo mientras se preserva el marco de datos original

ejemplo:

```
df = pd.DataFrame({'group1' :  ['A', 'A', 'A', 'A',
                                'B', 'B', 'B', 'B'],
                   'group2' :  ['C', 'C', 'C', 'D',
                                'E', 'E', 'F', 'F'],
                   'B'      :  ['one', np.NaN, np.NaN, np.NaN,
                                 np.NaN, 'two', np.NaN, np.NaN],
                   'C'      :  [np.NaN, 1, np.NaN, np.NaN,
                               np.NaN, np.NaN, np.NaN, 4]})

 df
Out[34]:
     B    C group1 group2
0  one  NaN      A      C
1  NaN  1.0      A      C
2  NaN  NaN      A      C
3  NaN  NaN      A      D
4  NaN  NaN      B      E
5  two  NaN      B      E
6  NaN  NaN      B      F
7  NaN  4.0      B      F
```

Quiero obtener el recuento de las observaciones no faltantes de B para cada combinación de `group1` y `group2` . `groupby.transform` es una función muy poderosa que hace exactamente eso.

```
df['count_B']=df.groupby(['group1','group2']).B.transform('count')

df
Out[36]:
     B    C group1 group2  count_B
0  one  NaN      A      C        1
1  NaN  1.0      A      C        1
2  NaN  NaN      A      C        1
3  NaN  NaN      A      D        0
4  NaN  NaN      B      E        1
5  two  NaN      B      E        1
6  NaN  NaN      B      F        0
7  NaN  4.0      B      F        0
```

Lea Datos de agrupación en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/1822/datos-de-agrupacion

Capítulo 9: Datos duplicados

Examples

Seleccione duplicado

Si es necesario, establezca el valor `0` en la columna `B` , donde en la columna `A` los datos duplicados primero crean una máscara mediante `Series.duplicated` y luego usan `DataFrame.ix` o `Series.mask` :

```
In [224]: df = pd.DataFrame({'A':[1,2,3,3,2],
     ...:                    'B':[1,7,3,0,8]})

In [225]: mask = df.A.duplicated(keep=False)

In [226]: mask
Out[226]:
0    False
1     True
2     True
3     True
4     True
Name: A, dtype: bool

In [227]: df.ix[mask, 'B'] = 0

In [228]: df['C'] = df.A.mask(mask, 0)

In [229]: df
Out[229]:
   A  B  C
0  1  1  1
1  2  0  0
2  3  0  0
3  3  0  0
4  2  0  0
```

Si necesita una máscara invertida use `~` :

```
In [230]: df['C'] = df.A.mask(~mask, 0)

In [231]: df
Out[231]:
   A  B  C
0  1  1  0
1  2  0  2
2  3  0  3
3  3  0  3
4  2  0  2
```

Drop duplicado

Utilice `drop_duplicates` :

```
In [216]: df = pd.DataFrame({'A':[1,2,3,3,2],
     ...:                    'B':[1,7,3,0,8]})

In [217]: df
Out[217]:
   A  B
0  1  1
1  2  7
2  3  3
3  3  0
4  2  8

# keep only the last value
In [218]: df.drop_duplicates(subset=['A'], keep='last')
Out[218]:
   A  B
0  1  1
3  3  0
4  2  8

# keep only the first value, default value
In [219]: df.drop_duplicates(subset=['A'], keep='first')
Out[219]:
   A  B
0  1  1
1  2  7
2  3  3

# drop all duplicated values
In [220]: df.drop_duplicates(subset=['A'], keep=False)
Out[220]:
   A  B
0  1  1
```

Cuando no desea obtener una copia de un marco de datos, pero para modificar el existente:

```
In [221]: df = pd.DataFrame({'A':[1,2,3,3,2],
     ...:                    'B':[1,7,3,0,8]})

In [222]: df.drop_duplicates(subset=['A'], inplace=True)

In [223]: df
Out[223]:
   A  B
0  1  1
1  2  7
2  3  3
```

Contando y consiguiendo elementos únicos.

Número de elementos únicos en una serie:

```
In [1]: id_numbers = pd.Series([111, 112, 112, 114, 115, 118, 114, 118, 112])
In [2]: id_numbers.nunique()
Out[2]: 5
```

Consigue elementos únicos en una serie:

```
In [3]: id_numbers.unique()
Out[3]: array([111, 112, 114, 115, 118], dtype=int64)

In [4]: df = pd.DataFrame({'Group': list('ABAABABAAB'),
                           'ID': [1, 1, 2, 3, 3, 2, 1, 2, 1, 3]})

In [5]: df
Out[5]:
  Group  ID
0     A   1
1     B   1
2     A   2
3     A   3
4     B   3
5     A   2
6     B   1
7     A   2
8     A   1
9     B   3
```

Número de elementos únicos en cada grupo:

```
In [6]: df.groupby('Group')['ID'].nunique()
Out[6]:
Group
A    3
B    2
Name: ID, dtype: int64
```

Consiga de elementos únicos en cada grupo:

```
In [7]: df.groupby('Group')['ID'].unique()
Out[7]:
Group
A    [1, 2, 3]
B       [1, 3]
Name: ID, dtype: object
```

Obtener valores únicos de una columna.

```
In [15]: df = pd.DataFrame({"A":[1,1,2,3,1,1],"B":[5,4,3,4,6,7]})

In [21]: df
Out[21]:
   A  B
0  1  5
1  1  4
2  2  3
3  3  4
4  1  6
5  1  7
```

Para obtener valores únicos en las columnas A y B.

```
In [22]: df["A"].unique()
```

```
Out[22]: array([1, 2, 3])

In [23]: df["B"].unique()
Out[23]: array([5, 4, 3, 6, 7])
```

Para obtener los valores únicos en la columna A como una lista (tenga en cuenta que `unique()` se puede utilizar de dos maneras ligeramente diferentes)

```
In [24]: pd.unique(df['A']).tolist()
Out[24]: [1, 2, 3]
```

Aquí hay un ejemplo más complejo. Digamos que queremos encontrar los valores únicos de la columna 'B' donde 'A' es igual a 1.

Primero, introduzcamos un duplicado para que puedas ver cómo funciona. Vamos a reemplazar el 6 en la fila '4', columna 'B' con un 4:

```
In [24]: df.loc['4', 'B'] = 4
Out[24]:
   A  B
0  1  5
1  1  4
2  2  3
3  3  4
4  1  4
5  1  7
```

Ahora seleccione los datos:

```
In [25]: pd.unique(df[df['A'] == 1 ]['B']).tolist()
Out[25]: [5, 4, 7]
```

Esto se puede descomponer pensando primero en el DataFrame interno:

```
df['A'] == 1
```

Esto encuentra valores en la columna A que son iguales a 1 y les aplica Verdadero o Falso. Luego podemos usar esto para seleccionar valores de la columna 'B' del DataFrame (la selección externa del DataFrame)

A modo de comparación, aquí está la lista si no utilizamos único. Recupera cada valor en la columna 'B' donde la columna 'A' es 1

```
In [26]: df[df['A'] == 1]['B'].tolist()
Out[26]: [5, 4, 4, 7]
```

Lea Datos duplicados en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/2082/datos-duplicados

Capítulo 10: Datos perdidos

Observaciones

¿Debemos incluir el `ffill` y el `bfill` no documentados?

Examples

Relleno de valores perdidos

```
In [11]: df = pd.DataFrame([[1, 2, None, 3], [4, None, 5, 6],
                            [7, 8, 9, 10], [None, None, None, None]])

Out[11]:
     0    1    2     3
0  1.0  2.0  NaN   3.0
1  4.0  NaN  5.0   6.0
2  7.0  8.0  9.0  10.0
3  NaN  NaN  NaN   NaN
```

Rellene los valores faltantes con un solo valor:

```
In [12]: df.fillna(0)
Out[12]:
     0    1    2     3
0  1.0  2.0  0.0   3.0
1  4.0  0.0  5.0   6.0
2  7.0  8.0  9.0  10.0
3  0.0  0.0  0.0   0.0
```

Esto devuelve un nuevo DataFrame. Si desea cambiar el DataFrame original, use el parámetro `inplace` (`df.fillna(0, inplace=True)`) o vuelva a asignarlo al DataFrame original (`df = df.fillna(0)`).

Rellene los valores faltantes con los anteriores:

```
In [13]: df.fillna(method='pad')  # this is equivalent to both method='ffill' and .ffill()
Out[13]:
     0    1    2     3
0  1.0  2.0  NaN   3.0
1  4.0  2.0  5.0   6.0
2  7.0  8.0  9.0  10.0
3  7.0  8.0  9.0  10.0
```

Rellena con los siguientes:

```
In [14]: df.fillna(method='bfill')  # this is equivalent to .bfill()
Out[14]:
     0    1    2     3
0  1.0  2.0  5.0   3.0
1  4.0  8.0  5.0   6.0
2  7.0  8.0  9.0  10.0
3  NaN  NaN  NaN   NaN
```

Rellene utilizando otro DataFrame:

```
In [15]: df2 = pd.DataFrame(np.arange(100, 116).reshape(4, 4))
         df2
Out[15]:
     0    1    2    3
0  100  101  102  103
1  104  105  106  107
2  108  109  110  111
3  112  113  114  115

In [16]: df.fillna(df2) #  takes the corresponding cells in df2 to fill df
Out[16]:
       0      1      2      3
0    1.0    2.0  102.0    3.0
1    4.0  105.0    5.0    6.0
2    7.0    8.0    9.0   10.0
3  112.0  113.0  114.0  115.0
```

Bajando valores perdidos

Cuando se crea un DataFrame, `None` (el valor faltante de python) se convierte a `NaN` (valor faltante de los pandas):

```
In [11]: df = pd.DataFrame([[1, 2, None, 3], [4, None, 5, 6],
                            [7, 8, 9, 10], [None, None, None, None]])

Out[11]:
     0    1    2     3
0  1.0  2.0  NaN   3.0
1  4.0  NaN  5.0   6.0
2  7.0  8.0  9.0  10.0
3  NaN  NaN  NaN   NaN
```

Eliminar filas si al menos una columna tiene un valor perdido

```
In [12]: df.dropna()
Out[12]:
     0    1    2     3
2  7.0  8.0  9.0  10.0
```

Esto devuelve un nuevo DataFrame. Si desea cambiar el DataFrame original, use el parámetro `inplace` (`df.dropna(inplace=True)`) o vuelva a asignarlo al DataFrame original (`df = df.dropna()`).

Eliminar filas si faltan todos los valores de esa fila

```
In [13]: df.dropna(how='all')
Out[13]:
     0    1    2     3
0  1.0  2.0  NaN   3.0
1  4.0  NaN  5.0   6.0
2  7.0  8.0  9.0  10.0
```

Eliminar *columnas* que no tengan al menos 3 valores no perdidos

```
In [14]: df.dropna(axis=1, thresh=3)
Out[14]:
     0     3
0  1.0   3.0
1  4.0   6.0
2  7.0  10.0
3  NaN   NaN
```

Interpolación

```
import pandas as pd
import numpy as np

df = pd.DataFrame({'A':[1,2,np.nan,3,np.nan],
                   'B':[1.2,7,3,0,8]})

df['C'] = df.A.interpolate()
df['D'] = df.A.interpolate(method='spline', order=1)

print (df)
     A    B    C         D
0  1.0  1.2  1.0  1.000000
1  2.0  7.0  2.0  2.000000
2  NaN  3.0  2.5  2.428571
3  3.0  0.0  3.0  3.000000
4  NaN  8.0  3.0  3.714286
```

Comprobación de valores perdidos

Para verificar si un valor es NaN, se pueden usar las funciones `isnull()` o `notnull()` .

```
In [1]: import numpy as np
In [2]: import pandas as pd
In [3]: ser = pd.Series([1, 2, np.nan, 4])
In [4]: pd.isnull(ser)
Out[4]:
0    False
1    False
2     True
3    False
```

```
dtype: bool
```

Tenga en cuenta que `np.nan == np.nan` devuelve False, por lo que debe evitar la comparación con np.nan:

```
In [5]: ser == np.nan
Out[5]:
0    False
1    False
2    False
3    False
dtype: bool
```

Ambas funciones también se definen como métodos en Series y DataFrames.

```
In [6]: ser.isnull()
Out[6]:
0    False
1    False
2     True
3    False
dtype: bool
```

Pruebas en DataFrames:

```
In [7]: df = pd.DataFrame({'A': [1, np.nan, 3], 'B': [np.nan, 5, 6]})
In [8]: print(df)
Out[8]:
     A    B
0  1.0  NaN
1  NaN  5.0
2  3.0  6.0

In [9]: df.isnull()  # If the value is NaN, returns True.
Out[9]:
       A      B
0  False   True
1   True  False
2  False  False

In [10]: df.notnull()  # Opposite of .isnull(). If the value is not NaN, returns True.
Out[10]:
       A      B
0   True  False
1  False   True
2   True   True
```

Lea Datos perdidos en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/1896/datos-perdidos

Capítulo 11: Desplazamiento y desplazamiento de datos

Examples

Desplazar o retrasar valores en un marco de datos

```
import pandas as pd

df = pd.DataFrame({'eggs': [1,2,4,8,], 'chickens': [0,1,2,4,]})

df

#    chickens  eggs
# 0         0     1
# 1         1     2
# 2         2     4
# 3         4     8

df.shift()

#    chickens  eggs
# 0       NaN   NaN
# 1       0.0   1.0
# 2       1.0   2.0
# 3       2.0   4.0

df.shift(-2)

#    chickens  eggs
# 0       2.0   4.0
# 1       4.0   8.0
# 2       NaN   NaN
# 3       NaN   NaN

df['eggs'].shift(1) - df['chickens']

# 0    NaN
# 1    0.0
# 2    0.0
# 3    0.0
```

El primer argumento para `.shift()` es `periods` , el número de espacios para mover los datos. Si no se especifica, el valor predeterminado es `1` .

Lea Desplazamiento y desplazamiento de datos en línea:
https://riptutorial.com/es/pandas/topic/7554/desplazamiento-y-desplazamiento-de-datos

Capítulo 12: Fusionar, unir y concatenar

Sintaxis

- Marco de datos. **fusionar** (a la *derecha, cómo = 'interno', en = Ninguna, left_on = Ninguna, right_on = Ninguna, left_index = False, right_index = False, sort = False, sufijos = ('_ x', '_y'), copy = True, indicador = falso*)
- Combine los objetos DataFrame realizando una operación de combinación de estilo de base de datos por columnas o índices.
- Si se unen columnas en columnas, los índices de DataFrame se ignorarán. De lo contrario, si se unen índices en índices o índices en una columna o columnas, se pasará el índice.

Parámetros

Parámetros	Explicación
Correcto	Marco de datos
cómo	{'izquierda', 'derecha', 'exterior', 'interno'}, por defecto 'interno'
dejado en	etiqueta o lista, o como una matriz. Los nombres de los campos para unirse en el marco de datos izquierdo. Puede ser un vector o una lista de vectores de la longitud del DataFrame para usar un vector particular como la clave de unión en lugar de columnas
tocar el asunto exacto	etiqueta o lista, o como una matriz. Nombres de campo para unir en el marco de datos correcto o vector / lista de vectores por documentos left_on
left_index	booleano, por defecto Falso. Utilice el índice del DataFrame izquierdo como la (s) clave (s) de unión. Si es un MultiIndex, el número de claves en el otro DataFrame (ya sea el índice o un número de columnas) debe coincidir con el número de niveles
right_index	booleano, por defecto Falso. Utilice el índice del DataFrame correcto como la clave de unión. Las mismas advertencias que left_index
ordenar	booleano, por defecto Fals. Ordenar las claves de unión lexicográficamente en el resultado DataFrame
sufijos	Secuencia de 2 longitudes (tupla, lista, ...). Sufijo para aplicar a los nombres de columnas superpuestas en el lado izquierdo y derecho, respectivamente
dupdo	booleano, por defecto verdadero. Si es falso, no copie datos

Parámetros	Explicación
	innecesariamente
indicador	booleano o cadena, predeterminado Falso. Si es verdadero, agrega una columna para generar el marco de datos llamado "_merge" con información sobre el origen de cada fila. Si es una cadena, la columna con información sobre el origen de cada fila se agregará a DataFrame de salida, y la columna se llamará valor de cadena. La columna de información es de tipo categórico y toma un valor de "left_only" para las observaciones cuya clave de combinación solo aparece en el marco de datos 'izquierdo', 'right_only' para las observaciones cuya clave de combinación solo aparece en el correcto 'DataFrame' y 'ambos' si La clave de combinación de la observación se encuentra en ambos.

Examples

Unir

Por ejemplo, se dan dos tablas,

T1

```
id    x        y
8    42        1.9
9    30        1.9
```

T2

```
id    signal
8    55
8    56
8    59
9    57
9    58
9    60
```

El objetivo es conseguir la nueva tabla T3:

```
id    x        y        s1        s2        s3
8    42        1.9        55        56        58
9    30        1.9        57        58        60
```

Lo que consiste en crear las columnas `s1` , `s2` y `s3` , cada una correspondiente a una fila (el número de filas por `id` siempre es fijo e igual a 3)

Aplicando `join` (que toma un opcional en el argumento que puede ser una columna o varios nombres de columna, que especifica que el DataFrame pasado se alineará en esa columna en el DataFrame). Así que la solución puede ser como se muestra a continuación:

df = df1.merge (df2.groupby ('id') ['señal']. apply (lambda x: x.reset_index (drop = True)). unstack (). reset_index ())

```
df
Out[63]:
   id   x    y   0   1   2
0   8  42  1.9  55  56  59
1   9  30  1.9  57  58  60
```

Si los separo:

```
df2t = df2.groupby('id')['signal'].apply(lambda x:
x.reset_index(drop=True)).unstack().reset_index()

df2t
Out[59]:
   id   0   1   2
0   8  55  56  59
1   9  57  58  60

df = df1.merge(df2t)

df
Out[61]:
   id   x    y   0   1   2
0   8  42  1.9  55  56  59
1   9  30  1.9  57  58  60
```

Fusionando dos DataFrames

```
In [1]: df1 = pd.DataFrame({'x': [1, 2, 3], 'y': ['a', 'b', 'c']})

In [2]: df2 = pd.DataFrame({'y': ['b', 'c', 'd'], 'z': [4, 5, 6]})

In [3]: df1
Out[3]:
   x  y
0  1  a
1  2  b
2  3  c

In [4]: df2
Out[4]:
   y  z
0  b  4
1  c  5
2  d  6
```

Unir internamente:

Utiliza la intersección de claves de dos DataFrames.

```
In [5]: df1.merge(df2) # by default, it does an inner join on the common column(s)
```

```
Out[5]:
   x  y  z
0  2  b  4
1  3  c  5
```

Alternativamente, especifique la intersección de claves de dos Dataframes.

```
In [5]: merged_inner = pd.merge(left=df1, right=df2, left_on='y', right_on='y')
Out[5]:
   x  y  z
0  2  b  4
1  3  c  5
```

Unión externa:

Utiliza la unión de las claves de dos DataFrames.

```
In [6]: df1.merge(df2, how='outer')
Out[6]:
     x  y    z
0  1.0  a  NaN
1  2.0  b  4.0
2  3.0  c  5.0
3  NaN  d  6.0
```

Unirse a la izquierda:

Utiliza solo claves de DataFrame izquierdo.

```
In [7]: df1.merge(df2, how='left')
Out[7]:
   x  y    z
0  1  a  NaN
1  2  b  4.0
2  3  c  5.0
```

Unirse a la derecha

Utiliza solo claves del DataFrame correcto.

```
In [8]: df1.merge(df2, how='right')
Out[8]:
     x  y  z
0  2.0  b  4
1  3.0  c  5
2  NaN  d  6
```

Fusionar / concatenar / unir múltiples marcos de datos (horizontal y verticalmente)

generar marcos de datos de muestra:

```
In [57]: df3 = pd.DataFrame({'col1':[211,212,213], 'col2': [221,222,223]})

In [58]: df1 = pd.DataFrame({'col1':[11,12,13], 'col2': [21,22,23]})

In [59]: df2 = pd.DataFrame({'col1':[111,112,113], 'col2': [121,122,123]})

In [60]: df3 = pd.DataFrame({'col1':[211,212,213], 'col2': [221,222,223]})

In [61]: df1
Out[61]:
   col1  col2
0    11    21
1    12    22
2    13    23

In [62]: df2
Out[62]:
   col1  col2
0   111   121
1   112   122
2   113   123

In [63]: df3
Out[63]:
   col1  col2
0   211   221
1   212   222
2   213   223
```

fusionar / unir / concatenar marcos de datos [df1, df2, df3] verticalmente - agregar filas

```
In [64]: pd.concat([df1,df2,df3], ignore_index=True)
Out[64]:
   col1  col2
0    11    21
1    12    22
2    13    23
3   111   121
4   112   122
5   113   123
6   211   221
7   212   222
8   213   223
```

fusionar / unir / concatenar marcos de datos horizontalmente (alineación por índice):

```
In [65]: pd.concat([df1,df2,df3], axis=1)
Out[65]:
   col1  col2  col1  col2  col1  col2
0    11    21   111   121   211   221
1    12    22   112   122   212   222
2    13    23   113   123   213   223
```

Fusionar, Unir y Concat

Fusionar nombres de claves son iguales

```
pd.merge(df1, df2, on='key')
```

Fusionar nombres de claves son diferentes

```
pd.merge(df1, df2, left_on='l_key', right_on='r_key')
```

Diferentes tipos de unión.

```
pd.merge(df1, df2, on='key', how='left')
```

Fusionando en múltiples claves

```
pd.merge(df1, df2, on=['key1', 'key2'])
```

Tratamiento de columnas superpuestas

```
pd.merge(df1, df2, on='key', suffixes=('_left', '_right'))
```

Usando el índice de filas en lugar de combinar claves

```
pd.merge(df1, df2, right_index=True, left_index=True)
```

Evite el uso de la sintaxis `.join` ya que da una excepción para las columnas superpuestas

Fusión en el índice de marco de datos izquierdo y la columna de marco de datos derecha

```
pd.merge(df1, df2, right_index=True, left_on='l_key')
```

Marcos de datos concate

Pegado verticalmente

```
pd.concat([df1, df2, df3], axis=0)
```

Pegado horizontalmente

```
pd.concat([df1, df2, df3], axis=1)
```

¿Cuál es la diferencia entre unirse y fusionarse?

