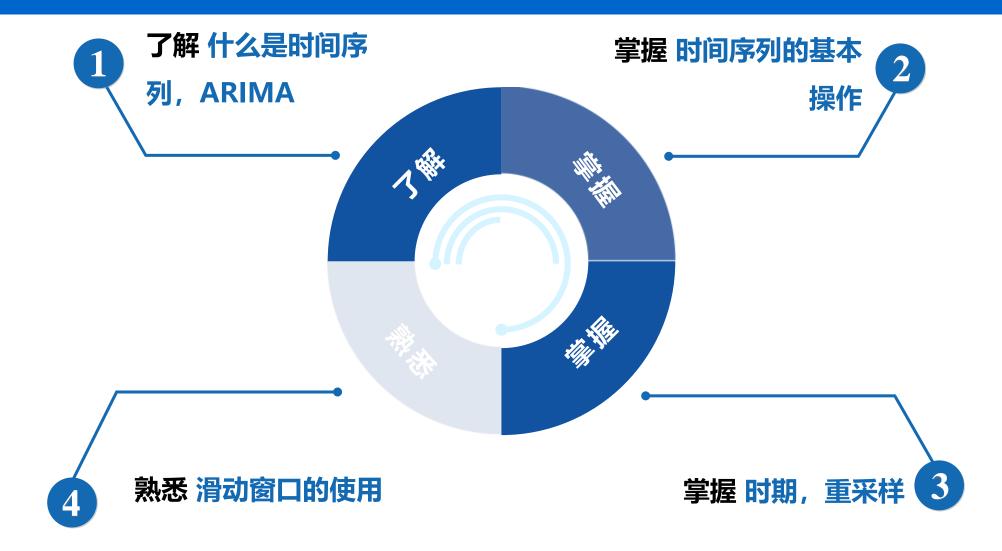


时间序列总结

黄海广 副教授

2022年01月



目录



- 01 时间序列的基本操作
- 02 固定频率的时间序列
- 03 时间周期及计算
- 04 重采样
- 05 数据统计—滑动窗口
- 06 时序模型—ARIMA

1.时间序列的基本操作



01 时间序列的基本操作

- 02 固定频率的时间序列
- 03 时间周期及计算
- 04 重采样
- 05 数据统计—滑动窗口
- 06 时序模型—ARIMA



思考:

什么是时间序列?

时间序列的概念

时间序列是指多个时间点上形成的数值序列,它既可以是定期出现的,也可以是不定期出现的。



时间序列的数据种类

时间序列的数据主要有以下几种:

表示特定的时刻, 比如现在

时间戳

比如2018年或者 2018年10月

时期

由起始时间戳和结束时间戳表示

时间间隔

Pandas中, 时间戳使用Timestamp (Series派生的子类) 对象表示。

该对象与datetime具有高度的兼容性,可以直接通过to_datetime()函数将datetime转换为TimeStamp对象。

pd.to_datetime('20180828')

如果传入的是多个datetime组成的列表,则Pandas会 将其强制转换为DatetimeIndex类对象。

```
date_index = pd.to_datetime(['20180820','20180828', '20180908'])
```

DatetimeIndex(['2018-08-20', '2018-08-28', '2018-09-08'], dtype='datetime64[ns]', freq=None)

在Pandas中,最基本的时间序列类型就是以时间戳为索引的Series对象。

```
date_ser = pd.Series([11, 22, 33], index=date_index)
```

 2018-08-20
 11

 2018-08-28
 22

 2018-09-08
 33

还可以将包含多个datetime对象的列表传给 index参数,同样能创建具有时间戳索引的 Series对象。

> date_list = [datetime(2018, 1, 1), datetime(2018, 1, 15] time_se = pd.Series(np.arange(6), index=date_list)

如果希望DataFrame对象具有时间戳索引, 也可以采用上述方式进行创建。

```
data_demo = [[11, 22, 33], [44, 55, 66]]
date_list = [datetime(2018, 1, 23), datetime(2018, 2, 15)]
time_df = pd.DataFrame(data_demo, index=date_list)
```

最简单的选取子集的方式,是直接使用位置索引来获取具体的数据。

#根据位置索引获取数据 time_se[3]