Considere los marcos de datos de `left` y `right`

```
left = pd.DataFrame([['a', 1], ['b', 2]], list('XY'), list('AB'))
left

   A  B
X  a  1
Y  b  2
```

```
right = pd.DataFrame([['a', 3], ['b', 4]], list('XY'), list('AC'))
right

   A  C
X  a  3
Y  b  4
```

join

Piense en `join` como si quisiera combinarlos a los marcos de datos en función de sus índices respectivos. Si hay columnas superpuestas, `join` querrá que agregue un sufijo al nombre de la columna superpuesta del marco de datos de la izquierda. Nuestros dos marcos de datos tienen un nombre de columna superpuesto `A`

```
left.join(right, lsuffix='_')

  A_  B  A  C
X  a  1  a  3
Y  b  2  b  4
```

Note que el índice se conserva y tenemos 4 columnas. 2 columnas de `left` y 2 de `right` .

Si los índices no se alineaban

```
left.join(right.reset_index(), lsuffix='_', how='outer')

    A_    B index    A    C
0  NaN  NaN     X    a  3.0
1  NaN  NaN     Y    b  4.0
X    a  1.0   NaN  NaN  NaN
Y    b  2.0   NaN  NaN  NaN
```

Utilicé una combinación externa para ilustrar mejor el punto. Si los índices no se alinean, el resultado será la unión de los índices.

Podemos decirle a `join` que use una columna específica en el marco de datos de la izquierda para usarla como clave de join, pero seguirá usando el índice de la derecha.

```
left.reset_index().join(right, on='index', lsuffix='_')

  index A_  B  A  C
0     X  a  1  a  3
1     Y  b  2  b  4
```

merge

Piense en la `merge` como alineación en columnas. Por defecto, la `merge` buscará columnas

superpuestas en las que se fusionará. `merge` proporciona un mejor control sobre las claves de combinación al permitir al usuario especificar un subconjunto de las columnas superpuestas para usar con el parámetro `on` , o permitir por separado la especificación de qué columnas de la izquierda y qué columnas de la derecha se fusionan.

`merge` devolverá un marco de datos combinado en el que se destruirá el índice.

Este sencillo ejemplo encuentra que la columna superpuesta es `'A'` y se combina en función de ella.

```
left.merge(right)

   A  B  C
0  a  1  3
1  b  2  4
```

Tenga en cuenta que el índice es `[0, 1]` y ya no es `['X', 'Y']`

Puede especificar explícitamente que está fusionando en el índice con la `left_index` o `right_index` parametro

```
left.merge(right, left_index=True, right_index=True, suffixes=['_', ''])

  A_  B  A  C
X  a  1  a  3
Y  b  2  b  4
```

Y esto se ve exactamente como el ejemplo de `join` anterior.

Lea Fusionar, unir y concatenar en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/1966/fusionar--unir-y-concatenar

Capítulo 13: Gotchas de pandas

Observaciones

Gotcha en general es una construcción que está documentada, pero no es intuitiva. Los gotchas producen una salida que normalmente no se espera debido a su carácter contraintuitivo.

El paquete de Pandas tiene varios errores, que pueden confundir a alguien que no los conoce, y algunos de ellos se presentan en esta página de documentación.

Examples

Detectando valores perdidos con np.nan

Si quieres detectar faltas con

```
df=pd.DataFrame({'col':[1,np.nan]})
df==np.nan
```

Obtendrás el siguiente resultado:

```
col
0    False
1    False
```

Esto se debe a que comparar el valor faltante con cualquier cosa da como resultado un Falso; en lugar de esto, debe usar

```
df=pd.DataFrame({'col':[1,np.nan]})
df.isnull()
```

lo que resulta en:

```
col
0    False
1    True
```

Integer y NA

Las pandas no admiten la falta de atributos de tipo entero. Por ejemplo, si tiene faltas en la columna de calificación:

```
df= pd.read_csv("data.csv", dtype={'grade': int})
error: Integer column has NA values
```

En este caso, solo debes usar float en lugar de enteros o establecer el tipo de objeto.

Alineación automática de datos (comportamiento indexado)

Si desea agregar una serie de valores [1,2] a la columna de dataframe df, obtendrá NaNs:

```
import pandas as pd

series=pd.Series([1,2])
df=pd.DataFrame(index=[3,4])
df['col']=series
df

   col
3    NaN
4    NaN
```

porque la configuración de una nueva columna alinea automáticamente los datos por el índice, y sus valores 1 y 2 obtendrían los índices 0 y 1, y no 3 y 4 como en su marco de datos:

```
df=pd.DataFrame(index=[1,2])
df['col']=series
df

   col
1      2.0
2      NaN
```

Si desea ignorar el índice, debe configurar los valores al final:

```
df['col']=series.values

   col
3    1
4    2
```

Lea Gotchas de pandas en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/6425/gotchas-de-pandas

Capítulo 14: Gráficos y visualizaciones

Examples

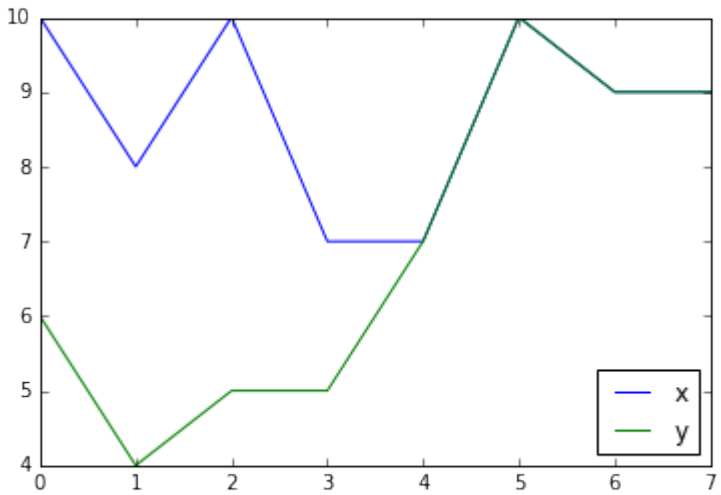
Gráficos de datos básicos

Los usos de Pandas proporcionan múltiples formas de hacer gráficos de los datos dentro del marco de datos. Utiliza matplotlib para ese propósito.

Los gráficos básicos tienen sus envoltorios para los objetos DataFrame y Series:

Línea Plot

```
df = pd.DataFrame({'x': [10, 8, 10, 7, 7, 10, 9, 9],
                   'y': [6, 4, 5, 5, 7, 10, 9, 9]})
df.plot()
```



Puede llamar al mismo método para un objeto Serie para trazar un subconjunto del Marco de datos:

```
df['x'].plot()
```

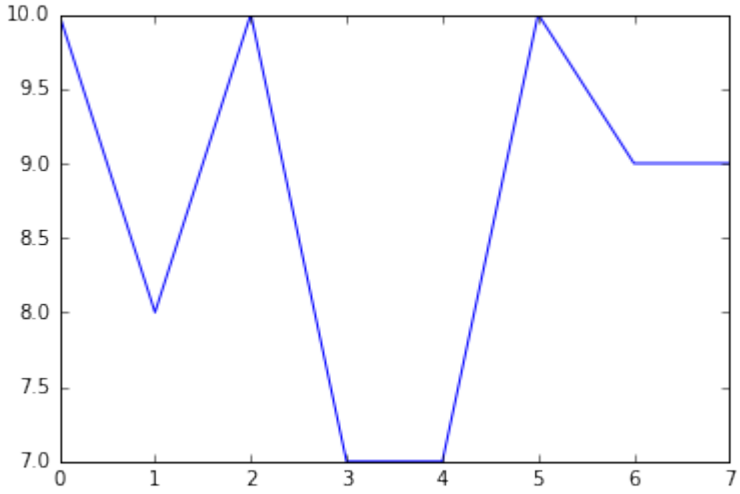
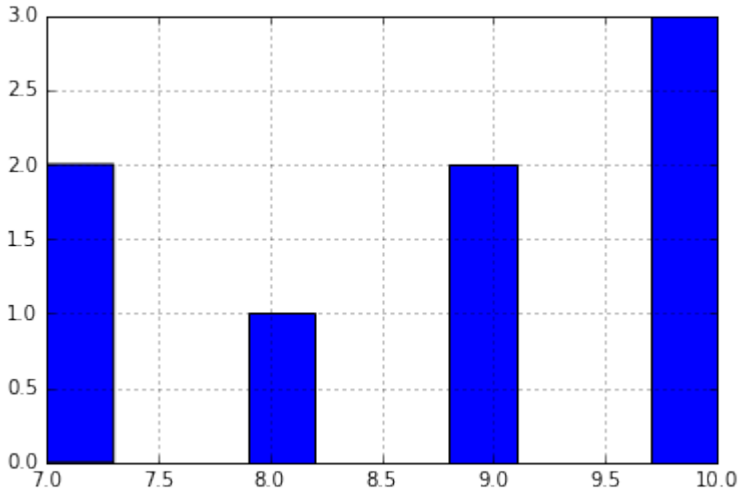


Gráfico de barras

Si desea explorar la distribución de sus datos, puede utilizar el método `hist()` .

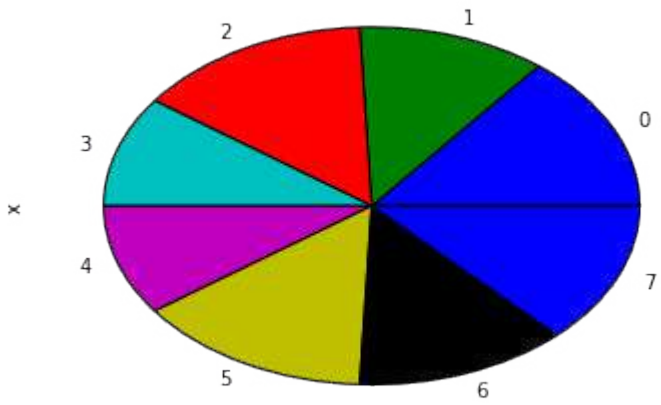
```
df['x'].hist()
```



Método general para trazar parcela ()

Todos los gráficos posibles están disponibles a través del método de trazado. El tipo de gráfico es seleccionado por el argumento **kind** .

```
df['x'].plot(kind='pie')
```



Nota En muchos entornos, el gráfico circular saldrá un óvalo. Para hacer un círculo, usa lo siguiente:

```
from matplotlib import pyplot

pyplot.axis('equal')
df['x'].plot(kind='pie')
```

Estilo de la trama

`plot()` puede tomar argumentos que se pasan a matplotlib para diseñar la trama de diferentes maneras.

```
df.plot(style='o')  # plot as dots, not lines
df.plot(style='g--')  # plot as green dashed line
df.plot(style='o', markeredgecolor='white')  # plot as dots with white edge
```

Parcela en un eje de matplotlib existente

Por defecto, `plot()` crea una nueva figura cada vez que se llama. Es posible trazar en un eje existente pasando el parámetro `ax` .

```
plt.figure()  # create a new figure
ax = plt.subplot(121)  # create the left-side subplot
df1.plot(ax=ax)  # plot df1 on that subplot
ax = plt.subplot(122)  # create the right-side subplot
df2.plot(ax=ax)  # and plot df2 there
plt.show()  # show the plot
```

Lea Gráficos y visualizaciones en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/3839/graficos-y-visualizaciones

Capítulo 15: Guardar pandas dataframe en un archivo csv

Parámetros

Parámetro	Descripción
path_or_buf	cadena o identificador de archivo, por defecto Ninguno Ruta de archivo de archivo u objeto, si se proporciona Ninguno, el resultado se devuelve como una cadena.
sep	carácter, predeterminado ',' delimitador de campo para el archivo de salida.
na_rep	cadena, por defecto '' Representación de datos faltantes
float_format	cadena, por defecto Ninguno Cadena de formato para números de punto flotante
columnas	Secuencias, columnas opcionales para escribir.
encabezamiento	booleano o lista de cadenas, nombres de columna de escritura verdadera predeterminados. Si se proporciona una lista de cadenas, se asume que son alias para los nombres de columna
índice	booleano, nombres de fila de escritura verdadera predeterminados (índice)
index_label	cadena o secuencia, o Falso, predeterminado Ninguno Etiqueta de columna para columnas de índice, si lo desea. Si se da Ninguno, y el encabezado y el índice son Verdaderos, entonces se usan los nombres del índice. Se debe dar una secuencia si el DataFrame usa MultiIndex. Si es falso, no imprima campos para los nombres de índice. Use index_label = False para facilitar la importación en R
nanRep	Ninguno en desuso, use na_rep
modo	modo de escritura str Python, por defecto 'w'
codificación	cadena, opcional Una cadena que representa la codificación a usar en el archivo de salida, por defecto es 'ascii' en Python 2 y 'utf-8' en Python 3.
compresión	cadena, opcional una cadena que representa la compresión a usar en el archivo de salida, los valores permitidos son 'gzip', 'bz2', 'xz', solo se usan cuando el primer argumento es un nombre de archivo

Parámetro	Descripción
line_terminator	cadena, por defecto 'n' El carácter de nueva línea o secuencia de caracteres para usar en el archivo de salida
citando	constante opcional del módulo csv por defecto a csv.QUOTE_MINIMAL
cotizar	cadena (longitud 1), por defecto el carácter " 'usado para citar campos
doble cita	booleano, cotización True Control por defecto de quotechar dentro de un campo
escapechar	cadena (longitud 1), por defecto Ninguno carácter utilizado para escapar de sep y quotechar cuando sea apropiado
tamaño de porción	Int o None filas para escribir a la vez
tupleize_cols	booleano, predeterminado False escribe columnas multi_index como una lista de tuplas (si es verdadero) o nuevo (formato expandido) si es falso)
formato de fecha	cadena, por defecto Ninguno Cadena de formato para objetos de fecha y hora
decimal	cadena, por defecto '.' Carácter reconocido como separador decimal. Por ejemplo, use ',' para datos europeos

Examples

Crear un marco de datos aleatorio y escribir en .csv

Crear un DataFrame simple.

```
import numpy as np
import pandas as pd

# Set the seed so that the numbers can be reproduced.
np.random.seed(0)

df = pd.DataFrame(np.random.randn(5, 3), columns=list('ABC'))

# Another way to set column names is
"columns=['column_1_name','column_2_name','column_3_name']"

df

      A         B         C
0  1.764052  0.400157  0.978738
1  2.240893  1.867558 -0.977278
2  0.950088 -0.151357 -0.103219
3  0.410599  0.144044  1.454274
4  0.761038  0.121675  0.443863
```

Ahora, escribe en un archivo CSV:

```
df.to_csv('example.csv', index=False)
```

Contenido de example.csv:

```
A,B,C
1.76405234597,0.400157208367,0.978737984106
2.2408931992,1.86755799015,-0.977277879876
0.950088417526,-0.151357208298,-0.103218851794
0.410598501938,0.144043571161,1.45427350696
0.761037725147,0.121675016493,0.443863232745
```

Tenga en cuenta que especificamos `index=False` para que los índices generados automáticamente (fila #s 0,1,2,3,4) no se incluyan en el archivo CSV. Inclúyelo si necesita la columna de índice, así:

```
df.to_csv('example.csv', index=True)  # Or just leave off the index param; default is True
```

Contenido de example.csv:

```
,A,B,C
0,1.76405234597,0.400157208367,0.978737984106
1,2.2408931992,1.86755799015,-0.977277879876
2,0.950088417526,-0.151357208298,-0.103218851794
3,0.410598501938,0.144043571161,1.45427350696
4,0.761037725147,0.121675016493,0.443863232745
```

También tenga en cuenta que puede eliminar el encabezado si no es necesario con `header=False` . Esta es la salida más simple:

```
df.to_csv('example.csv', index=False, header=False)
```

Contenido de example.csv:

```
1.76405234597,0.400157208367,0.978737984106
2.2408931992,1.86755799015,-0.977277879876
0.950088417526,-0.151357208298,-0.103218851794
0.410598501938,0.144043571161,1.45427350696
0.761037725147,0.121675016493,0.443863232745
```

El delimitador se puede establecer por `sep=` argumento, aunque el separador estándar para archivos csv es `','` .

```
df.to_csv('example.csv', index=False, header=False, sep='\t')
```

```
1.76405234597    0.400157208367    0.978737984106
2.2408931992    1.86755799015    -0.977277879876
0.950088417526    -0.151357208298    -0.103218851794
0.410598501938    0.144043571161    1.45427350696
0.761037725147    0.121675016493    0.443863232745
```

Guarde Pandas DataFrame de la lista a los dictados a CSV sin índice y con codificación de datos

```
import pandas as pd
data = [
    {'name': 'Daniel', 'country': 'Uganda'},
    {'name': 'Yao', 'country': 'China'},
    {'name': 'James', 'country': 'Colombia'},
]
df = pd.DataFrame(data)
filename = 'people.csv'
df.to_csv(filename, index=False, encoding='utf-8')
```

Lea Guardar pandas dataframe en un archivo csv en línea:
https://riptutorial.com/es/pandas/topic/1558/guardar-pandas-dataframe-en-un-archivo-csv

Capítulo 16: Herramientas computacionales

Examples

Encuentra la correlación entre columnas

Supongamos que tiene un DataFrame de valores numéricos, por ejemplo:

```
df = pd.DataFrame(np.random.randn(1000, 3), columns=['a', 'b', 'c'])
```

Entonces

```
>>> df.corr()
          a         b         c
a  1.000000  0.018602  0.038098
b  0.018602  1.000000 -0.014245
c  0.038098 -0.014245  1.000000
```

Encontrará la correlación de Pearson entre las columnas. Observe cómo la diagonal es 1, ya que cada columna está (obviamente) completamente correlacionada consigo misma.

`pd.DataFrame.correlation` toma un parámetro de `method` opcional, especificando qué algoritmo usar. El valor predeterminado es `pearson` . Para usar la correlación de Spearman, por ejemplo, use

```
>>> df.corr(method='spearman')
          a         b         c
a  1.000000  0.007744  0.037209
b  0.007744  1.000000 -0.011823
c  0.037209 -0.011823  1.000000
```

Lea Herramientas computacionales en línea:
https://riptutorial.com/es/pandas/topic/5620/herramientas-computacionales

Capítulo 17: Herramientas de Pandas IO (leer y guardar conjuntos de datos)

Observaciones

La documentación oficial de pandas incluye una página en IO Tools con una lista de funciones relevantes para leer y escribir en archivos, así como algunos ejemplos y parámetros comunes.

Examples

Leyendo el archivo csv en DataFrame

Ejemplo para leer el archivo `data_file.csv` como:

Expediente:

```
index,header1,header2,header3
1,str_data,12,1.4
3,str_data,22,42.33
4,str_data,2,3.44
2,str_data,43,43.34

7, str_data, 25, 23.32
```

Código:

```
pd.read_csv('data_file.csv')
```

Salida:

```
   index    header1  header2  header3
0      1   str_data       12     1.40
1      3   str_data       22    42.33
2      4   str_data        2     3.44
3      2   str_data       43    43.34
4      7   str_data       25    23.32
```

Algunos argumentos útiles:

- **`sep`** El delimitador de campo predeterminado es una coma `,` . Use esta opción si necesita un delimitador diferente, por ejemplo `pd.read_csv('data_file.csv', sep=';')`
- **`index_col`** Con `index_col = n` (`n` un entero) le dice a pandas que use la columna `n` para

indexar el DataFrame. En el ejemplo anterior:

```
pd.read_csv('data_file.csv',  index_col=0)
```

Salida:

```
          header1  header2  header3
index
 1       str_data       12     1.40
 3       str_data       22    42.33
 4       str_data        2     3.44
 2       str_data       43    43.34
 7       str_data       25    23.32
```

- **`skip_blank_lines`** Por defecto, las líneas en blanco se omiten. Use `skip_blank_lines=False` para incluir líneas en blanco (se llenarán con valores de `NaN`)

```
pd.read_csv('data_file.csv',  index_col=0,skip_blank_lines=False)
```

Salida:

```
         header1  header2  header3
index
 1      str_data       12     1.40
 3      str_data       22    42.33
 4      str_data        2     3.44
 2      str_data       43    43.34
NaN          NaN      NaN      NaN
 7      str_data       25    23.32
```

- **`parse_dates`** Use esta opción para analizar datos de fecha.

  Expediente:

```
date_begin;date_end;header3;header4;header5
1/1/2017;1/10/2017;str_data;1001;123,45
2/1/2017;2/10/2017;str_data;1001;67,89
3/1/2017;3/10/2017;str_data;1001;0
```

  Código para analizar las columnas `0` y `1` como fechas:

```
pd.read_csv('f.csv', sep=';', parse_dates=[0,1])
```

  Salida:

```
  date_begin   date_end   header3  header4 header5
0 2017-01-01 2017-01-10  str_data     1001  123,45
1 2017-02-01 2017-02-10  str_data     1001   67,89
2 2017-03-01 2017-03-10  str_data     1001       0
```

  Por defecto, el formato de fecha es inferido. Si desea especificar un formato de fecha,

puede utilizar, por ejemplo,

```
dateparse = lambda x: pd.datetime.strptime(x, '%d/%m/%Y')
pd.read_csv('f.csv', sep=';',parse_dates=[0,1],date_parser=dateparse)
```

Salida:

```
  date_begin   date_end   header3  header4 header5
0 2017-01-01 2017-10-01  str_data     1001  123,45
1 2017-01-02 2017-10-02  str_data     1001   67,89
2 2017-01-03 2017-10-03  str_data     1001       0
```

Puede encontrar más información sobre los parámetros de la función en la documentación oficial .

Guardado básico en un archivo csv

```
raw_data = {'first_name': ['John', 'Jane', 'Jim'],
            'last_name': ['Doe', 'Smith', 'Jones'],
            'department': ['Accounting', 'Sales', 'Engineering'],}
df = pd.DataFrame(raw_data,columns=raw_data.keys())
df.to_csv('data_file.csv')
```

Fechas de análisis al leer de CSV

Puede especificar una columna que contenga fechas para que los pandas las analicen automáticamente al leer desde el csv

```
pandas.read_csv('data_file.csv', parse_dates=['date_column'])
```

Hoja de cálculo para dictado de DataFrames

```
with pd.ExcelFile('path_to_file.xls) as xl:
    d = {sheet_name: xl.parse(sheet_name) for sheet_name in xl.sheet_names}
```

Lee una hoja específica

```
pd.read_excel('path_to_file.xls', sheetname='Sheet1')
```

Hay muchas opciones de análisis para `read_excel` *(similares a las opciones en* `read_csv` *.*

```
pd.read_excel('path_to_file.xls',
              sheetname='Sheet1', header=[0, 1, 2],
              skiprows=3, index_col=0)  # etc.
```

Prueba de read_csv

```
import pandas as pd
import io
```

```
temp=u"""index; header1; header2; header3
1; str_data; 12; 1.4
3; str_data; 22; 42.33
4; str_data; 2; 3.44
2; str_data; 43; 43.34
7; str_data; 25; 23.32"""
#after testing replace io.StringIO(temp) to filename
df = pd.read_csv(io.StringIO(temp),
                 sep = ';',
                 index_col = 0,
                 skip_blank_lines = True)
print (df)
         header1   header2   header3
index
1       str_data        12      1.40
3       str_data        22     42.33
4       str_data         2      3.44
2       str_data        43     43.34
7       str_data        25     23.32
```

Lista de comprensión

Todos los archivos están en `files` carpeta. Primero crea una lista de DataFrames y luego `concat` :

```
import pandas as pd
import glob

#a.csv
#a,b
#1,2
#5,8

#b.csv
#a,b
#9,6
#6,4

#c.csv
#a,b
#4,3
#7,0

files = glob.glob('files/*.csv')
dfs = [pd.read_csv(fp) for fp in files]
```

```
#duplicated index inherited from each Dataframe
df = pd.concat(dfs)
print (df)
   a  b
0  1  2
1  5  8
0  9  6
1  6  4
0  4  3
1  7  0
#'reseting' index
df = pd.concat(dfs, ignore_index=True)
```

```
print (df)
   a  b
0  1  2
1  5  8
2  9  6
3  6  4
4  4  3
5  7  0
#concat by columns
df1 = pd.concat(dfs, axis=1)
print (df1)
   a  b  a  b  a  b
0  1  2  9  6  4  3
1  5  8  6  4  7  0
#reset column names
df1 = pd.concat(dfs, axis=1, ignore_index=True)
print (df1)
   0  1  2  3  4  5
0  1  2  9  6  4  3
1  5  8  6  4  7  0
```

Leer en trozos

```
import pandas as pd

chunksize = [n]
for chunk in pd.read_csv(filename, chunksize=chunksize):
    process(chunk)
    delete(chunk)
```

Guardar en archivo CSV

Guardar con los parámetros por defecto:

```
df.to_csv(file_name)
```

Escribir columnas específicas:

```
df.to_csv(file_name, columns =['col'])
```

El delimitador de falla es ',' - para cambiarlo:

```
df.to_csv(file_name,sep="|")
```

Escribir sin el encabezado:

```
df.to_csv(file_name, header=False)
```

Escribir con un encabezado dado:

```
df.to_csv(file_name, header = ['A','B','C',...]
```

Para usar una codificación específica (por ejemplo, 'utf-8') use el argumento de codificación:

df.to_csv (nombre_archivo, codificación = 'utf-8')

Análisis de columnas de fecha con read_csv

Las fechas siempre tienen un formato diferente, se pueden analizar utilizando una función específica parse_dates.

Esta *entrada.csv* :

```
2016 06 10 20:30:00    foo
2016 07 11 19:45:30    bar
2013 10 12 4:30:00     foo
```

Se puede analizar de esta manera:

```
mydateparser = lambda x: pd.datetime.strptime(x, "%Y %m %d %H:%M:%S")
df = pd.read_csv("file.csv", sep='\t', names=['date_column', 'other_column'],
parse_dates=['date_column'], date_parser=mydateparser)
```

El argumento *parse_dates* es la columna a analizar
date_parser es la función del analizador

Lea y combine varios archivos CSV (con la misma estructura) en un DF

```
import os
import glob
import pandas as pd

def get_merged_csv(flist, **kwargs):
    return pd.concat([pd.read_csv(f, **kwargs) for f in flist], ignore_index=True)

path = 'C:/Users/csvfiles'
fmask = os.path.join(path, '*mask*.csv')

df = get_merged_csv(glob.glob(fmask), index_col=None, usecols=['col1', 'col3'])

print(df.head())
```

Si desea combinar archivos CSV horizontalmente (agregando columnas), use `axis=1` cuando llame a la función `pd.concat()` :

```
def merged_csv_horizontally(flist, **kwargs):
    return pd.concat([pd.read_csv(f, **kwargs) for f in flist], axis=1)
```

Leyendo el archivo cvs en un marco de datos pandas cuando no hay una fila

de encabezado

Si el archivo no contiene una fila de encabezado,

Expediente:

```
1;str_data;12;1.4
3;str_data;22;42.33
4;str_data;2;3.44
2;str_data;43;43.34

7; str_data; 25; 23.32
```

puede utilizar los `names` palabras clave para proporcionar nombres de columna:

```
df = pandas.read_csv('data_file.csv', sep=';', index_col=0,
                     skip_blank_lines=True, names=['a', 'b', 'c'])

df
Out:
            a   b      c
1   str_data  12   1.40
3   str_data  22  42.33
4   str_data   2   3.44
2   str_data  43  43.34
7   str_data  25  23.32
```

Usando HDFStore

```
import string
import numpy as np
import pandas as pd
```

Generar muestra DF con diversos tipos.

```
df = pd.DataFrame({
     'int32':    np.random.randint(0, 10**6, 10),
     'int64':    np.random.randint(10**7, 10**9, 10).astype(np.int64)*10,
     'float':    np.random.rand(10),
     'string':   np.random.choice([c*10 for c in string.ascii_uppercase], 10),
     })

In [71]: df
Out[71]:
      float   int32       int64      string
0  0.649978  848354  5269162190  DDDDDDDDDD
1  0.346963  490266  6897476700  OOOOOOOOOO
2  0.035069  756373  6711566750  ZZZZZZZZZZ
3  0.066692  957474  9085243570  FFFFFFFFFF
4  0.679182  665894  3750794810  MMMMMMMMMM
5  0.861914  630527  6567684430  TTTTTTTTTT
6  0.697691  825704  8005182860  FFFFFFFFFF
7  0.474501  942131  4099797720  QQQQQQQQQQ
```

```
8  0.645817  951055  8065980030  VVVVVVVVVV
9  0.083500  349709  7417288920  EEEEEEEEEE
```

hacer un DF más grande (10 * 100.000 = 1.000.000 filas)

```
df = pd.concat([df] * 10**5, ignore_index=True)
```

crear (o abrir un archivo HDFStore existente)

```
store = pd.HDFStore('d:/temp/example.h5')
```

guarde nuestro marco de datos en el archivo `h5` (HDFStore), indexando [int32, int64, string] columnas:

```
store.append('store_key', df, data_columns=['int32','int64','string'])
```

Mostrar detalles de HDFStore

```
In [78]: store.get_storer('store_key').table
Out[78]:
/store_key/table (Table(10,)) ''
  description := {
  "index": Int64Col(shape=(), dflt=0, pos=0),
  "values_block_0": Float64Col(shape=(1,), dflt=0.0, pos=1),
  "int32": Int32Col(shape=(), dflt=0, pos=2),
  "int64": Int64Col(shape=(), dflt=0, pos=3),
  "string": StringCol(itemsize=10, shape=(), dflt=b'', pos=4)}
  byteorder := 'little'
  chunkshape := (1724,)
  autoindex := True
  colindexes := {
    "index": Index(6, medium, shuffle, zlib(1)).is_csi=False,
    "int32": Index(6, medium, shuffle, zlib(1)).is_csi=False,
    "string": Index(6, medium, shuffle, zlib(1)).is_csi=False,
    "int64": Index(6, medium, shuffle, zlib(1)).is_csi=False}
```

mostrar columnas indexadas

```
In [80]: store.get_storer('store_key').table.colindexes
Out[80]:
{
    "int32": Index(6, medium, shuffle, zlib(1)).is_csi=False,
    "index": Index(6, medium, shuffle, zlib(1)).is_csi=False,
    "string": Index(6, medium, shuffle, zlib(1)).is_csi=False,
    "int64": Index(6, medium, shuffle, zlib(1)).is_csi=False}
```

cerrar (vaciar al disco) nuestro archivo de tienda

```
store.close()
```

Lea el registro de acceso de Nginx (varias cotillas)

Para varias cotillas use expresiones regulares en lugar de sep:

```
df = pd.read_csv(log_file,
              sep=r'\s(?=(?:[^"]*"[^"]*")*[^"]*$)(?![^\[]*\])',
              engine='python',
              usecols=[0, 3, 4, 5, 6, 7, 8],
              names=['ip', 'time', 'request', 'status', 'size', 'referer', 'user_agent'],
              na_values='-',
              header=None
                )
```

Lea Herramientas de Pandas IO (leer y guardar conjuntos de datos) en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/2896/herramientas-de-pandas-io--leer-y-guardar-conjuntos-de-datos-

Capítulo 18: Indexación booleana de marcos de datos

Introducción

Acceso a las filas en un marco de datos utilizando los objetos del indexador `.ix` , `.loc` , `.iloc` y cómo se diferencia de usar una máscara booleana.

Examples

Accediendo a un DataFrame con un índice booleano

Este será nuestro marco de datos de ejemplo:

```
df = pd.DataFrame({"color": ['red', 'blue', 'red', 'blue']},
                  index=[True, False, True, False])
      color
True    red
False  blue
True    red
False  blue
```

Accediendo con `.loc`

```
df.loc[True]
     color
True   red
True   red
```

Accediendo con `.iloc`

```
df.iloc[True]
>> TypeError

df.iloc[1]
color    blue
dtype: object
```

> Es importante tener en cuenta que las versiones anteriores de los pandas no distinguían entre la entrada booleana y la de enteros, por lo que `.iloc[True]` devolvería lo mismo que `.iloc[1]`

Accediendo con `.ix`

```
df.ix[True]
     color
True   red
```

```
True   red

df.ix[1]
color    blue
dtype: object
```

Como puedes ver, `.ix` tiene dos comportamientos. Esta es una muy mala práctica en el código y, por lo tanto, debe evitarse. Por favor use `.iloc` o `.loc` para ser más explícito.

Aplicar una máscara booleana a un marco de datos

Este será nuestro marco de datos de ejemplo:

```
  color      name   size
0   red      rose    big
1  blue    violet    big
2   red     tulip  small
3  blue  harebell  small
```

Usando el `__getitem__` mágico `__getitem__` o `[]` . Dándole una lista de Verdadero y Falso de la misma longitud que el marco de datos le dará:

```
df[[True, False, True, False]]
  color   name   size
0   red   rose    big
2   red  tulip  small
```

Datos de enmascaramiento basados en el valor de la columna

Este será nuestro marco de datos de ejemplo:

```
  color      name   size
0   red      rose    big
1  blue    violet  small
2   red     tulip  small
3  blue  harebell  small
```

Accediendo a una sola columna desde un marco de datos, podemos usar una comparación simple `==` para comparar cada elemento de la columna con la variable dada, produciendo un `pd.Series` de Verdadero y Falso

```
df['size'] == 'small'
0    False
1     True
2     True
3     True
Name: size, dtype: bool
```

Esta `pd.Series` es una extensión de un `np.array` que es una extensión de una `list` simple. Por lo tanto, podemos entregar esto al `__getitem__` o `[]` accessor como en el ejemplo anterior.

```
size_small_mask = df['size'] == 'small'
df[size_small_mask]
  color      name   size
1  blue    violet  small
2   red     tulip  small
3  blue  harebell  small
```

Datos de enmascaramiento basados en el valor del índice

Este será nuestro marco de datos de ejemplo:

```
         color   size
name
rose       red    big
violet    blue  small
tulip      red  small
harebell  blue  small
```

Podemos crear una máscara basada en los valores del índice, al igual que en un valor de columna.

```
rose_mask = df.index == 'rose'
df[rose_mask]
     color size
name
rose   red  big
```

Pero hacer esto es *casi* lo mismo que

```
df.loc['rose']
color    red
size     big
Name: rose, dtype: object
```

La diferencia importante es que cuando `.loc` solo encuentra una fila en el índice que coincide, devolverá un `pd.Series` , si encuentra más filas que coinciden, devolverá un `pd.DataFrame` . Esto hace que este método sea bastante inestable.

Este comportamiento puede controlarse dando a `.loc` una lista de una sola entrada. Esto lo obligará a devolver un marco de datos.

```
df.loc[['rose']]
         color   size
name
rose       red    big
```

Lea Indexación booleana de marcos de datos en línea:
https://riptutorial.com/es/pandas/topic/9589/indexacion-booleana-de-marcos-de-datos

Capítulo 19: Indexación y selección de datos.

Examples

Seleccionar columna por etiqueta

```
# Create a sample DF
df = pd.DataFrame(np.random.randn(5, 3), columns=list('ABC'))

# Show DF
df
          A         B         C
0 -0.467542  0.469146 -0.861848
1 -0.823205 -0.167087 -0.759942
2 -1.508202  1.361894 -0.166701
3  0.394143 -0.287349 -0.978102
4 -0.160431  1.054736 -0.785250

# Select column using a single label, 'A'
df['A']
0   -0.467542
1   -0.823205
2   -1.508202
3    0.394143
4   -0.160431

# Select multiple columns using an array of labels, ['A', 'C']
df[['A', 'C']]
          A         C
0 -0.467542 -0.861848
1 -0.823205 -0.759942
2 -1.508202 -0.166701
3  0.394143 -0.978102
4 -0.160431 -0.785250
```

Detalles adicionales en: http://pandas.pydata.org/pandas-docs/version/0.18.0/indexing.html#selection-by-label

Seleccionar por posición

El `iloc` (abreviatura de *ubicación de enteros*) permite seleccionar las filas de un marco de datos según su índice de posición. De esta manera, se pueden dividir los marcos de datos como se hace con la división de la lista de Python.

```
df = pd.DataFrame([[11, 22], [33, 44], [55, 66]], index=list("abc"))

df
# Out:
#     0   1
# a  11  22
# b  33  44
# c  55  66
```

```
df.iloc[0]  # the 0th index (row)
# Out:
# 0    11
# 1    22
# Name: a, dtype: int64

df.iloc[1]  # the 1st index (row)
# Out:
# 0    33
# 1    44
# Name: b, dtype: int64

df.iloc[:2] # the first 2 rows
#     0   1
# a  11  22
# b  33  44

df[::-1]    # reverse order of rows
#     0   1
# c  55  66
# b  33  44
# a  11  22
```

La ubicación de la fila se puede combinar con la ubicación de la columna

```
df.iloc[:, 1]  # the 1st column
# Out[15]:
# a    22
# b    44
# c    66
# Name: 1, dtype: int64
```

Ver también: Selección por Posición.

Rebanar con etiquetas

Cuando se usan etiquetas, tanto el inicio como la parada se incluyen en los resultados.

```
import pandas as pd
import numpy as np
np.random.seed(5)
df = pd.DataFrame(np.random.randint(100, size=(5, 5)), columns = list("ABCDE"),
                  index = ["R" + str(i) for i in range(5)])

# Out:
#      A   B   C   D   E
# R0  99  78  61  16  73
# R1   8  62  27  30  80
# R2   7  76  15  53  80
# R3  27  44  77  75  65
# R4  47  30  84  86  18
```

Filas `R0` a `R2` :

```
df.loc['R0':'R2']
# Out:
```

```
#      A   B   C   D   E
# R0   9  41  62   1  82
# R1  16  78   5  58   0
# R2  80   4  36  51  27
```

Observe cómo `loc` diferencia de `iloc` porque `iloc` excluye el índice final

```
df.loc['R0':'R2'] # rows labelled R0, R1, R2
# Out:
#      A   B   C   D   E
# R0   9  41  62   1  82
# R1  16  78   5  58   0
# R2  80   4  36  51  27


# df.iloc[0:2] # rows indexed by 0, 1
#      A   B   C   D   E
# R0  99  78  61  16  73
# R1   8  62  27  30  80
```

Columnas `C` a `E` :

```
df.loc[:, 'C':'E']
# Out:
#      C   D   E
# R0  62   1  82
# R1   5  58   0
# R2  36  51  27
# R3  68  38  83
# R4   7  30  62
```

Posición mixta y selección basada en etiqueta

Marco de datos:

```
import pandas as pd
import numpy as np
np.random.seed(5)
df = pd.DataFrame(np.random.randint(100, size=(5, 5)), columns = list("ABCDE"),
                  index = ["R" + str(i) for i in range(5)])


df
Out[12]:
     A   B   C   D   E
R0  99  78  61  16  73
R1   8  62  27  30  80
R2   7  76  15  53  80
R3  27  44  77  75  65
R4  47  30  84  86  18
```

Seleccione filas por posición y columnas por etiqueta:

```
df.ix[1:3, 'C':'E']
Out[19]:
```

```
     C   D   E
R1   5  58   0
R2  36  51  27
```

Si el índice es entero, `.ix` utilizará etiquetas en lugar de posiciones:

```
df.index = np.arange(5, 10)

df
Out[22]:
    A   B   C   D   E
5   9  41  62   1  82
6  16  78   5  58   0
7  80   4  36  51  27
8  31   2  68  38  83
9  19  18   7  30  62

#same call returns an empty DataFrame because now the index is integer
df.ix[1:3, 'C':'E']
Out[24]:
Empty DataFrame
Columns: [C, D, E]
Index: []
```

Indexación booleana

Uno puede seleccionar filas y columnas de un marco de datos utilizando matrices booleanas.

```
import pandas as pd
import numpy as np
np.random.seed(5)
df = pd.DataFrame(np.random.randint(100, size=(5, 5)), columns = list("ABCDE"),
                  index = ["R" + str(i) for i in range(5)])
print (df)
#      A   B   C   D   E
# R0  99  78  61  16  73
# R1   8  62  27  30  80
# R2   7  76  15  53  80
# R3  27  44  77  75  65
# R4  47  30  84  86  18
```

```
mask = df['A'] > 10
print (mask)
# R0     True
# R1    False
# R2    False
# R3     True
# R4     True
# Name: A, dtype: bool

print (df[mask])
#      A   B   C   D   E
# R0  99  78  61  16  73
# R3  27  44  77  75  65
# R4  47  30  84  86  18

print (df.ix[mask, 'C'])
```

```
# R0    61
# R3    77
# R4    84
# Name: C, dtype: int32

print(df.ix[mask, ['C', 'D']])
#      C   D
# R0  61  16
# R3  77  75
# R4  84  86
```

Más en la documentación de los pandas .