还可以使用datetime构建的日期获取其对应的数据。

```
date_time = datetime(2015, 6, 1)
date_se[date_time]
```

还可以在操作索引时,直接使用一个日期字符串(符合可以被解析的格式)进行获取。

date_se['20150530']

date_se['2018/01/23']

如果希望获取某年或某个月的数据,则可以直接用指定的年份或者月份操作索引。

date_se['2015']

除了使用索引的方式以外,还可以通过 truncate()方法截取 Series或DataFrame对象。

```
truncate(before = None,after = None,
axis = None,copy = True)
```

- ▶ before -- 表示截断此索引值之前的所有行。
- after -- 表示截断此索引值之后的所有行。
- > axis -- 表示截断的轴, 默认为行索引方向

2.固定频率的时间序列



- 01 时间序列的基本操作
- 02 固定频率的时间序列
- 03 时间周期及计算
- 04 重采样
- 05 数据统计—滑动窗口
- 06 时序模型—ARIMA

Pandas中提供了一个date_range()函数,主要用于生成一个具有固定频率的DatetimeIndex对象。

```
date_range(start = None, end = None, periods = None, freq = None, tz = None, normalize = False, name = None, closed = None, ** kwargs)
```

- > start:表示起始日期,默认为None。
- ▶ end:表示终止日期,默认为None。
- ▶ periods:表示产生多少个时间戳索引值。
- > freq: 用来指定计时单位。



start、end、periods、freq这四个参数 至少要指定三个参数,否则会出现错误。

当调用date_range()函数创建DatetimeIndex对象时,如果只是传入了开始日期(start参数)与结束日期(end参数),则默认生成的时间戳是按天计算的,即freq参数为D。

pd.date_range('2018/08/10', '2018/08/20')

如果只是传入了开始日期或结束日期,则还需要用periods参数指定产生多少个时间戳。

pd.date_range(start='2018/08/10', periods=5)

pd.date_range(end='2018/08/10', periods=5)

如果希望时间序列中的时间戳都是每周固定的星期日,则可以在创建DatetimeIndex时将freq参数设为"W-SUN"。

dates_index = pd.date_range('2018-01-01', periods=5, freq='W-SUN')

如果日期中带有与时间相关的信息,且想产生一组被规范化到当天午夜的时间戳,可以将normalize参数的值设为True。

pd.date_range(start='2018/8/1 12:13:30', periods=5, normalize=True, tz='Asia/Hong_Kong')

默认生成的时间序列数据是按天计算的,即频率为"D"。

- · "D"是一个基础频率,通过用一个字符串的别名表示,比如"D"是"day"的别名
- · 频率是由一个基础频率和一个乘数组成的 , 比如, "5D"表示每5天。

通过一张表来列举时间序列的基础频率。

别名	说明			
D	每日历日			
В	每工作日			
Н	每小时			
T 或 min	每分			
S	每秒			
L或ms	每毫秒			
U	每微秒			
M	MI 每月最后一个日历日			
BM	每月最后一个工作日			
MS	每月第一个日历日			
BMS	每月第一个工作日			
	从指定的星期几(MON、TUE、WED、			
W-MON、W-TUE…	THU、FRI、SAT、SUN)开始算起,			
	每周几			
WOM-1MON	每月第一周、第二周、第三周或第四周			
WOM-2MON···	的星期几。			

通过一张表来列举时间序列的基础频率。

别名	说明	
Q-JAN、Q-FEB···	对于以指定月份(JAN、FEB、MAR、	
	APR、MAY、JUN、JUL、AUG、SEP、	
	OCT、NOV、DEC)结束的年度,每季	
	度最后一月的最后一个日历日	
BQ-JAN、BQ-FEB···	对于以指定月份结束的年度, 每季度最	
	后一月的最后一个工作日	
QS-JAN、QS-FEB···	对于以指定月份结束的年度,每季度最	
	后一月的最后一个日历日	
BQS-JAN、BQS-	对于以指定月份结束的年度,每季度最	
FEB	后一月的第一个工作日	
A-JAN、A- FEB…	每年指定月份的最后一个日历日	
BA-JAN、BA-FEB···	每年指定月份的最后一个工作日	
AS-JAN、AS- FEB···	每年指定月份的第一个日历日	
BAS-JAN BAS -		
FEB	每年指定月份的第一个工作日 	