Filtrado de columnas (selección de "interesante", eliminación innecesaria, uso de RegEx, etc.)

generar muestra DF

```
In [39]: df = pd.DataFrame(np.random.randint(0, 10, size=(5, 6)),
columns=['a10','a20','a25','b','c','d'])

In [40]: df
Out[40]:
   a10  a20  a25  b  c  d
0    2    3    7  5  4  7
1    3    1    5  7  2  6
2    7    4    9  0  8  7
3    5    8    8  9  6  8
4    8    1    0  4  4  9
```

mostrar columnas que contengan la letra 'a'

```
In [41]: df.filter(like='a')
Out[41]:
   a10  a20  a25
0    2    3    7
1    3    1    5
2    7    4    9
3    5    8    8
4    8    1    0
```

muestre las columnas usando el filtro RegEx `(b|c|d)` - `b` o `c` o `d` :

```
In [42]: df.filter(regex='(b|c|d)')
Out[42]:
   b  c  d
0  5  4  7
```

```
1  7  2  6
2  0  8  7
3  9  6  8
4  4  4  9
```

mostrar todas las columnas excepto los que empiezan por `a` (en otras palabras remove / dejar todas las columnas satisfacer RegEx dado)

```
In [43]: df.ix[:, ~df.columns.str.contains('^a')]
Out[43]:
   b  c  d
0  5  4  7
1  7  2  6
2  0  8  7
3  9  6  8
4  4  4  9
```

Filtrar / seleccionar filas usando el método `.query ()`

```
import pandas as pd
```

generar DF aleatorio

```
df = pd.DataFrame(np.random.randint(0,10,size=(10, 3)), columns=list('ABC'))

In [16]: print(df)
   A  B  C
0  4  1  4
1  0  2  0
2  7  8  8
3  2  1  9
4  7  3  8
5  4  0  7
6  1  5  5
7  6  7  8
8  6  7  3
9  6  4  5
```

seleccione las filas donde los valores en la columna `A > 2` y los valores en la columna `B < 5`

```
In [18]: df.query('A > 2 and B < 5')
Out[18]:
```

```
   A  B  C
0  4  1  4
4  7  3  8
5  4  0  7
9  6  4  5
```

utilizando el método `.query()` con variables para filtrar

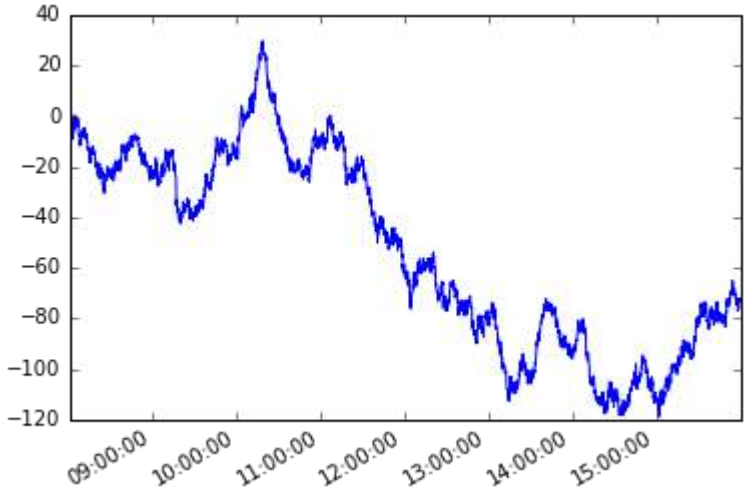
```
In [23]: B_filter = [1,7]

In [24]: df.query('B == @B_filter')
Out[24]:
   A  B  C
0  4  1  4
3  2  1  9
7  6  7  8
8  6  7  3

In [25]: df.query('@B_filter in B')
Out[25]:
   A  B  C
0  4  1  4
```

Rebanado Dependiente del Camino

Puede ser necesario atravesar los elementos de una serie o las filas de un marco de datos de manera que el siguiente elemento o la siguiente fila dependa del elemento o fila previamente seleccionado. Esto se llama dependencia de ruta.

Considere las siguientes series de tiempo `s` con frecuencia irregular.

```
#starting python community conventions
import numpy    as np
import pandas   as pd

# n is number of observations
n = 5000

day = pd.to_datetime(['2013-02-06'])
# irregular seconds spanning 28800 seconds (8 hours)
seconds = np.random.rand(n) * 28800 * pd.Timedelta(1, 's')
# start at 8 am
start = pd.offsets.Hour(8)
# irregular timeseries
tidx = day + start + seconds
tidx = tidx.sort_values()

s = pd.Series(np.random.randn(n), tidx, name='A').cumsum()
s.plot();
```



Asumamos una condición dependiente del camino. Comenzando con el primer miembro de la serie, quiero tomar cada elemento subsiguiente de manera que la diferencia absoluta entre ese elemento y el elemento actual sea mayor o igual que `x` .

Vamos a resolver este problema utilizando generadores de pitón.

Función generadora

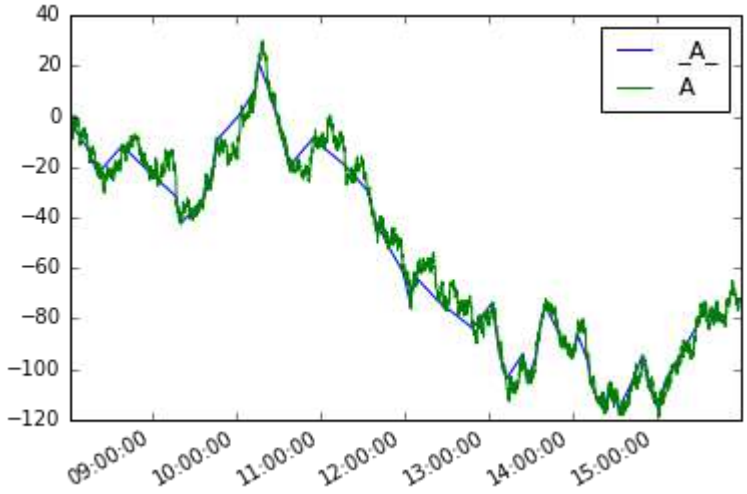
```
def mover(s, move_size=10):
    """Given a reference, find next value with
    an absolute difference >= move_size"""
    ref = None
    for i, v in s.iteritems():
        if ref is None or (abs(ref - v) >= move_size):
            yield i, v
            ref = v
```

Entonces podemos definir una nueva serie de `moves` como tal.

```
moves = pd.Series({i:v for i, v in mover(s, move_size=10)},
                  name='_{}_'.format(s.name))
```

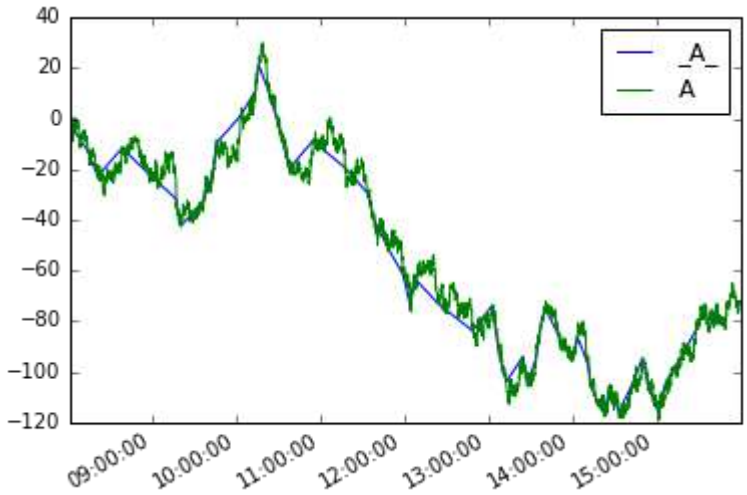
Trazando ambos

```
moves.plot(legend=True)
s.plot(legend=True)
```



El análogo para los marcos de datos sería:

```
def mover_df(df, col, move_size=2):
    ref = None
    for i, row in df.iterrows():
        if ref is None or (abs(ref - row.loc[col]) >= move_size):
            yield row
            ref = row.loc[col]

df = s.to_frame()
moves_df = pd.concat(mover_df(df, 'A', 10), axis=1).T

moves_df.A.plot(label='_A_', legend=True)
df.A.plot(legend=True)
```



Obtener las primeras / últimas n filas de un marco de datos

Para ver los primeros o últimos registros de un marco de datos, puede usar los métodos `head` y `tail`

Para devolver las primeras n filas, use `DataFrame.head([n])`

```
df.head(n)
```

Para devolver las últimas n filas, use `DataFrame.tail([n])`

```
df.tail(n)
```

Sin el argumento n, estas funciones devuelven 5 filas.

Tenga en cuenta que la notación de corte para `head` / `tail` sería:

```
df[:10]  # same as df.head(10)
df[-10:] # same as df.tail(10)
```

Seleccionar filas distintas en el marco de datos

Dejar

```
df = pd.DataFrame({'col_1':['A','B','A','B','C'], 'col_2':[3,4,3,5,6]})
df
# Output:
#   col_1  col_2
# 0     A      3
# 1     B      4
# 2     A      3
# 3     B      5
# 4     C      6
```

Para obtener los valores distintos en `col_1` puede usar `Series.unique()`

```
df['col_1'].unique()
# Output:
# array(['A', 'B', 'C'], dtype=object)
```

Pero Series.unique () solo funciona para una sola columna.

Para simular el *col_1 único seleccionado, col_2* de SQL, puede usar `DataFrame.drop_duplicates()` :

```
df.drop_duplicates()
#   col_1  col_2
# 0     A      3
# 1     B      4
# 3     B      5
# 4     C      6
```

Esto te dará todas las filas únicas en el marco de datos. Así que si

```
df = pd.DataFrame({'col_1':['A','B','A','B','C'], 'col_2':[3,4,3,5,6],
'col_3':[0,0.1,0.2,0.3,0.4]})
df
# Output:
#   col_1  col_2  col_3
# 0     A      3    0.0
# 1     B      4    0.1
# 2     A      3    0.2
```

```
# 3     B      5    0.3
# 4     C      6    0.4

df.drop_duplicates()
#   col_1  col_2  col_3
# 0     A      3    0.0
# 1     B      4    0.1
# 2     A      3    0.2
# 3     B      5    0.3
# 4     C      6    0.4
```

Para especificar las columnas a considerar al seleccionar registros únicos, páselos como argumentos

```
df = pd.DataFrame({'col_1':['A','B','A','B','C'], 'col_2':[3,4,3,5,6],
'col_3':[0,0.1,0.2,0.3,0.4]})
df.drop_duplicates(['col_1','col_2'])
# Output:
#   col_1  col_2  col_3
# 0     A      3    0.0
# 1     B      4    0.1
# 3     B      5    0.3
# 4     C      6    0.4

# skip last column
# df.drop_duplicates(['col_1','col_2'])[['col_1','col_2']]
#   col_1  col_2
# 0     A      3
# 1     B      4
# 3     B      5
# 4     C      6
```

Fuente: ¿Cómo "seleccionar distintas" en varias columnas de marcos de datos en pandas? .

Filtrar las filas con datos faltantes (NaN, Ninguno, NaT)

Si tiene un marco de datos con datos faltantes (`NaN` , `pd.NaT` , `None`) puede filtrar filas incompletas

```
df = pd.DataFrame([[0,1,2,3],
                   [None,5,None,pd.NaT],
                   [8,None,10,None],
                   [11,12,13,pd.NaT]],columns=list('ABCD'))
df
# Output:
#      A   B   C     D
# 0    0   1   2     3
# 1  NaN   5 NaN   NaT
# 2    8 NaN  10  None
# 3   11  12  13   NaT
```

`DataFrame.dropna` elimina todas las filas que contienen al menos un campo con datos faltantes

```
df.dropna()
# Output:
#    A  B  C  D
# 0  0  1  2  3
```

Para soltar las filas que faltan datos en las columnas especificadas, use el `subset`

```
df.dropna(subset=['C'])
# Output:
#      A   B   C     D
# 0    0   1   2     3
# 2    8 NaN  10  None
# 3   11  12  13   NaT
```

Use la opción `inplace = True` para el reemplazo en el lugar con el marco filtrado.

Lea Indexación y selección de datos. en línea:
https://riptutorial.com/es/pandas/topic/1751/indexacion-y-seleccion-de-datos-

Capítulo 20: IO para Google BigQuery

Examples

Lectura de datos de BigQuery con credenciales de cuenta de usuario

```
In [1]: import pandas as pd
```

Para ejecutar una consulta en BigQuery necesita tener su propio proyecto de BigQuery. Podemos solicitar algunos datos de muestra públicos:

```
In [2]: data = pd.read_gbq('''SELECT title, id, num_characters
   ...:                       FROM [publicdata:samples.wikipedia]
   ...:                       LIMIT 5'''
   ...:                     , project_id='<your-project-id>')
```

Esto imprimirá:

```
Your browser has been opened to visit:

    https://accounts.google.com/o/oauth2/v2/auth...[looong url cutted]

If your browser is on a different machine then exit and re-run this
application with the command-line parameter

  --noauth_local_webserver
```

Si está operando desde una máquina local, entonces aparecerá el navegador. Después de otorgar privilegios, los pandas continuarán con la salida:

```
Authentication successful.
Requesting query... ok.
Query running...
Query done.
Processed: 13.8 Gb

Retrieving results...
Got 5 rows.

Total time taken 1.5 s.
Finished at 2016-08-23 11:26:03.
```

Resultado:

```
In [3]: data
Out[3]:
               title       id  num_characters
0       Fusidic acid   935328            1112
1     Clark Air Base   426241            8257
2  Watergate scandal    52382           25790
3               2005    35984           75813
```

```
4               .BLP  2664340           1659
```

Como efecto secundario, los pandas crearán el archivo json `bigquery_credentials.dat` que le permitirá ejecutar más consultas sin necesidad de otorgar privilegios:

```
In [9]: pd.read_gbq('SELECT count(1) cnt FROM [publicdata:samples.wikipedia]'
                    , project_id='<your-project-id>')
Requesting query... ok.
[rest of output cutted]

Out[9]:
          cnt
0  313797035
```

Lectura de datos de BigQuery con credenciales de cuenta de servicio

Si ha creado una cuenta de servicio y tiene un archivo json de clave privada para ella, puede usar este archivo para autenticarse con pandas

```
In [5]: pd.read_gbq('''SELECT corpus, sum(word_count) words
                       FROM [bigquery-public-data:samples.shakespeare]
                       GROUP BY corpus
                       ORDER BY words desc
                       LIMIT 5'''
                    , project_id='<your-project-id>'
                    , private_key='<private key json contents or file path>')
Requesting query... ok.
[rest of output cutted]

Out[5]:
           corpus  words
0          hamlet  32446
1  kingrichardiii  31868
2      coriolanus  29535
3       cymbeline  29231
4    2kinghenryiv  28241
```

Lea IO para Google BigQuery en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/5610/io-para-google-bigquery

Capítulo 21: JSON

Examples

Leer json

puede pasar la cadena del json o una ruta de archivo a un archivo con json válido

```
In [99]: pd.read_json('[{"A": 1, "B": 2}, {"A": 3, "B": 4}]')
Out[99]:
   A  B
0  1  2
1  3  4
```

Como alternativa para conservar la memoria:

```
with open('test.json') as f:
    data = pd.DataFrame(json.loads(line) for line in f)
```

Marco de datos en JSON anidado como en los archivos flare.js utilizados en D3.js

```
def to_flare_json(df, filename):
    """Convert dataframe into nested JSON as in flare files used for D3.js"""
    flare = dict()
    d = {"name":"flare", "children": []}

    for index, row in df.iterrows():
        parent = row[0]
        child = row[1]
        child_size = row[2]

        # Make a list of keys
        key_list = []
        for item in d['children']:
            key_list.append(item['name'])

        #if 'parent' is NOT a key in flare.JSON, append it
        if not parent in key_list:
            d['children'].append({"name": parent, "children":[{"value": child_size, "name":
child}]})
        # if parent IS a key in flare.json, add a new child to it
        else:
            d['children'][key_list.index(parent)]['children'].append({"value": child_size,
"name": child})
    flare = d
    # export the final result to a json file
    with open(filename +'.json', 'w') as outfile:
```

```
        json.dump(flare, outfile, indent=4)
    return ("Done")
```

Lee JSON del archivo

Contenido de file.json (un objeto JSON por línea):

```
{"A": 1, "B": 2}
{"A": 3, "B": 4}
```

Cómo leer directamente desde un archivo local:

```
pd.read_json('file.json', lines=True)
# Output:
#    A  B
# 0  1  2
# 1  3  4
```

Lea JSON en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/4752/json

Capítulo 22: Leer MySQL a DataFrame

Examples

Usando sqlalchemy y PyMySQL

```
from sqlalchemy import create_engine

cnx = create_engine('mysql+pymysql://username:password@server:3306/database').connect()
sql = 'select * from mytable'
df = pd.read_sql(sql, cnx)
```

Para leer mysql a dataframe, en caso de gran cantidad de datos

Para obtener grandes cantidades de datos, podemos usar generadores en pandas y cargar datos en trozos.

```
import pandas as pd
from sqlalchemy import create_engine
from sqlalchemy.engine.url import URL


# sqlalchemy engine
engine = create_engine(URL(
    drivername="mysql"
    username="user",
    password="password"
    host="host"
    database="database"
))

conn = engine.connect()

generator_df = pd.read_sql(sql=query,  # mysql query
                           con=conn,
                           chunksize=chunksize)  # size you want to fetch each time

for dataframe in generator_df:
    for row in dataframe:
        pass  # whatever you want to do
```

Lea Leer MySQL a DataFrame en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/8809/leer-mysql-a-dataframe

Capítulo 23: Leer SQL Server a Dataframe

Examples

Utilizando pyodbc

```
import pandas.io.sql
import pyodbc
import pandas as pd
```

Especificar los parametros

```
# Parameters
server = 'server_name'
db = 'database_name'
UID = 'user_id'
```

Crear la conexión

```
# Create the connection
conn = pyodbc.connect('DRIVER={SQL Server};SERVER=' + server + ';DATABASE=' + db + '; UID = '
+ UID + '; PWD = ' + UID + 'Trusted_Connection=yes')
```

Consulta en marco de datos pandas

```
# Query into dataframe
df= pandas.io.sql.read_sql('sql_query_string', conn)
```

Usando pyodbc con bucle de conexión

```
import os, time
import pyodbc
import pandas.io.sql as pdsql

def todf(dsn='yourdsn', uid=None, pwd=None, query=None, params=None):
    ''' if `query` is not an actual query but rather a path to a text file
        containing a query, read it in instead '''
    if query.endswith('.sql') and os.path.exists(query):
        with open(query,'r') as fin:
            query = fin.read()

    connstr = "DSN={};UID={};PWD={}".format(dsn,uid,pwd)
    connected = False
    while not connected:
        try:
            with pyodbc.connect(connstr,autocommit=True) as con:
                cur = con.cursor()
                if params is not None: df = pdsql.read_sql(query, con,
                                                           params=params)
                else: df = pdsql.read_sql(query, con)
                cur.close()
```

```
            break
        except pyodbc.OperationalError:
            time.sleep(60) # one minute could be changed
    return df
```

Lea Leer SQL Server a Dataframe en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/2176/leer-sql-server-a-dataframe

Capítulo 24: Leyendo archivos en pandas DataFrame

Examples

Leer la tabla en DataFrame

Archivo de tabla con encabezado, pie de página, nombres de fila y columna de índice:

archivo: table.txt

```
This is a header that discusses the table file
to show space in a generic table file

index  name     occupation
1      Alice    Salesman
2      Bob      Engineer
3      Charlie  Janitor

This is a footer because your boss does not understand data files
```

código:

```
import pandas as pd
# index_col=0 tells pandas that column 0 is the index and not data
pd.read_table('table.txt', delim_whitespace=True, skiprows=3, skipfooter=2, index_col=0)
```

salida:

```
          name occupation
index
1        Alice   Salesman
2          Bob   Engineer
3      Charlie    Janitor
```

Archivo de tabla sin nombres de fila o índice:

archivo: table.txt

```
Alice    Salesman
Bob      Engineer
Charlie  Janitor
```

código:

```
import pandas as pd
pd.read_table('table.txt', delim_whitespace=True, names=['name','occupation'])
```

salida:

```
      name occupation
0    Alice   Salesman
1      Bob   Engineer
2  Charlie    Janitor
```

Todas las opciones se pueden encontrar en la documentación de los pandas aquí.

Leer archivo CSV

Datos con encabezado, separados por punto y coma en lugar de comas.

archivo: table.csv

```
index;name;occupation
1;Alice;Saleswoman
2;Bob;Engineer
3;Charlie;Janitor
```

código:

```
import pandas as pd
pd.read_csv('table.csv', sep=';', index_col=0)
```

salida :

```
          name occupation
index
1        Alice   Salesman
2          Bob   Engineer
3      Charlie    Janitor
```

Tabla sin nombres de filas o índice y comas como separadores

archivo: table.csv

```
Alice,Saleswoman
Bob,Engineer
Charlie,Janitor
```

código:

```
import pandas as pd
pd.read_csv('table.csv', names=['name','occupation'])
```

salida:

```
      name occupation
0    Alice   Salesman
1      Bob   Engineer
2  Charlie    Janitor
```

Puede encontrar más información en la página de documentación de `read_csv` .

Recopila datos de la hoja de cálculo de Google en el marco de datos de pandas

A veces necesitamos recopilar datos de las hojas de cálculo de google. Podemos usar las bibliotecas **gspread** y **oauth2client** para recopilar datos de las hojas de cálculo de Google. Aquí hay un ejemplo para recopilar datos:

Código:

```
from __future__ import print_function
import gspread
from oauth2client.client import SignedJwtAssertionCredentials
import pandas as pd
import json

scope = ['https://spreadsheets.google.com/feeds']

credentials = ServiceAccountCredentials.from_json_keyfile_name('your-authorization-file.json',
scope)

gc = gspread.authorize(credentials)

work_sheet = gc.open_by_key("spreadsheet-key-here")
sheet = work_sheet.sheet1
data = pd.DataFrame(sheet.get_all_records())

print(data.head())
```

Lea Leyendo archivos en pandas DataFrame en línea:
https://riptutorial.com/es/pandas/topic/1988/leyendo-archivos-en-pandas-dataframe

Capítulo 25: Making Pandas Play Nice con tipos de datos nativos de Python

Examples

Mover datos de pandas a estructuras nativas Python y Numpy

```
In [1]: df = pd.DataFrame({'A': [1, 2, 3], 'B': [1.0, 2.0, 3.0], 'C': ['a', 'b', 'c'],
                           'D': [True, False, True]})

In [2]: df
Out[2]:
   A    B  C      D
0  1  1.0  a   True
1  2  2.0  b  False
2  3  3.0  c   True
```

Obtención de una lista de python de una serie:

```
In [3]: df['A'].tolist()
Out[3]: [1, 2, 3]
```

Los DataFrames no tienen un método `tolist()` . Intentarlo da como resultado un AttributeError:

```
In [4]: df.tolist()
---------------------------------------------------------------------------
AttributeError                            Traceback (most recent call last)
<ipython-input-4-fc6763af1ff7> in <module>()
----> 1 df.tolist()

//anaconda/lib/python2.7/site-packages/pandas/core/generic.pyc in __getattr__(self, name)
   2742             if name in self._info_axis:
   2743                 return self[name]
-> 2744             return object.__getattribute__(self, name)
   2745
   2746     def __setattr__(self, name, value):

AttributeError: 'DataFrame' object has no attribute 'tolist'
```

Obtener una matriz numpy de una serie:

```
In [5]: df['B'].values
Out[5]: array([ 1.,  2.,  3.])
```

También puede obtener una matriz de las columnas como matrices de números individuales de un marco de datos completo:

```
In [6]: df.values
Out[6]:
```

```
array([[1, 1.0, 'a', True],
       [2, 2.0, 'b', False],
       [3, 3.0, 'c', True]], dtype=object)
```

Obtención de un diccionario de una serie (utiliza el índice como claves):

```
In [7]: df['C'].to_dict()
Out[7]: {0: 'a', 1: 'b', 2: 'c'}
```

También puede recuperar todo el DataFrame como un diccionario:

```
In [8]: df.to_dict()
Out[8]:
{'A': {0: 1, 1: 2, 2: 3},
 'B': {0: 1.0, 1: 2.0, 2: 3.0},
 'C': {0: 'a', 1: 'b', 2: 'c'},
 'D': {0: True, 1: False, 2: True}}
```

El método `to_dict` tiene algunos parámetros diferentes para ajustar cómo se formatean los diccionarios. Para obtener una lista de dictados para cada fila:

```
In [9]: df.to_dict('records')
Out[9]:
[{'A': 1, 'B': 1.0, 'C': 'a', 'D': True},
 {'A': 2, 'B': 2.0, 'C': 'b', 'D': False},
 {'A': 3, 'B': 3.0, 'C': 'c', 'D': True}]
```

Consulte la documentación para ver la lista completa de opciones disponibles para crear diccionarios.

Lea Making Pandas Play Nice con tipos de datos nativos de Python en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/8008/making-pandas-play-nice-con-tipos-de-datos-nativos-de-python

Capítulo 26: Manipulación de cuerdas

Examples

Expresiones regulares

```
# Extract strings with a specific regex
df= df['col_name'].str.extract[r'[Aa-Zz]']

# Replace strings within a regex
df['col_name'].str.replace('Replace this', 'With this')
```

Para obtener información sobre cómo hacer coincidir las cadenas con expresiones regulares , consulte Introducción a las expresiones regulares .

Rebanar cuerdas

Las cadenas en una serie pueden cortarse utilizando el método `.str.slice()` , o más convenientemente, utilizando corchetes (`.str[]`).

```
In [1]: ser = pd.Series(['Lorem ipsum', 'dolor sit amet', 'consectetur adipiscing elit'])
In [2]: ser
Out[2]:
0                    Lorem ipsum
1                 dolor sit amet
2    consectetur adipiscing elit
dtype: object
```

Consigue el primer carácter de cada cadena:

```
In [3]: ser.str[0]
Out[3]:
0    L
1    d
2    c
dtype: object
```

Consigue los tres primeros caracteres de cada cadena:

```
In [4]: ser.str[:3]
Out[4]:
0    Lor
1    dol
2    con
dtype: object
```

Consigue el último carácter de cada cadena:

```
In [5]: ser.str[-1]
```

```
Out[5]:
0    m
1    t
2    t
dtype: object
```

Consigue los últimos tres caracteres de cada cadena:

```
In [6]: ser.str[-3:]
Out[6]:
0    sum
1    met
2    lit
dtype: object
```

Consigue los otros caracteres de los primeros 10 caracteres:

```
In [7]: ser.str[:10:2]
Out[7]:
0    Lrmis
1    dlrst
2    cnett
dtype: object
```

Las pandas se comportan de manera similar a Python cuando manejan rebanadas e índices. Por ejemplo, si un índice está fuera del rango, Python genera un error:

```
In [8]:'Lorem ipsum'[12]
# IndexError: string index out of range
```

Sin embargo, si una porción está fuera del rango, se devuelve una cadena vacía:

```
In [9]: 'Lorem ipsum'[12:15]
Out[9]: ''
```

Pandas devuelve NaN cuando un índice está fuera de rango:

```
In [10]: ser.str[12]
Out[10]:
0    NaN
1      e
2      a
dtype: object
```

Y devuelve una cadena vacía si una porción está fuera de rango:

```
In [11]: ser.str[12:15]
Out[11]:
0
1     et
2    adi
dtype: object
```

Comprobando el contenido de una cadena

`str.contains()` método `str.contains()` se puede usar para verificar si se produce un patrón en cada cadena de una serie. `str.startswith()` y `str.endswith()` también se pueden usar como versiones más especializadas.

```
In [1]: animals = pd.Series(['cat', 'dog', 'bear', 'cow', 'bird', 'owl', 'rabbit', 'snake'])
```

Compruebe si las cadenas contienen la letra 'a':

```
In [2]: animals.str.contains('a')
Out[2]:
0      True
1     False
2      True
3     False
4     False
5     False
6      True
7      True
8      True
dtype: bool
```

Esto se puede usar como un índice booleano para devolver solo los animales que contienen la letra 'a':

```
In [3]: animals[animals.str.contains('a')]
Out[3]:
0       cat
2      bear
6    rabbit
7     snake
dtype: object
```

`str.startswith` métodos `str.startswith` y `str.endswith` funcionan de manera similar, pero también aceptan tuplas como entradas.

```
In [4]: animals[animals.str.startswith(('b', 'c'))]
# Returns animals starting with 'b' or 'c'
Out[4]:
0     cat
2    bear
3     cow
4    bird
dtype: object
```

Capitalización de cuerdas

```
In [1]: ser = pd.Series(['lORem ipSuM', 'Dolor sit amet', 'Consectetur Adipiscing Elit'])
```

Convertir todo a mayúsculas:

```
In [2]: ser.str.upper()
Out[2]:
0                    LOREM IPSUM
1                 DOLOR SIT AMET
2    CONSECTETUR ADIPISCING ELIT
dtype: object
```

Todo en minúsculas:

```
In [3]: ser.str.lower()
Out[3]:
0                    lorem ipsum
1                 dolor sit amet
2    consectetur adipiscing elit
dtype: object
```

Capitaliza el primer carácter y minúscula el resto:

```
In [4]: ser.str.capitalize()
Out[4]:
0                    Lorem ipsum
1                 Dolor sit amet
2    Consectetur adipiscing elit
dtype: object
```

Convierta cada cadena en un título (mayúscula el primer carácter de cada palabra en cada cadena, minúsculas en el resto):

```
In [5]: ser.str.title()
Out[5]:
0                    Lorem Ipsum
1                 Dolor Sit Amet
2    Consectetur Adipiscing Elit
dtype: object
```

Intercambiar casos (convertir minúsculas a mayúsculas y viceversa):

```
In [6]: ser.str.swapcase()
Out[6]:
0                    LorEM IPsUm
1                 dOLOR SIT AMET
2    cONSECTETUR aDIPISCING eLIT
dtype: object
```

Aparte de estos métodos que cambian la capitalización, se pueden utilizar varios métodos para verificar la capitalización de las cadenas.

```
In [7]: ser = pd.Series(['LOREM IPSUM', 'dolor sit amet', 'Consectetur Adipiscing Elit'])
```

Compruebe si está todo en minúsculas:

```
In [8]: ser.str.islower()
Out[8]:
```

```
0    False
1     True
2    False
dtype: bool
```

¿Es todo en mayúsculas?

```
In [9]: ser.str.isupper()
Out[9]:
0     True
1    False
2    False
dtype: bool
```

Es una cadena titlecased:

```
In [10]: ser.str.istitle()
Out[10]:
0    False
1    False
2     True
dtype: bool
```

Lea Manipulación de cuerdas en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/2372/manipulacion-de-cuerdas

Capítulo 27: Manipulación sencilla de DataFrames.

Examples

Eliminar una columna en un DataFrame

Hay un par de formas de eliminar una columna en un DataFrame.

```
import numpy as np
import pandas as pd

np.random.seed(0)

pd.DataFrame(np.random.randn(5, 6), columns=list('ABCDEF'))

print(df)
# Output:
#           A         B         C         D         E         F
# 0 -0.895467  0.386902 -0.510805 -1.180632 -0.028182  0.428332
# 1  0.066517  0.302472 -0.634322 -0.362741 -0.672460 -0.359553
# 2 -0.813146 -1.726283  0.177426 -0.401781 -1.630198  0.462782
# 3 -0.907298  0.051945  0.729091  0.128983  1.139401 -1.234826
# 4  0.402342 -0.684810 -0.870797 -0.578850 -0.311553  0.056165
```

1) usando `del`

```
del df['C']

print(df)
# Output:
#           A         B         D         E         F
# 0 -0.895467  0.386902 -1.180632 -0.028182  0.428332
# 1  0.066517  0.302472 -0.362741 -0.672460 -0.359553
# 2 -0.813146 -1.726283 -0.401781 -1.630198  0.462782
# 3 -0.907298  0.051945  0.128983  1.139401 -1.234826
# 4  0.402342 -0.684810 -0.578850 -0.311553  0.056165
```

2) Usando `drop`

```
df.drop(['B', 'E'], axis='columns', inplace=True)
# or df = df.drop(['B', 'E'], axis=1) without the option inplace=True

print(df)
# Output:
#           A         D         F
# 0 -0.895467 -1.180632  0.428332
# 1  0.066517 -0.362741 -0.359553
# 2 -0.813146 -0.401781  0.462782
# 3 -0.907298  0.128983 -1.234826
# 4  0.402342 -0.578850  0.056165
```

3) Usando `drop` con números de columna

Para usar números enteros de columna en lugar de nombres (recuerde que los índices de columna comienzan en cero):

```
df.drop(df.columns[[0, 2]], axis='columns')

print(df)
# Output:
#           D
# 0 -1.180632
# 1 -0.362741
# 2 -0.401781
# 3  0.128983
# 4 -0.578850
```

Renombrar una columna

```
df = pd.DataFrame({'old_name_1': [1, 2, 3], 'old_name_2': [5, 6, 7]})

print(df)
# Output:
#    old_name_1  old_name_2
# 0           1           5
# 1           2           6
# 2           3           7
```

Para cambiar el nombre de una o más columnas, pase los nombres antiguos y los nuevos nombres como un diccionario:

```
df.rename(columns={'old_name_1': 'new_name_1', 'old_name_2': 'new_name_2'}, inplace=True)
print(df)
# Output:
#   new_name_1  new_name_2
# 0           1           5
# 1           2           6
# 2           3           7
```

O una función:

```
df.rename(columns=lambda x: x.replace('old_', '_new'), inplace=True)
print(df)
# Output:
#   new_name_1  new_name_2
# 0           1           5
# 1           2           6
# 2           3           7
```

También puede establecer `df.columns` como la lista de los nuevos nombres:

```
df.columns = ['new_name_1','new_name_2']
print(df)
# Output:
#   new_name_1  new_name_2
```

```
# 0           1           5
# 1           2           6
# 2           3           7
```

Más detalles se pueden encontrar aquí .

Añadiendo una nueva columna

```
df = pd.DataFrame({'A': [1, 2, 3], 'B': [4, 5, 6]})

print(df)
# Output:
#    A  B
# 0  1  4
# 1  2  5
# 2  3  6
```

Asignar directamente

```
df['C'] = [7, 8, 9]

print(df)
# Output:
#    A  B  C
# 0  1  4  7
# 1  2  5  8
# 2  3  6  9
```

Añadir una columna constante

```
df['C'] = 1

print(df)

# Output:
#    A  B  C
# 0  1  4  1
# 1  2  5  1
# 2  3  6  1
```

Columna como expresión en otras columnas.

```
df['C'] = df['A'] + df['B']

# print(df)
# Output:
#    A  B  C
# 0  1  4  5
# 1  2  5  7
# 2  3  6  9

df['C'] = df['A']**df['B']
```

```
print(df)
# Output:
#    A  B    C
# 0  1  4    1
# 1  2  5   32
# 2  3  6  729
```

Las operaciones se calculan por componentes, por lo que si tuviéramos columnas como listas

```
a = [1, 2, 3]
b = [4, 5, 6]
```

La columna en la última expresión se obtendría como

```
c = [x**y for (x,y) in zip(a,b)]

print(c)
# Output:
# [1, 32, 729]
```

Crealo sobre la marcha

```
df_means = df.assign(D=[10, 20, 30]).mean()

print(df_means)
# Output:
# A     2.0
# B     5.0
# C     7.0
# D    20.0  # adds a new column D before taking the mean
# dtype: float64
```

agregar columnas múltiples

```
df = pd.DataFrame({'A': [1, 2, 3], 'B': [4, 5, 6]})
df[['A2','B2']] = np.square(df)

print(df)
# Output:
#    A  B  A2  B2
# 0  1  4   1  16
# 1  2  5   4  25
# 2  3  6   9  36
```

añadir múltiples columnas sobre la marcha

```
new_df = df.assign(A3=df.A*df.A2, B3=5*df.B)

print(new_df)
# Output:
```

```
#    A  B  A2  B2  A3  B3
# 0  1  4   1  16   1  20
# 1  2  5   4  25   8  25
# 2  3  6   9  36  27  30
```

Localice y reemplace los datos en una columna

```
import pandas as pd

df = pd.DataFrame({'gender': ["male", "female","female"],
                   'id': [1, 2, 3] })
>>> df
   gender  id
0    male   1
1  female   2
2  female   3
```

Para codificar el macho a 0 y la hembra a 1:

```
df.loc[df["gender"] == "male","gender"] = 0
df.loc[df["gender"] == "female","gender"] = 1

>>> df
       gender  id
    0       0   1
    1       1   2
    2       1   3
```

Añadiendo una nueva fila a DataFrame

Dado un DataFrame:

```
s1 = pd.Series([1,2,3])
s2 = pd.Series(['a','b','c'])

df = pd.DataFrame([list(s1), list(s2)],  columns =  ["C1", "C2", "C3"])
print df
```

Salida:

```
  C1 C2 C3
0  1  2  3
1  a  b  c
```

Permite agregar una nueva fila, `[10,11,12]` :

```
df = pd.DataFrame(np.array([[10,11,12]]), \
        columns=["C1", "C2", "C3"]).append(df, ignore_index=True)
print df
```

Salida:

```
   C1  C2  C3
0  10  11  12
1   1   2   3
2   a   b   c
```

Eliminar / eliminar filas de DataFrame

vamos a generar un DataFrame primero:

```
df = pd.DataFrame(np.arange(10).reshape(5,2), columns=list('ab'))

print(df)
# Output:
#    a  b
# 0  0  1
# 1  2  3
# 2  4  5
# 3  6  7
# 4  8  9
```

suelte filas con índices: `0` y `4` usando el método `drop([...], inplace=True)` :

```
df.drop([0,4], inplace=True)

print(df)
# Output
#    a  b
# 1  2  3
# 2  4  5
# 3  6  7
```

suelte filas con índices: `0` y `4` usando el método `df = drop([...])` :

```
df = pd.DataFrame(np.arange(10).reshape(5,2), columns=list('ab'))

df = df.drop([0,4])

print(df)
# Output:
#    a  b
# 1  2  3
# 2  4  5
# 3  6  7
```

utilizando el método de selección negativa:

```
df = pd.DataFrame(np.arange(10).reshape(5,2), columns=list('ab'))

df = df[~df.index.isin([0,4])]

print(df)
# Output:
#    a  b
# 1  2  3
# 2  4  5
```

```
# 3  6  7
```

Reordenar columnas

```
# get a list of columns
cols = list(df)

# move the column to head of list using index, pop and insert
cols.insert(0, cols.pop(cols.index('listing')))

# use ix to reorder
df2 = df.ix[:, cols]
```

Lea Manipulación sencilla de DataFrames. en línea:
https://riptutorial.com/es/pandas/topic/6694/manipulacion-sencilla-de-dataframes-

Capítulo 28: Meta: Pautas de documentación.

Observaciones

Esta meta publicación es similar a la versión de python http://stackoverflow.com/documentation/python/394/meta-documentation-guidelines#t=20160724005840635952 1 .

Por favor, haga sugerencias de edición, y comente sobre ellas (en lugar de los comentarios apropiados), para que podamos desarrollarlas / iterarlas sobre estas sugerencias :)

Examples

Mostrando fragmentos de código y salida

Dos opciones populares son usar:

notación ipython:

```
In [11]: df = pd.DataFrame([[1, 2], [3, 4]])

In [12]: df
Out[12]:
   0  1
0  1  2
1  3  4
```

Alternativamente (esto es popular en la documentación de python) y más concisamente:

```
df.columns  # Out: RangeIndex(start=0, stop=2, step=1)

df[0]
# Out:
# 0    1
# 1    3
# Name: 0, dtype: int64

for col in df:
    print(col)
# prints:
# 0
# 1
```

En general, esto es mejor para ejemplos más pequeños.

Nota: La distinción entre salida e impresión. ipython lo aclara (las impresiones se producen antes de que se devuelva la salida):

```
In [21]: [print(col) for col in df]
```

```
0
1
Out[21]: [None, None]
```

estilo

Utilice la biblioteca de pandas como `pd` , esto puede ser asumido (la importación no necesita estar en todos los ejemplos)

```
import pandas as pd
```

PEP8!

- Sangría de 4 espacios
- los kwargs no deben usar espacios `f(a=1)`
- Límite de 80 caracteres (la línea completa ajustada en el fragmento de código renderizado debe ser altamente preferida)

Compatibilidad con la versión pandas

La mayoría de los ejemplos funcionarán en varias versiones, si está utilizando una característica "nueva", debe mencionar cuándo se introdujo.

Ejemplo: `sort_values` .

imprimir declaraciones

La mayoría de las veces se debe evitar la impresión, ya que puede ser una distracción (se debe preferir la salida).
Es decir:

```
a
# Out: 1
```

siempre es mejor que

```
print(a)
# prints: 1
```

Prefiero el apoyo de python 2 y 3:

```
print(x)    # yes! (works same in python 2 and 3)
print x     # no! (python 2 only)
print(x, y) # no! (works differently in python 2 and 3)
```

Lea Meta: Pautas de documentación. en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/3253/meta--pautas-de-documentacion-

Capítulo 29: Multiindex

Examples

Seleccione de MultiIndex por Nivel

Dado el siguiente DataFrame:

```
In [11]: df = pd.DataFrame(np.random.randn(6, 3), columns=['A', 'B', 'C'])

In [12]: df.set_index(['A', 'B'], inplace=True)

In [13]: df
Out[13]:
                          C
A         B
 0.902764 -0.259656 -1.864541
-0.695893  0.308893  0.125199
 1.696989 -1.221131 -2.975839
-1.132069 -1.086189 -1.945467
 2.294835 -1.765507  1.567853
-1.788299  2.579029  0.792919
```

Obtenga los valores de `A` , por nombre:

```
In [14]: df.index.get_level_values('A')
Out[14]:
Float64Index([0.902764041011, -0.69589264969,  1.69698924476, -1.13206872067,
               2.29483481146,   -1.788298829],
             dtype='float64', name='A')
```

O por número de nivel:

```
In [15]: df.index.get_level_values(level=0)
Out[15]:
Float64Index([0.902764041011, -0.69589264969,  1.69698924476, -1.13206872067,
               2.29483481146,   -1.788298829],
             dtype='float64', name='A')
```

Y para un rango específico:

```
In [16]: df.loc[(df.index.get_level_values('A') > 0.5) & (df.index.get_level_values('A') <
2.1)]
Out[16]:
                          C
A        B
0.902764 -0.259656 -1.864541
1.696989 -1.221131 -2.975839
```

El rango también puede incluir múltiples columnas:

```
In [17]: df.loc[(df.index.get_level_values('A') > 0.5) & (df.index.get_level_values('B') < 0)]
Out[17]:
                            C
A        B
0.902764 -0.259656 -1.864541
1.696989 -1.221131 -2.975839
2.294835 -1.765507  1.567853
```

Para extraer un valor específico puede usar xs (sección transversal):

```
In [18]: df.xs(key=0.9027639999999999)
Out[18]:
                  C
B
-0.259656 -1.864541

In [19]: df.xs(key=0.9027639999999999, drop_level=False)
Out[19]:
                            C
A        B
0.902764 -0.259656 -1.864541
```

Iterar sobre DataFrame con MultiIndex

Dado el siguiente DataFrame:

```
In [11]: df = pd.DataFrame({'a':[1,1,1,2,2,3],'b':[4,4,5,5,6,7,],'c':[10,11,12,13,14,15]})

In [12]: df.set_index(['a','b'], inplace=True)

In [13]: df
Out[13]:
      c
a b
1 4  10
  4  11
  5  12
2 5  13
  6  14
3 7  15
```

Puedes iterar por cualquier nivel del MultiIndex. Por ejemplo, `level=0` (también puede seleccionar el nivel por nombre, por ejemplo, `level='a'`):

```
In[21]: for idx, data in df.groupby(level=0):
            print('---')
            print(data)
---
      c
a b
1 4  10
  4  11
  5  12
---
      c
a b
```

```
2 5  13
  6  14
---
      c
a b
3 7  15
```

También puede seleccionar los niveles por nombre, por ejemplo `level = 'b':

```
In[22]: for idx, data in df.groupby(level='b'):
            print('---')
            print(data)
---
      c
a b
1 4  10
  4  11
---
      c
a b
1 5  12
2 5  13
---
      c
a b
2 6  14
---
      c
a b
3 7  15
```

Configuración y clasificación de un MultiIndex

Este ejemplo muestra cómo usar los datos de columna para establecer un `MultiIndex` en un `pandas.DataFrame` .

```
In [1]: df = pd.DataFrame([['one', 'A', 100], ['two', 'A', 101], ['three', 'A', 102],
   ...:                    ['one', 'B', 103], ['two', 'B', 104], ['three', 'B', 105]],
   ...:                   columns=['c1', 'c2', 'c3'])


In [2]: df
Out[2]:
      c1 c2   c3
0    one  A  100
1    two  A  101
2  three  A  102
3    one  B  103
4    two  B  104
5  three  B  105



In [3]: df.set_index(['c1', 'c2'])
Out[3]:
           c3
c1    c2
```

```
one   A   100
two   A   101
three A   102
one   B   103
two   B   104
three B   105
```

Puede ordenar el índice justo después de establecerlo:

```
In [4]: df.set_index(['c1', 'c2']).sort_index()
Out[4]:
           c3
c1    c2
one   A   100
      B   103
three A   102
      B   105
two   A   101
      B   104
```

Tener un índice ordenado, dará como resultado búsquedas un poco más eficientes en el primer nivel:

```
In [5]: df_01 = df.set_index(['c1', 'c2'])

In [6]: %timeit df_01.loc['one']
1000 loops, best of 3: 607 µs per loop


In [7]: df_02 = df.set_index(['c1', 'c2']).sort_index()

In [8]: %timeit df_02.loc['one']
1000 loops, best of 3: 413 µs per loop
```

Una vez que se ha establecido el índice, puede realizar búsquedas para registros específicos o grupos de registros:

```
In [9]: df_indexed = df.set_index(['c1', 'c2']).sort_index()

In [10]: df_indexed.loc['one']
Out[10]:
     c3
c2
A   100
B   103


In [11]: df_indexed.loc['one', 'A']
Out[11]:
c3    100
Name: (one, A), dtype: int64


In [12]: df_indexed.xs((slice(None), 'A'))
Out[12]:
        c3
c1
```

```
one    100
three  102
two    101
```

Cómo cambiar columnas MultiIndex a columnas estándar

Dado un DataFrame con columnas MultiIndex

```
# build an example DataFrame
midx = pd.MultiIndex(levels=[['zero', 'one'], ['x','y']], labels=[[1,1,0,],[1,0,1,]])
df = pd.DataFrame(np.random.randn(2,3), columns=midx)

In [2]: df
Out[2]:
        one                zero
          y         x         y
0  0.785806 -0.679039  0.513451
1 -0.337862 -0.350690 -1.423253
```

Si desea cambiar las columnas a columnas estándar (no MultiIndex), simplemente cambie el nombre de las columnas.

```
df.columns = ['A','B','C']
In [3]: df
Out[3]:
          A         B         C
0  0.785806 -0.679039  0.513451
1 -0.337862 -0.350690 -1.423253
```

Cómo cambiar columnas estándar a MultiIndex

Comience con un DataFrame estándar

```
df = pd.DataFrame(np.random.randn(2,3), columns=['a','b','c'])

In [91]: df
Out[91]:
          a         b         c
0 -0.911752 -1.405419 -0.978419
1  0.603888 -1.187064 -0.035883
```

Ahora para cambiar a MultiIndex, cree un objeto `MultiIndex` y `df.columns` a `df.columns` .

```
midx = pd.MultiIndex(levels=[['zero', 'one'], ['x','y']], labels=[[1,1,0,],[1,0,1,]])
df.columns = midx

In [94]: df
Out[94]:
            one                zero
              y         x         y
    0 -0.911752 -1.405419 -0.978419
    1  0.603888 -1.187064 -0.035883
```

Columnas multiindex

MultiIndex también se puede utilizar para crear DataFrames con columnas multinivel. Simplemente use la palabra clave de las `columns` en el comando DataFrame.

```
midx = pd.MultiIndex(levels=[['zero', 'one'], ['x','y']], labels=[[1,1,0,],[1,0,1,]])
df = pd.DataFrame(np.random.randn(6,4), columns=midx)

In [86]: df
Out[86]:
        one                zero
          y         x         y
0  0.625695  2.149377  0.006123
1 -1.392909  0.849853  0.005477
```

Visualización de todos los elementos en el índice.

Para ver todos los elementos en el índice, cambie las opciones de impresión que "clasifican" la visualización del MultiIndex.

```
pd.set_option('display.multi_sparse', False)
df.groupby(['A','B']).mean()
# Output:
#         C
# A B
# a 1   107
# a 2   102
# a 3   115
# b 5    92
# b 8    98
# c 2    87
# c 4   104
# c 9   123
```

Lea Multiindex en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/3840/multiindex

Capítulo 30: Obteniendo información sobre DataFrames

Examples

Obtener información de DataFrame y el uso de la memoria

Para obtener información básica sobre un DataFrame, incluidos los nombres de las columnas y los tipos de datos:

```
import pandas as pd

df = pd.DataFrame({'integers': [1, 2, 3],
                   'floats': [1.5, 2.5, 3],
                   'text': ['a', 'b', 'c'],
                   'ints with None': [1, None, 3]})

df.info()
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 3 entries, 0 to 2
Data columns (total 4 columns):
floats            3 non-null float64
integers          3 non-null int64
ints with None    2 non-null float64
text              3 non-null object
dtypes: float64(2), int64(1), object(1)
memory usage: 120.0+ bytes
```

Para obtener el uso de memoria del DataFrame:

```
>>> df.info(memory_usage='deep')
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 3 entries, 0 to 2
Data columns (total 4 columns):
floats            3 non-null float64
integers          3 non-null int64
ints with None    2 non-null float64
text              3 non-null object
dtypes: float64(2), int64(1), object(1)
memory usage: 234.0 bytes
```

Lista de nombres de columna de DataFrame

```
df = pd.DataFrame({'a': [1, 2, 3], 'b': [4, 5, 6], 'c': [7, 8, 9]})
```

Para listar los nombres de columna en un DataFrame:

```
>>> list(df)
['a', 'b', 'c']
```

Este método de comprensión de lista es especialmente útil cuando se utiliza el depurador:

```
>>> [c for c in df]
['a', 'b', 'c']
```

Este es el camino largo:

```
sampledf.columns.tolist()
```

También puede imprimirlos como un índice en lugar de una lista (aunque esto no será muy visible para los marcos de datos con muchas columnas):

```
df.columns
```

Las diversas estadísticas de resumen de Dataframe.

```
import pandas as pd
df = pd.DataFrame(np.random.randn(5, 5), columns=list('ABCDE'))
```

Para generar varias estadísticas de resumen. Para los valores numéricos el número de no-NA / valores nulos (`count`), la media (`mean`), la desviación estándar `std` y los valores conocido como el resumen de cinco números :

- `min` : mínimo (observación más pequeña)
- `25%` : cuartil inferior o primer cuartil (Q1)
- `50%` : mediana (valor medio, Q2)
- `75%` : cuartil superior o tercer cuartil (Q3)
- `max` : maximo (mayor observación)

```
>>> df.describe()
              A         B         C         D         E
count  5.000000  5.000000  5.000000  5.000000  5.000000
mean  -0.456917 -0.278666  0.334173  0.863089  0.211153
std    0.925617  1.091155  1.024567  1.238668  1.495219
min   -1.494346 -2.031457 -0.336471 -0.821447 -2.106488
25%   -1.143098 -0.407362 -0.246228 -0.087088 -0.082451
50%   -0.536503 -0.163950 -0.004099  1.509749  0.313918
75%    0.092630  0.381407  0.120137  1.822794  1.060268
max    0.796729  0.828034  2.137527  1.891436  1.870520
```

Lea Obteniendo información sobre DataFrames en línea:
https://riptutorial.com/es/pandas/topic/6697/obteniendo-informacion-sobre-dataframes

Capítulo 31: Pandas Datareader

Observaciones

Pandas datareader es un subpaquete que permite crear un marco de datos a partir de varias fuentes de datos de Internet, que actualmente incluyen:

- Yahoo! Financiar
- Google Finance
- St.Louis FED (FRED)
- Biblioteca de datos de Kenneth French
- Banco Mundial
- Google analitico

Para más información, ver aquí .

Examples

Ejemplo básico de Datareader (Yahoo Finance)

```
from pandas_datareader import data

# Only get the adjusted close.
aapl = data.DataReader("AAPL",
                       start='2015-1-1',
                       end='2015-12-31',
                       data_source='yahoo')['Adj Close']

>>> aapl.plot(title='AAPL Adj. Closing Price')
```


```
# Convert the adjusted closing prices to cumulative returns.
returns = aapl.pct_change()
```

```
>>> ((1 + returns).cumprod() - 1).plot(title='AAPL Cumulative Returns')
```

Lectura de datos financieros (para múltiples tickers) en el panel de pandas - demostración

```
from datetime import datetime
import pandas_datareader.data as wb

stocklist = ['AAPL','GOOG','FB','AMZN','COP']

start = datetime(2016,6,8)
end = datetime(2016,6,11)

p = wb.DataReader(stocklist, 'yahoo',start,end)
```

`p` - es un panel de pandas, con el que podemos hacer cosas divertidas:

A ver que tenemos en nuestro panel.

```
In [388]: p.axes
Out[388]:
[Index(['Open', 'High', 'Low', 'Close', 'Volume', 'Adj Close'], dtype='object'),
 DatetimeIndex(['2016-06-08', '2016-06-09', '2016-06-10'], dtype='datetime64[ns]',
name='Date', freq='D'),
 Index(['AAPL', 'AMZN', 'COP', 'FB', 'GOOG'], dtype='object')]

In [389]: p.keys()
Out[389]: Index(['Open', 'High', 'Low', 'Close', 'Volume', 'Adj Close'], dtype='object')
```

selección y corte de datos

```
In [390]: p['Adj Close']
Out[390]:
                AAPL        AMZN        COP          FB        GOOG
Date
2016-06-08  98.940002  726.640015  47.490002  118.389999  728.280029
2016-06-09  99.650002  727.650024  46.570000  118.559998  728.580017
```

```
2016-06-10  98.830002  717.909973  44.509998  116.620003  719.409973

In [391]: p['Volume']
Out[391]:
                 AAPL       AMZN        COP          FB       GOOG
Date
2016-06-08  20812700.0  2200100.0  9596700.0  14368700.0  1582100.0
2016-06-09  26419600.0  2163100.0  5389300.0  13823400.0   985900.0
2016-06-10  31462100.0  3409500.0  8941200.0  18412700.0  1206000.0

In [394]: p[:,:,'AAPL']
Out[394]:
                Open       High        Low      Close      Volume  Adj Close
Date
2016-06-08  99.019997  99.559998  98.680000  98.940002  20812700.0  98.940002
2016-06-09  98.500000  99.989998  98.459999  99.650002  26419600.0  99.650002
2016-06-10  98.529999  99.349998  98.480003  98.830002  31462100.0  98.830002

In [395]: p[:,'2016-06-10']
Out[395]:
            Open        High         Low       Close      Volume   Adj Close
AAPL   98.529999   99.349998   98.480003   98.830002  31462100.0   98.830002
AMZN  722.349976  724.979980  714.210022  717.909973   3409500.0  717.909973
COP    45.900002   46.119999   44.259998   44.509998   8941200.0   44.509998
FB    117.540001  118.110001  116.260002  116.620003  18412700.0  116.620003
GOOG  719.469971  725.890015  716.429993  719.409973   1206000.0  719.409973
```

Lea Pandas Datareader en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/1912/pandas-datareader

Capítulo 32: pd.DataFrame.apply

Examples

pandas.DataFrame.apply Uso Básico

El método pandas.DataFrame.apply () se usa para aplicar una función dada a un `DataFrame` completo, por ejemplo, calculando la raíz cuadrada de cada entrada de un `DataFrame` dado o sumando cada fila de un `DataFrame` para devolver una `Series` .

El siguiente es un ejemplo básico del uso de esta función:

```
# create a random DataFrame with 7 rows and 2 columns
df = pd.DataFrame(np.random.randint(0,100,size = (7,2)),
                  columns = ['fst','snd'])

>>> df
   fst  snd
0   40   94
1   58   93
2   95   95
3   88   40
4   25   27
5   62   64
6   18   92

# apply the square root function to each column:
# (this returns a DataFrame where each entry is the sqrt of the entry in df;
# setting axis=0 or axis=1 doesn't make a difference)
>>> df.apply(np.sqrt)
        fst       snd
0  6.324555  9.695360
1  7.615773  9.643651
2  9.746794  9.746794
3  9.380832  6.324555
4  5.000000  5.196152
5  7.874008  8.000000
6  4.242641  9.591663

# sum across the row (axis parameter now makes a difference):
>>> df.apply(np.sum, axis=1)
0    134
1    151
2    190
3    128
4     52
5    126
6    110
dtype: int64

>>> df.apply(np.sum)
fst    386
snd    505
dtype: int64
```

Lea pd.DataFrame.apply en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/7024/pd-dataframe-apply

Capítulo 33: Remodelación y pivotamiento

Examples

Simple pivotante

Primero intente usar `pivot` :

```
import pandas as pd
import numpy as np

df = pd.DataFrame({'Name':['Mary', 'Josh','Jon','Lucy', 'Jane', 'Sue'],
                   'Age':[34, 37, 29, 40, 29, 31],
                   'City':['Boston','New York', 'Chicago', 'Los Angeles', 'Chicago',
'Boston'],
                   'Position':['Manager','Programmer','Manager','Manager','Programmer',
'Programmer']},
                    columns=['Name','Position','City','Age'])

print (df)
   Name    Position         City  Age
0  Mary     Manager       Boston   34
1  Josh  Programmer     New York   37
2   Jon     Manager      Chicago   29
3  Lucy     Manager  Los Angeles   40
4  Jane  Programmer      Chicago   29
5   Sue  Programmer       Boston   31

print (df.pivot(index='Position', columns='City', values='Age'))
City        Boston  Chicago  Los Angeles  New York
Position
Manager       34.0     29.0         40.0       NaN
Programmer    31.0     29.0          NaN      37.0
```

Si necesita restablecer el índice, elimine los nombres de las columnas y complete los valores de NaN:

```
#pivoting by numbers - column Age
print (df.pivot(index='Position', columns='City', values='Age')
         .reset_index()
         .rename_axis(None, axis=1)
         .fillna(0))

     Position  Boston  Chicago  Los Angeles  New York
0     Manager    34.0     29.0         40.0       0.0
1  Programmer    31.0     29.0          0.0      37.0


#pivoting by strings - column Name
print (df.pivot(index='Position', columns='City', values='Name'))

City       Boston Chicago Los Angeles New York
Position
Manager      Mary     Jon        Lucy     None
Programmer    Sue    Jane        None     Josh
```

Pivotando con la agregación.

```
import pandas as pd
import numpy as np

df = pd.DataFrame({'Name':['Mary', 'Jon','Lucy', 'Jane', 'Sue', 'Mary', 'Lucy'],
                   'Age':[35, 37, 40, 29, 31, 26, 28],
                   'City':['Boston', 'Chicago', 'Los Angeles', 'Chicago', 'Boston', 'Boston',
'Chicago'],
                   'Position':['Manager','Manager','Manager','Programmer',
'Programmer','Manager','Manager'],
                    'Sex':['Female','Male','Female','Female', 'Female','Female','Female']},
                    columns=['Name','Position','City','Age','Sex'])

print (df)
   Name    Position         City  Age  Sex
0  Mary     Manager       Boston   35  Female
1   Jon     Manager      Chicago   37  Male
2  Lucy     Manager  Los Angeles   40  Female
3  Jane  Programmer      Chicago   29  Female
4   Sue  Programmer       Boston   31  Female
5  Mary     Manager       Boston   26  Female
6  Lucy     Manager      Chicago   28  Female
```

Si usa `pivot` , obtenga error:

```
print (df.pivot(index='Position', columns='City', values='Age'))
```

ValueError: el índice contiene entradas duplicadas, no se puede reformar

Utilice `pivot_table` con función de agregación:

```
#default aggfunc is np.mean
print (df.pivot_table(index='Position', columns='City', values='Age'))
City        Boston  Chicago  Los Angeles
Position
Manager       30.5     32.5         40.0
Programmer    31.0     29.0          NaN

print (df.pivot_table(index='Position', columns='City', values='Age', aggfunc=np.mean))
City        Boston  Chicago  Los Angeles
Position
Manager       30.5     32.5         40.0
Programmer    31.0     29.0          NaN
```

Otras funciones agg:

```
print (df.pivot_table(index='Position', columns='City', values='Age', aggfunc=sum))
City        Boston  Chicago  Los Angeles
Position
Manager       61.0     65.0         40.0
Programmer    31.0     29.0          NaN

#lost data !!!
print (df.pivot_table(index='Position', columns='City', values='Age', aggfunc='first'))
City        Boston  Chicago  Los Angeles
```

```
Position
Manager       35.0     37.0         40.0
Programmer    31.0     29.0          NaN
```

Si necesita agregar por columnas con valores de `string` :

```
print (df.pivot_table(index='Position', columns='City', values='Name'))
```

DataError: No hay tipos numéricos para agregar

Puede utilizar estas funciones de agagagating:

```
print (df.pivot_table(index='Position', columns='City', values='Name', aggfunc='first'))
City       Boston Chicago Los Angeles
Position
Manager      Mary     Jon        Lucy
Programmer    Sue    Jane        None

print (df.pivot_table(index='Position', columns='City', values='Name', aggfunc='last'))
City       Boston Chicago Los Angeles
Position
Manager      Mary    Lucy        Lucy
Programmer    Sue    Jane        None

print (df.pivot_table(index='Position', columns='City', values='Name', aggfunc='sum'))
City          Boston  Chicago Los Angeles
Position
Manager     MaryMary  JonLucy        Lucy
Programmer       Sue     Jane        None

print (df.pivot_table(index='Position', columns='City', values='Name', aggfunc=', '.join))
City            Boston    Chicago Los Angeles
Position
Manager     Mary, Mary  Jon, Lucy        Lucy
Programmer         Sue       Jane        None

print (df.pivot_table(index='Position', columns='City', values='Name', aggfunc=', '.join,
fill_value='-')
         .reset_index()
         .rename_axis(None, axis=1))
     Position      Boston    Chicago Los Angeles
0     Manager  Mary, Mary  Jon, Lucy        Lucy
1  Programmer         Sue       Jane           -
```

La información sobre el *sexo* aún no ha sido utilizada. Podría ser cambiado por una de las columnas, o podría agregarse como otro nivel:

```
print (df.pivot_table(index='Position', columns=['City','Sex'], values='Age',
aggfunc='first'))

City       Boston Chicago       Los Angeles
Sex        Female  Female  Male      Female
Position
Manager      35.0    28.0  37.0        40.0
Programmer   31.0    29.0   NaN         NaN
```

Se pueden especificar varias columnas en cualquiera de los atributos, columnas y valores.

```
print (df.pivot_table(index=['Position','Sex'], columns='City', values='Age',
aggfunc='first'))

City               Boston  Chicago  Los Angeles
Position   Sex
Manager    Female    35.0     28.0         40.0
           Male       NaN     37.0          NaN
Programmer Female    31.0     29.0          NaN
```

Aplicando varias funciones de agregación.

Puede aplicar fácilmente múltiples funciones durante un solo pivote:

```
In [23]: import numpy as np

In [24]: df.pivot_table(index='Position', values='Age', aggfunc=[np.mean, np.std])
Out[24]:
                 mean       std
Position
Manager     34.333333  5.507571
Programmer  32.333333  4.163332
```

A veces, es posible que desee aplicar funciones específicas a columnas específicas:

```
In [35]: df['Random'] = np.random.random(6)
In [36]: df
Out[36]:
   Name    Position         City  Age    Random
0  Mary     Manager       Boston   34  0.678577
1  Josh  Programmer     New York   37  0.973168
2   Jon     Manager      Chicago   29  0.146668
3  Lucy     Manager  Los Angeles   40  0.150120
4  Jane  Programmer      Chicago   29  0.112769
5   Sue  Programmer       Boston   31  0.185198

For example, find the mean age, and standard deviation of random by Position:

In [37]: df.pivot_table(index='Position', aggfunc={'Age': np.mean, 'Random': np.std})
Out[37]:
                  Age    Random
Position
Manager     34.333333  0.306106
Programmer  32.333333  0.477219
```

Uno puede pasar una lista de funciones para aplicar a las columnas individuales también:

```
In [38]: df.pivot_table(index='Position', aggfunc={'Age': np.mean, 'Random': [np.mean,
np.std]})]
Out[38]:
                  Age    Random
                 mean      mean       std
Position
Manager     34.333333  0.325122  0.306106
Programmer  32.333333  0.423712  0.477219
```

Apilamiento y desapilamiento.

```
import pandas as pd
import numpy as np

np.random.seed(0)
tuples = list(zip(*[['bar', 'bar', 'foo', 'foo', 'qux', 'qux'],
                    ['one', 'two', 'one', 'two','one', 'two']]))

idx = pd.MultiIndex.from_tuples(tuples, names=['first', 'second'])
df = pd.DataFrame(np.random.randn(6, 2), index=idx, columns=['A', 'B'])
print (df)
                     A         B
first second
bar   one     1.764052  0.400157
      two     0.978738  2.240893
foo   one     1.867558 -0.977278
      two     0.950088 -0.151357
qux   one    -0.103219  0.410599
      two     0.144044  1.454274
```

```
print (df.stack())
first  second
bar    one     A    1.764052
               B    0.400157
       two     A    0.978738
               B    2.240893
foo    one     A    1.867558
               B   -0.977278
       two     A    0.950088
               B   -0.151357
qux    one     A   -0.103219
               B    0.410599
       two     A    0.144044
               B    1.454274
dtype: float64

#reset index, rename column name
print (df.stack().reset_index(name='val2').rename(columns={'level_2': 'val1'}))
   first second val1      val2
0    bar    one    A  1.764052
1    bar    one    B  0.400157
2    bar    two    A  0.978738
3    bar    two    B  2.240893
4    foo    one    A  1.867558
5    foo    one    B -0.977278
6    foo    two    A  0.950088
7    foo    two    B -0.151357
8    qux    one    A -0.103219
9    qux    one    B  0.410599
10   qux    two    A  0.144044
11   qux    two    B  1.454274
```

```
print (df.unstack())
               A                   B
second       one       two       one       two
first
bar     1.764052  0.978738  0.400157  2.240893
```

```
foo     1.867558  0.950088 -0.977278 -0.151357
qux    -0.103219  0.144044  0.410599  1.454274
```

`rename_axis` (nuevo en `pandas 0.18.0`):

```
#reset index, remove columns names
df1 = df.unstack().reset_index().rename_axis((None,None), axis=1)
#reset MultiIndex in columns with list comprehension
df1.columns = ['_'.join(col).strip('_') for col in df1.columns]
print (df1)
  first     A_one     A_two     B_one     B_two
0   bar  1.764052  0.978738  0.400157  2.240893
1   foo  1.867558  0.950088 -0.977278 -0.151357
2   qux -0.103219  0.144044  0.410599  1.454274
```

los pandas braman 0.18.0

```
#reset index
df1 = df.unstack().reset_index()
#remove columns names
df1.columns.names = (None, None)
#reset MultiIndex in columns with list comprehension
df1.columns = ['_'.join(col).strip('_') for col in df1.columns]
print (df1)
  first     A_one     A_two     B_one     B_two
0   bar  1.764052  0.978738  0.400157  2.240893
1   foo  1.867558  0.950088 -0.977278 -0.151357
2   qux -0.103219  0.144044  0.410599  1.454274
```

Tabulación cruzada

```
import pandas as pd
df = pd.DataFrame({'Sex': ['M', 'M', 'F', 'M', 'F', 'F', 'M', 'M', 'F', 'F'],
                   'Age': [20, 19, 17, 35, 22, 22, 12, 15, 17, 22],
                   'Heart Disease': ['Y', 'N', 'Y', 'N', 'N', 'Y', 'N', 'Y', 'N', 'Y']})

df

  Age Heart Disease Sex
0   20             Y   M
1   19             N   M
2   17             Y   F
3   35             N   M
4   22             N   F
5   22             Y   F
6   12             N   M
7   15             Y   M
8   17             N   F
9   22             Y   F

pd.crosstab(df['Sex'], df['Heart Disease'])

Hearth Disease  N  Y
Sex
F               2  3
M               3  2
```

Usando la notación de puntos:

```
pd.crosstab(df.Sex, df.Age)

Age  12  15  17  19  20  22  35
Sex
F     0   0   2   0   0   3   0
M     1   1   0   1   1   0   1
```

Conseguir la transposición de DF:

```
pd.crosstab(df.Sex, df.Age).T

Sex  F  M
Age
12   0  1
15   0  1
17   2  0
19   0  1
20   0  1
22   3  0
35   0  1
```

Obtención de márgenes o acumulativos:

```
pd.crosstab(df['Sex'], df['Heart Disease'], margins=True)

Heart Disease  N  Y  All
Sex
F              2  3    5
M              3  2    5
All            5  5   10
```

Consiguiendo transposición de acumulativa:

```
pd.crosstab(df['Sex'], df['Age'], margins=True).T


Sex  F  M  All
Age
12   0  1    1
15   0  1    1
17   2  0    2
19   0  1    1
20   0  1    1
22   3  0    3
35   0  1    1
All  5  5   10
```

Obtención de porcentajes:

```
pd.crosstab(df["Sex"],df['Heart Disease']).apply(lambda r: r/len(df), axis=1)

Heart Disease    N    Y
Sex
```

```
F              0.2  0.3
M              0.3  0.2
```

Obtención acumulativa y multiplicación por 100:

```
df2 = pd.crosstab(df["Age"],df['Sex'], margins=True ).apply(lambda r: r/len(df)*100, axis=1)

df2

Sex     F     M    All
Age
12    0.0  10.0   10.0
15    0.0  10.0   10.0
17   20.0   0.0   20.0
19    0.0  10.0   10.0
20    0.0  10.0   10.0
22   30.0   0.0   30.0
35    0.0  10.0   10.0
All  50.0  50.0  100.0
```

Eliminando una columna del DF (una forma):

```
df2[["F","M"]]

Sex     F     M
Age
12    0.0  10.0
15    0.0  10.0
17   20.0   0.0
19    0.0  10.0
20    0.0  10.0
22   30.0   0.0
35    0.0  10.0
All  50.0  50.0
```

Las pandas se derriten para ir de lo ancho a lo largo.

```
>>> df
   ID  Year  Jan_salary  Feb_salary  Mar_salary
0   1  2016        4500        4200        4700
1   2  2016        3800        3600        4400
2   3  2016        5500        5200        5300

>>> melted_df = pd.melt(df,id_vars=['ID','Year'],
                        value_vars=['Jan_salary','Feb_salary','Mar_salary'],
                        var_name='month',value_name='salary')

>>> melted_df
   ID  Year       month  salary
0   1  2016  Jan_salary    4500
1   2  2016  Jan_salary    3800
2   3  2016  Jan_salary    5500
3   1  2016  Feb_salary    4200
4   2  2016  Feb_salary    3600
5   3  2016  Feb_salary    5200
6   1  2016  Mar_salary    4700
7   2  2016  Mar_salary    4400
```

```
8   3  2016  Mar_salary    5300

>>> melted_['month'] = melted_['month'].str.replace('_salary','')

>>> import calendar
>>> def mapper(month_abbr):
...     # from http://stackoverflow.com/a/3418092/42346
...     d = {v: str(k).zfill(2) for k,v in enumerate(calendar.month_abbr)}
...     return d[month_abbr]

>>> melted_df['month'] = melted_df['month'].apply(mapper)
>>> melted_df
   ID  Year month  salary
0   1  2016    01    4500
1   2  2016    01    3800
2   3  2016    01    5500
3   1  2016    02    4200
4   2  2016    02    3600
5   3  2016    02    5200
6   1  2016    03    4700
7   2  2016    03    4400
8   3  2016    03    5300
```

Dividir (remodelar) cadenas CSV en columnas en varias filas, con un elemento por fila

```
import pandas as pd

df = pd.DataFrame([{'var1': 'a,b,c', 'var2': 1, 'var3': 'XX'},
                   {'var1': 'd,e,f,x,y', 'var2': 2, 'var3': 'ZZ'}])

print(df)

reshaped = \
(df.set_index(df.columns.drop('var1',1).tolist())
   .var1.str.split(',', expand=True)
   .stack()
   .reset_index()
   .rename(columns={0:'var1'})
   .loc[:, df.columns]
)

print(reshaped)
```

Salida:

```
        var1  var2 var3
0      a,b,c     1   XX
1  d,e,f,x,y     2   ZZ

  var1  var2 var3
0    a     1   XX
1    b     1   XX
2    c     1   XX
3    d     2   ZZ
4    e     2   ZZ
5    f     2   ZZ
```

```
6    x     2   zz
7    y     2   zz
```

Lea Remodelación y pivotamiento en línea:
https://riptutorial.com/es/pandas/topic/1463/remodelacion-y-pivotamiento

Capítulo 34: Remuestreo

Examples

Downsampling y upmpling

```
import pandas as pd
import numpy as np

np.random.seed(0)
rng = pd.date_range('2015-02-24', periods=10, freq='T')
df = pd.DataFrame({'Val' : np.random.randn(len(rng))}, index=rng)
print (df)
                         Val
2015-02-24 00:00:00  1.764052
2015-02-24 00:01:00  0.400157
2015-02-24 00:02:00  0.978738
2015-02-24 00:03:00  2.240893
2015-02-24 00:04:00  1.867558
2015-02-24 00:05:00 -0.977278
2015-02-24 00:06:00  0.950088
2015-02-24 00:07:00 -0.151357
2015-02-24 00:08:00 -0.103219
2015-02-24 00:09:00  0.410599
```

```
#downsampling with aggregating sum
print (df.resample('5Min').sum())
                         Val
2015-02-24 00:00:00  7.251399
2015-02-24 00:05:00  0.128833

#5Min is same as 5T
print (df.resample('5T').sum())
                         Val
2015-02-24 00:00:00  7.251399
2015-02-24 00:05:00  0.128833

#upsampling and fill NaN values method forward filling
print (df.resample('30S').ffill())
                         Val
2015-02-24 00:00:00  1.764052
2015-02-24 00:00:30  1.764052
2015-02-24 00:01:00  0.400157
2015-02-24 00:01:30  0.400157
2015-02-24 00:02:00  0.978738
2015-02-24 00:02:30  0.978738
2015-02-24 00:03:00  2.240893
2015-02-24 00:03:30  2.240893
2015-02-24 00:04:00  1.867558
2015-02-24 00:04:30  1.867558
2015-02-24 00:05:00 -0.977278
2015-02-24 00:05:30 -0.977278
2015-02-24 00:06:00  0.950088
2015-02-24 00:06:30  0.950088
2015-02-24 00:07:00 -0.151357
2015-02-24 00:07:30 -0.151357
```

```
2015-02-24 00:08:00 -0.103219
2015-02-24 00:08:30 -0.103219
2015-02-24 00:09:00  0.410599
```

Lea Remuestreo en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/2164/remuestreo

Capítulo 35: Secciones transversales de diferentes ejes con MultiIndex.

Examples

Selección de secciones utilizando .xs.

```
In [1]:
import pandas as pd
import numpy as np
arrays = [['bar', 'bar', 'baz', 'baz', 'foo', 'foo', 'qux', 'qux'],
          ['one', 'two', 'one', 'two', 'one', 'two', 'one', 'two']]
idx_row = pd.MultiIndex.from_arrays(arrays, names=['Row_First', 'Row_Second'])
idx_col = pd.MultiIndex.from_product([['A','B'], ['i', 'ii']],
names=['Col_First','Col_Second'])
df = pd.DataFrame(np.random.randn(8,4), index=idx_row, columns=idx_col)

Out[1]:
Col_First                   A                   B
Col_Second                  i        ii         i        ii
Row_First Row_Second
bar       one        -0.452982 -1.872641  0.248450 -0.319433
          two        -0.460388 -0.136089 -0.408048  0.998774
baz       one         0.358206 -0.319344 -2.052081 -0.424957
          two        -0.823811 -0.302336  1.158968  0.272881
foo       one        -0.098048 -0.799666  0.969043 -0.595635
          two        -0.358485  0.412011 -0.667167  1.010457
qux       one         1.176911  1.578676  0.350719  0.093351
          two         0.241956  1.082138 -0.516898 -0.196605
```

`.xs` acepta un `level` (ya sea el nombre de dicho nivel o un entero) y un `axis` : 0 para las filas, 1 para las columnas.

`.xs` está disponible para `pandas.Series` y `pandas.DataFrame` .

Selección en filas:

```
In [2]: df.xs('two', level='Row_Second', axis=0)
Out[2]:
Col_First          A                   B
Col_Second         i        ii         i        ii
Row_First
bar        -0.460388 -0.136089 -0.408048  0.998774
baz        -0.823811 -0.302336  1.158968  0.272881
foo        -0.358485  0.412011 -0.667167  1.010457
qux         0.241956  1.082138 -0.516898 -0.196605
```

Selección en columnas:

```
In [3]: df.xs('ii', level=1, axis=1)
Out[3]:
```

```
Col_First                   A         B
Row_First Row_Second
bar       one        -1.872641 -0.319433
          two        -0.136089  0.998774
baz       one        -0.319344 -0.424957
          two        -0.302336  0.272881
foo       one        -0.799666 -0.595635
          two         0.412011  1.010457
qux       one         1.578676  0.093351
          two         1.082138 -0.196605
```

`.xs` solo funciona para la selección, la asignación NO es posible (obtener, no configurar): ¨

```
In [4]: df.xs('ii', level='Col_Second', axis=1) = 0
  File "<ipython-input-10-92e0785187ba>", line 1
    df.xs('ii', level='Col_Second', axis=1) = 0
                                            ^
SyntaxError: can't assign to function call
```

Usando .loc y slicers

A diferencia del método `.xs` , esto le permite asignar valores. La indexación utilizando máquinas de cortar está disponible desde la versión `0.14.0` .

```
In [1]:
import pandas as pd
import numpy as np
arrays = [['bar', 'bar', 'baz', 'baz', 'foo', 'foo', 'qux', 'qux'],
          ['one', 'two', 'one', 'two', 'one', 'two', 'one', 'two']]
idx_row = pd.MultiIndex.from_arrays(arrays, names=['Row_First', 'Row_Second'])
idx_col = pd.MultiIndex.from_product([['A','B'], ['i', 'ii']],
names=['Col_First','Col_Second'])
df = pd.DataFrame(np.random.randn(8,4), index=idx_row, columns=idx_col)

Out[1]:
Col_First                   A                   B
Col_Second                  i        ii         i        ii
Row_First Row_Second
bar       one        -0.452982 -1.872641  0.248450 -0.319433
          two        -0.460388 -0.136089 -0.408048  0.998774
baz       one         0.358206 -0.319344 -2.052081 -0.424957
          two        -0.823811 -0.302336  1.158968  0.272881
foo       one        -0.098048 -0.799666  0.969043 -0.595635
          two        -0.358485  0.412011 -0.667167  1.010457
qux       one         1.176911  1.578676  0.350719  0.093351
          two         0.241956  1.082138 -0.516898 -0.196605
```

Selección en filas :

```
In [2]: df.loc[(slice(None),'two'),:]
Out[2]:
Col_First                   A                   B
Col_Second                  i        ii         i        ii
Row_First Row_Second
bar       two        -0.460388 -0.136089 -0.408048  0.998774
baz       two        -0.823811 -0.302336  1.158968  0.272881
```

```
foo       two        -0.358485  0.412011 -0.667167  1.010457
qux       two         0.241956  1.082138 -0.516898 -0.196605
```

Selección en columnas:

```
In [3]: df.loc[:,(slice(None),'ii')]
Out[3]:
Col_First                    A         B
Col_Second                  ii        ii
Row_First Row_Second
bar       one        -1.872641 -0.319433
          two        -0.136089  0.998774
baz       one        -0.319344 -0.424957
          two        -0.302336  0.272881
foo       one        -0.799666 -0.595635
          two         0.412011  1.010457
qux       one         1.578676  0.093351
          two         1.082138 -0.196605
```

Selección en ambos ejes ::

```
In [4]: df.loc[(slice(None),'two'),(slice(None),'ii')]
Out[4]:
Col_First                    A         B
Col_Second                  ii        ii
Row_First Row_Second
bar       two        -0.136089  0.998774
baz       two        -0.302336  0.272881
foo       two         0.412011  1.010457
qux       two         1.082138 -0.196605
```

Trabajos de asignación (a diferencia de `.xs`):

```
In [5]: df.loc[(slice(None),'two'),(slice(None),'ii')]=0
         df
Out[5]:
Col_First                    A                   B
Col_Second                   i        ii         i        ii
Row_First Row_Second
bar       one        -0.452982 -1.872641  0.248450 -0.319433
          two        -0.460388  0.000000 -0.408048  0.000000
baz       one         0.358206 -0.319344 -2.052081 -0.424957
          two        -0.823811  0.000000  1.158968  0.000000
foo       one        -0.098048 -0.799666  0.969043 -0.595635
          two        -0.358485  0.000000 -0.667167  0.000000
qux       one         1.176911  1.578676  0.350719  0.093351
          two         0.241956  0.000000 -0.516898  0.000000
```

Lea Secciones transversales de diferentes ejes con MultiIndex. en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/8099/secciones-transversales-de-diferentes-ejes-con-multiindex-

Capítulo 36: Serie

Examples

Ejemplos de creación de series simples

Una serie es una estructura de datos de una dimensión. Es un poco como una matriz sobrealimentada, o un diccionario.

```
import pandas as pd

s = pd.Series([10, 20, 30])

>>> s
0    10
1    20
2    30
dtype: int64
```

Cada valor en una serie tiene un índice. De forma predeterminada, los índices son enteros, que van desde 0 hasta la longitud de la serie menos 1. En el ejemplo anterior, puede ver los índices impresos a la izquierda de los valores.

Puedes especificar tus propios índices:

```
s2 = pd.Series([1.5, 2.5, 3.5], index=['a', 'b', 'c'], name='my_series')

>>> s2
a    1.5
b    2.5
c    3.5
Name: my_series, dtype: float64

s3 = pd.Series(['a', 'b', 'c'], index=list('ABC'))

>>> s3
A    a
B    b
C    c
dtype: object
```

Series con fecha y hora

```
import pandas as pd
import numpy as np

np.random.seed(0)
rng = pd.date_range('2015-02-24', periods=5, freq='T')
s = pd.Series(np.random.randn(len(rng)), index=rng)
print (s)

2015-02-24 00:00:00    1.764052
```

```
2015-02-24 00:01:00    0.400157
2015-02-24 00:02:00    0.978738
2015-02-24 00:03:00    2.240893
2015-02-24 00:04:00    1.867558
Freq: T, dtype: float64

rng = pd.date_range('2015-02-24', periods=5, freq='T')
s1 = pd.Series(rng)
print (s1)

0   2015-02-24 00:00:00
1   2015-02-24 00:01:00
2   2015-02-24 00:02:00
3   2015-02-24 00:03:00
4   2015-02-24 00:04:00
dtype: datetime64[ns]
```

Algunos consejos rápidos sobre Series in Pandas

Supongamos que tenemos la siguiente serie:

```
>>> import pandas as pd
>>> s = pd.Series([1, 4, 6, 3, 8, 7, 4, 5])
>>> s
0    1
1    4
2    6
3    3
4    8
5    7
6    4
7    5
dtype: int64
```

Las siguientes son algunas cosas simples que resultan útiles cuando se trabaja con Series:

Para obtener la longitud de s:

```
>>> len(s)
8
```

Para acceder a un elemento en s:

```
>>> s[4]
8
```

Para acceder a un elemento en s usando el índice:

```
>>> s.loc[2]
6
```

Para acceder a una subserie dentro de s:

```
>>> s[1:3]
1    4
2    6
dtype: int64
```

Para obtener una sub-serie de s con valores mayores a 5:

```
>>> s[s > 5]
2    6
4    8
5    7
dtype: int64
```

Para obtener la desviación mínima, máxima, media y estándar:

```
>>> s.min()
1
>>> s.max()
8
>>> s.mean()
4.75
>>> s.std()
2.2519832529192065
```

Para convertir el tipo Serie a flotar:

```
>>> s.astype(float)
0    1.0
1    4.0
2    6.0
3    3.0
4    8.0
5    7.0
6    4.0
7    5.0
dtype: float64
```

Para obtener los valores en s como una matriz numpy:

```
>>> s.values
array([1, 4, 6, 3, 8, 7, 4, 5])
```

Para hacer una copia de s:

```
>>> d = s.copy()
>>> d
0    1
1    4
2    6
3    3
4    8
5    7
6    4
7    5
dtype: int64
```

Aplicando una función a una serie

Pandas proporciona una forma efectiva de aplicar una función a cada elemento de una serie y obtener una nueva serie. Supongamos que tenemos la siguiente serie:

```
>>> import pandas as pd
>>> s = pd.Series([3, 7, 5, 8, 9, 1, 0, 4])
>>> s
0    3
1    7
2    5
3    8
4    9
5    1
6    0
7    4
dtype: int64
```

y una función cuadrada:

```
>>> def square(x):
...     return x*x
```

Simplemente podemos aplicar el cuadrado a cada elemento de s y obtener una nueva serie:

```
>>> t = s.apply(square)
>>> t
0     9
1    49
2    25
3    64
4    81
5     1
6     0
7    16
dtype: int64
```

En algunos casos es más fácil usar una expresión lambda:

```
>>> s.apply(lambda x: x ** 2)
0     9
1    49
2    25
3    64
4    81
5     1
6     0
7    16
dtype: int64
```

o podemos usar cualquier función incorporada:

```
>>> q = pd.Series(['Bob', 'Jack', 'Rose'])
>>> q.apply(str.lower)
```

```
0     bob
1    jack
2    rose
dtype: object
```

Si todos los elementos de la Serie son cadenas, hay una forma más fácil de aplicar métodos de cadena:

```
>>> q.str.lower()
0     bob
1    jack
2    rose
dtype: object
>>> q.str.len()
0    3
1    4
2    4
```

Lea Serie en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/1898/serie

Capítulo 37: Tipos de datos

Observaciones

Los tipos no son nativos de los pandas. Son el resultado de pandas cerca del acoplamiento arquitectónico para adormecer.

el dtype de una columna no tiene que correlacionarse de ninguna manera con el tipo python del objeto contenido en la columna.

Aquí tenemos un `pd.Series` . `pd.Series` con flotadores. El dtype será `float` .

Luego usamos `astype` para " `astype` " a objeto.

```
pd.Series([1.,2.,3.,4.,5.]).astype(object)
0    1
1    2
2    3
3    4
4    5
dtype: object
```

El dtype ahora es objeto, pero los objetos en la lista todavía son flotantes. Lógico si sabes que en Python, todo es un objeto, y se puede actualizar al objeto.

```
type(pd.Series([1.,2.,3.,4.,5.]).astype(object)[0])
float
```

Aquí intentamos "echar" las carrozas a las cuerdas.

```
pd.Series([1.,2.,3.,4.,5.]).astype(str)
0    1.0
1    2.0
2    3.0
3    4.0
4    5.0
dtype: object
```

El dtype ahora es objeto, pero el tipo de las entradas en la lista es cadena. Esto se debe a que `numpy` no se ocupa de las cadenas y, por lo tanto, actúa como si solo fueran objetos y no preocupa.

```
type(pd.Series([1.,2.,3.,4.,5.]).astype(str)[0])
str
```

No confíe en los tipos, son un artefacto de un defecto arquitectónico en los pandas. Especifíquelos como debe, pero no confíe en el tipo de dtype establecido en una columna.

Examples

Comprobando los tipos de columnas

Los tipos de columnas se pueden verificar mediante `.dtypes` atrribute of DataFrames.

```
In [1]: df = pd.DataFrame({'A': [1, 2, 3], 'B': [1.0, 2.0, 3.0], 'C': [True, False, True]})

In [2]: df
Out[2]:
   A    B      C
0  1  1.0   True
1  2  2.0  False
2  3  3.0   True

In [3]: df.dtypes
Out[3]:
A      int64
B    float64
C       bool
dtype: object
```

Para una sola serie, puede usar el atributo `.dtype` .

```
In [4]: df['A'].dtype
Out[4]: dtype('int64')
```

Cambiando dtypes

`astype()` método `astype()` cambia el tipo de letra de una serie y devuelve una nueva serie.

```
In [1]: df = pd.DataFrame({'A': [1, 2, 3], 'B': [1.0, 2.0, 3.0],
                           'C': ['1.1.2010', '2.1.2011', '3.1.2011'],
                           'D': ['1 days', '2 days', '3 days'],
                           'E': ['1', '2', '3']})
In [2]: df
Out[2]:
   A    B          C       D  E
0  1  1.0   1.1.2010  1 days  1
1  2  2.0   2.1.2011  2 days  2
2  3  3.0   3.1.2011  3 days  3

In [3]: df.dtypes
Out[3]:
A      int64
B    float64
C     object
D     object
E     object
dtype: object
```

Cambie el tipo de columna A a flotante y el tipo de columna B a entero:

```
In [4]: df['A'].astype('float')
```

```
Out[4]:
0    1.0
1    2.0
2    3.0
Name: A, dtype: float64

In [5]: df['B'].astype('int')
Out[5]:
0    1
1    2
2    3
Name: B, dtype: int32
```

`astype()` método `astype()` es para conversión de tipo específico (es decir, puede especificar `.astype(float64')` , `.astype(float32)` o `.astype(float16)`). Para la conversión general, puede usar `pd.to_numeric` , `pd.to_datetime` y `pd.to_timedelta` .

Cambiando el tipo a numérico

`pd.to_numeric` cambia los valores a un tipo numérico.

```
In [6]: pd.to_numeric(df['E'])
Out[6]:
0    1
1    2
2    3
Name: E, dtype: int64
```

De forma predeterminada, `pd.to_numeric` genera un error si una entrada no se puede convertir en un número. Puedes cambiar ese comportamiento usando el parámetro de `errors` .

```
# Ignore the error, return the original input if it cannot be converted
In [7]: pd.to_numeric(pd.Series(['1', '2', 'a']), errors='ignore')
Out[7]:
0    1
1    2
2    a
dtype: object

# Return NaN when the input cannot be converted to a number
In [8]: pd.to_numeric(pd.Series(['1', '2', 'a']), errors='coerce')
Out[8]:
0    1.0
1    2.0
2    NaN
dtype: float64
```

Si es necesario, compruebe que todas las filas con entrada no se pueden convertir a `boolean indexing` uso numérico con `isnull` :

```
In [9]: df = pd.DataFrame({'A': [1, 'x', 'z'],
                           'B': [1.0, 2.0, 3.0],
                           'C': [True, False, True]})
```

```
In [10]: pd.to_numeric(df.A, errors='coerce').isnull()
Out[10]:
0    False
1     True
2     True
Name: A, dtype: bool

In [11]: df[pd.to_numeric(df.A, errors='coerce').isnull()]
Out[11]:
   A    B      C
1  x  2.0  False
2  z  3.0   True
```

Cambiando el tipo a datetime

```
In [12]: pd.to_datetime(df['C'])
Out[12]:
0   2010-01-01
1   2011-02-01
2   2011-03-01
Name: C, dtype: datetime64[ns]
```

Tenga en cuenta que 2.1.2011 se convierte al 1 de febrero de 2011. Si desea el 2 de enero de 2011, debe utilizar el parámetro `dayfirst` .

```
In [13]: pd.to_datetime('2.1.2011', dayfirst=True)
Out[13]: Timestamp('2011-01-02 00:00:00')
```

Cambiando el tipo a timedelta

```
In [14]: pd.to_timedelta(df['D'])
Out[14]:
0   1 days
1   2 days
2   3 days
Name: D, dtype: timedelta64[ns]
```

Seleccionando columnas basadas en dtype

`select_dtypes` método `select_dtypes` se puede utilizar para seleccionar columnas basadas en dtype.

```
In [1]: df = pd.DataFrame({'A': [1, 2, 3], 'B': [1.0, 2.0, 3.0], 'C': ['a', 'b', 'c'],
                           'D': [True, False, True]})

In [2]: df
Out[2]:
   A    B  C      D
0  1  1.0  a   True
1  2  2.0  b  False
2  3  3.0  c   True
```

Con los parámetros de `include` y `exclude` , puede especificar qué tipos desea:

```
# Select numbers
In [3]: df.select_dtypes(include=['number'])  # You need to use a list
Out[3]:
   A    B
0  1  1.0
1  2  2.0
2  3  3.0

# Select numbers and booleans
In [4]: df.select_dtypes(include=['number', 'bool'])
Out[4]:
   A    B      D
0  1  1.0   True
1  2  2.0  False
2  3  3.0   True

# Select numbers and booleans but exclude int64
In [5]: df.select_dtypes(include=['number', 'bool'], exclude=['int64'])
Out[5]:
     B      D
0  1.0   True
1  2.0  False
2  3.0   True
```

Resumiendo dtypes

`get_dtype_counts` método `get_dtype_counts` se puede usar para ver un desglose de los tipos.

```
In [1]: df = pd.DataFrame({'A': [1, 2, 3], 'B': [1.0, 2.0, 3.0], 'C': ['a', 'b', 'c'],
                           'D': [True, False, True]})

In [2]: df.get_dtype_counts()
Out[2]:
bool       1
float64    1
int64      1
object     1
dtype: int64
```

Lea Tipos de datos en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/2959/tipos-de-datos

Capítulo 38: Trabajando con series de tiempo

Examples

Creación de series de tiempo

Aquí es cómo crear una serie de tiempo simple.

```
import pandas as pd
import numpy as np

# The number of sample to generate
nb_sample = 100

# Seeding to obtain a reproductible dataset
np.random.seed(0)

se = pd.Series(np.random.randint(0, 100, nb_sample),
                  index = pd.date_range(start = pd.to_datetime('2016-09-24'),
                                        periods = nb_sample, freq='D'))
se.head(2)

# 2016-09-24    44
# 2016-09-25    47

se.tail(2)

# 2016-12-31    85
# 2017-01-01    48
```

Indización parcial de cuerdas

Una forma muy útil de subconjuntar series temporales es usar **la indexación parcial de cadenas** . Permite seleccionar el rango de fechas con una sintaxis clara.

Obteniendo datos

Estamos utilizando el conjunto de datos en el ejemplo de Creación de series temporales.

Viendo cabeza y cola para ver los límites.

```
se.head(2).append(se.tail(2))

# 2016-09-24    44
# 2016-09-25    47
# 2016-12-31    85
# 2017-01-01    48
```

Subconjunto

Ahora podemos subdividir por año, mes, día de manera muy intuitiva.

Por año

```
se['2017']

# 2017-01-01    48
```

Por mes

```
se['2017-01']

# 2017-01-01    48
```

Por día

```
se['2017-01-01']

# 48
```

Con un rango de año, mes, día de acuerdo a sus necesidades.

```
se['2016-12-31':'2017-01-01']

# 2016-12-31    85
# 2017-01-01    48
```

pandas también proporciona una función `truncate` dedicada para este uso a través de los parámetros de `before` y `after` , pero creo que es menos claro.

```
se.truncate(before='2017')

# 2017-01-01    48

se.truncate(before='2016-12-30', after='2016-12-31')

# 2016-12-30    13
# 2016-12-31    85
```

Lea Trabajando con series de tiempo en línea:
https://riptutorial.com/es/pandas/topic/7029/trabajando-con-series-de-tiempo

Capítulo 39: Tratar variables categóricas

Examples

Codificación instantánea con `get_dummies ()`

```
>>> df = pd.DataFrame({'Name':['John Smith', 'Mary Brown'],
                       'Gender':['M', 'F'], 'Smoker':['Y', 'N']})
>>> print(df)
```

```
  Gender         Name Smoker
0      M   John Smith      Y
1      F   Mary Brown      N
```

```
>>> df_with_dummies = pd.get_dummies(df, columns=['Gender', 'Smoker'])
>>> print(df_with_dummies)
```

```
          Name  Gender_F  Gender_M  Smoker_N  Smoker_Y
0   John Smith       0.0       1.0       0.0       1.0
1   Mary Brown       1.0       0.0       1.0       0.0
```

Lea Tratar variables categóricas en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/5999/tratar-variables-categoricas

Capítulo 40: Uso de .ix, .iloc, .loc, .at y .iat para acceder a un DataFrame

Examples

Utilizando .iloc

.iloc usa números enteros para leer y escribir datos en un DataFrame.

Primero, vamos a crear un DataFrame:

```
df = pd.DataFrame({'one': [1, 2, 3, 4, 5],
                   'two': [6, 7, 8, 9, 10],
                }, index=['a', 'b', 'c', 'd', 'e'])
```

Este DataFrame se ve como:

```
   one  two
a    1    6
b    2    7
c    3    8
d    4    9
e    5   10
```

Ahora podemos usar .iloc para leer y escribir valores. Vamos a leer la primera fila, primera columna:

```
print df.iloc[0, 0]
```

Esto imprimirá:

```
1
```

También podemos establecer valores. Permite establecer la segunda columna, segunda fila a algo nuevo:

```
df.iloc[1, 1] = '21'
```

Y luego echar un vistazo para ver qué pasó:

```
print df

   one two
a    1   6
b    2  21
c    3   8
d    4   9
```

```
e    5  10
```

Utilizando .loc

.loc usa **etiquetas** para leer y escribir datos.

Vamos a configurar un DataFrame:

```
df = pd.DataFrame({'one': [1, 2, 3, 4, 5],
                   'two': [6, 7, 8, 9, 10],
                  }, index=['a', 'b', 'c', 'd', 'e'])
```

Luego podemos imprimir el marco de datos para ver la forma:

```
print df
```

Esto dará salida

```
   one  two
a    1    6
b    2    7
c    3    8
d    4    9
e    5   10
```

Usamos las **etiquetas de** columna y fila para acceder a los datos con .loc. Fijemos la fila 'c', columna 'dos' al valor 33:

```
df.loc['c', 'two'] = 33
```

Así es como se ve ahora el DataFrame:

```
   one  two
a    1    6
b    2    7
c    3   33
d    4    9
e    5   10
```

Es de destacar que el uso de `df['two'].loc['c'] = 33` puede no informar una advertencia, e incluso puede funcionar, sin embargo, usar `df.loc['c', 'two']` está garantizado para funcionar correctamente , mientras que el primero no lo es.

Podemos leer porciones de datos, por ejemplo

```
print df.loc['a':'c']
```

imprimirá las filas a a c. Esto es inclusivo.

```
   one  two
a    1    6
b    2    7
c    3    8
```

Y finalmente, podemos hacer las dos cosas juntos:

```
print df.loc['b':'d', 'two']
```

Saldrá las filas b a c de la columna 'dos'. Observe que la etiqueta de la columna no está impresa.

```
b    7
c    8
d    9
```

Si .loc se suministra con un argumento entero que no es una etiqueta, vuelve a la indexación entera de los ejes (el comportamiento de .iloc). Esto hace posible la indexación de etiquetas y enteros mixtos:

```
df.loc['b', 1]
```

devolverá el valor en la segunda columna (el índice comienza en 0) en la fila 'b':

```
7
```

Lea Uso de .ix, .iloc, .loc, .at y .iat para acceder a un DataFrame en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/7074/uso-de--ix---iloc---loc---at-y--iat-para-acceder-a-un-dataframe

Capítulo 41: Valores del mapa

Observaciones

se debe mencionar que si el valor de la clave no existe, esto generará `KeyError` , en esas situaciones tal vez sea mejor usar la `merge` o la `get` que le permite especificar un valor predeterminado si la clave no existe

Examples

Mapa del Diccionario

A partir de un `df` marco de datos:

```
  U   L
111  en
112  en
112  es
113  es
113  ja
113  zh
114  es
```

Imagina que quieres agregar una nueva columna llamada `S` tomando valores del siguiente diccionario:

```
d = {112: 'en', 113: 'es', 114: 'es', 111: 'en'}
```

Puede usar el `map` para realizar una búsqueda en las claves que devuelven los valores correspondientes como una nueva columna:

```
df['S'] = df['U'].map(d)
```

que devuelve:

```
  U   L   S
111  en  en
112  en  en
112  es  en
113  es  es
113  ja  es
113  zh  es
114  es  es
```

Lea Valores del mapa en línea: https://riptutorial.com/es/pandas/topic/3928/valores-del-mapa

Creditos

S. No	Capítulos	Contributors
1	Empezando con los pandas	Alexander, Andy Hayden, ayhan, Bryce Frank, Community, hashcode55, Nikita Pestrov, user2314737
2	Agrupar datos de series de tiempo	ayhan, piRSquared
3	Análisis: Reunirlo todo y tomar decisiones.	piRSquared
4	Anexando a DataFrame	shahins
5	Calendarios de vacaciones	Romain
6	Creando marcos de datos	Ahamed Mustafa M, Alexander, ayhan, Ayush Kumar Singh, bernie, Gal Dreiman, Geeklhem, Gorkem Ozkaya, jasimpson, jezrael, JJD, Julien Marrec, MaxU, Merlin, pylang, Romain, SerialDev, user2314737, vaerek, ysearka
7	Datos categóricos	jezrael, Julien Marrec
8	Datos de agrupación	Andy Hayden, ayhan, danio, Geeklhem, jezrael, ℕ𝕠𝕠B̲I̲E̲, QM.py, Romain, user2314737
9	Datos duplicados	ayhan, Ayush Kumar Singh, bee-sting, jezrael
10	Datos perdidos	Andy Hayden, ayhan, EdChum, jezrael, Zdenek
11	Desplazamiento y desplazamiento de datos	ASGM
12	Fusionar, unir y concatenar	ayhan, Josh Garlitos, MaThMaX, MaxU, piRSquared, SerialDev, varunsinghal
13	Gotchas de pandas	vlad.rad
14	Gráficos y visualizaciones	Ami Tavory, Nikita Pestrov, Scimonster
15	Guardar pandas	amin, bernie, eraoul, Gal Dreiman, maxliving, Musafir Safwan,

	dataframe en un archivo csv	Nikita Pestrov, Olel Daniel, Stephan
16	Herramientas computacionales	Ami Tavory
17	Herramientas de Pandas IO (leer y guardar conjuntos de datos)	amin, Andy Hayden, bernie, Fabich, Gal Dreiman, jezrael, João Almeida, Julien Spronck, MaxU, Nikita Pestrov, SerialDev, user2314737
18	Indexación booleana de marcos de datos	firelynx
19	Indexación y selección de datos.	amin, Andy Hayden, ayhan, double0darbo, jasimpson, jezrael, Joseph Dasenbrock, MaxU, Merlin, piRSquared, SerialDev, user2314737
20	IO para Google BigQuery	ayhan, tworec
21	JSON	PinoSan, SerialDev, user2314737
22	Leer MySQL a DataFrame	andyabel, rrawat
23	Leer SQL Server a Dataframe	bernie, SerialDev
24	Leyendo archivos en pandas DataFrame	Arthur Camara, bee-sting, Corey Petty, Sirajus Salayhin
25	Making Pandas Play Nice con tipos de datos nativos de Python	DataSwede
26	Manipulación de cuerdas	ayhan, mnoronha, SerialDev
27	Manipulación sencilla de DataFrames.	Alexander, ayhan, Ayush Kumar Singh, Gal Dreiman, Geeklhem, MaxU, paulo.filip3, R.M., SerialDev, user2314737, ysearka
28	Meta: Pautas de documentación.	Andy Hayden, ayhan, Stephen Leppik
29	Multiindex	Andy Hayden, benten, danielhadar, danio, Pedro M Duarte

30	Obteniendo información sobre DataFrames	Alexander, ayhan, Ayush Kumar Singh, bernie, Romain, ysearka
31	Pandas Datareader	Alexander, MaxU
32	pd.DataFrame.apply	ptsw, Romain
33	Remodelación y pivotamiento	Albert Camps, ayhan, bernie, DataSwede, jezrael, MaxU, Merlin
34	Remuestreo	jezrael
35	Secciones transversales de diferentes ejes con MultiIndex.	Julien Marrec
36	Serie	Alexander, daphshez, EdChum, jezrael, shahins
37	Tipos de datos	Andy Hayden, ayhan, firelynx, jezrael
38	Trabajando con series de tiempo	Romain
39	Tratar variables categóricas	Gorkem Ozkaya
40	Uso de .ix, .iloc, .loc, .at y .iat para acceder a un DataFrame	bee-sting, DataSwede, farleytpm
41	Valores del mapa	EdChum, Fabio Lamanna