每个基础频率还可以跟着一个被称为日期偏移量的DateOffset对象。如果想要创建一个DateOffset对象,则需要先导入pd.tseries.offsets模块后才行。

from pandas.tseries.offsets import * DateOffset(months=4, days=5)

还可以使用offsets模块中提供的偏移量类型进行创建。

例如,创建14天10小时的偏移量,可以换算为两周零十个小时,其中"周"使用Week类型表示的,"小时"使用Hour类型表示,它们之间可以使用加号连接。

$$Week(2) + Hour(10)$$

时间序列的移动

移动是指沿着时间轴方向将数据进行前移或后移。

数据移动前

2018-01-01	1	
2018-01-02	2	
2018-01-03	3	
2018-01-04	4	
2018-01-05	5	

数据移动后

2018-01-01	2	
2018-01-02	3	
2018-01-03	4	
2018-01-04	5	
2018-01-05	NaN	

数据移动后

2018-01-01	NaN		
2018-01-02	1		_
2018-01-03	2		回后较
2018-01-04	3		移动
2018-01-05	4	•	7

时间序列的移动

Pandas对象中提供了一个shift()方法,用来前移或后移数据,但数据索引保持不变。

shift(periods=1, freq=None, axis=0)

periods -- 表示移动的幅度,可以为正数,也可以为负数,默认值是1,代表移动一次。

3.时间周期及计算



- 01 时间序列的基本操作
- 02 固定频率的时间序列
- 03 时间周期及计算
- 04 重采样
- 05 数据统计—滑动窗口
- 06 时序模型—ARIMA

Period类表示一个标准的时间段或时期,比如某年、某月、某日、某小时等。

创建Period类对象的方式比较简单,只需要在构造方法中以字符串或整数的形式传入一个日期即可。

pd.Period(2018)

pd.Period('2017/6')

Period对象能够参与数学运算。如果Period对象加上或者减去一个整数,则会根据具体的时间单位进行位移操作,

```
period = pd.Period('2017/6')
period + 1
```

Period('2017-07', 'M')

如果具有相同频率的两个Period对象进行数学运算,那么计算结果为它们的单位数量。

```
pd.Period('2017/6')
other_period = pd.Period(201201, freq='M')
period - other_period
```

如果希望创建多个Period对象,且它们是固定出现的,则可以通过period_range()函数实现。

PeriodIndex(['2012-01', '2012-02', '2012-03'], dtype='period[M]', freq='M')

创建时期对象

上述示例返回了一个PeriodIndex对象,它是由一组时期对象构成的索引。

Period对象1

Period对象2

. . .

Period对象N

创建时期对象

除了使用上述方式创建PeriodIndex外,还可以直接在PeriodIndex的构造方法中传入一组日期字符串。

str_list = ['2010', '2011', '2012'] pd.PeriodIndex(str_list, freq='A-DEC')

创建时期对象



Datetime Index是用来指代一系列时间点的一种索引结构,而Period Index则是用来指代一系列时间段的索引结构。

时期的频率转换

Pandas中提供了一个asfreq()方法来转换时期的频率。

```
asfreq (freq, method = None, how = None, normalize
= False, fill_value = None)
```

- ▶ freq -- 表示计时单位。
- how -- 可以取值为start或end, 默认为end。
- ▶ normalize -- 表示是否将时间索引重置为午夜。
- ➤ fill_value -- 用于填充缺失值的值。

4.重采样



- 01 时间序列的基本操作
- 02 固定频率的时间序列
- 03 时间周期及计算
- 04 重采样
- 05 数据统计—滑动窗口
- 06 时序模型—ARIMA

重采样方法 (resample)

Pandas中的resample()是一个对常规时间序列数据重新采样和频率转换的便捷的方法。

resample(rule, how=None, axis=0, fill_method=None, clo sed=None, label=None, ...)

- ➤ rule -- 表示重采样频率的字符串或DateOffset。
- ➤ fill_method -- 表示升采样时如何插值。
- Closed -- 设置降采样哪一端是闭合的。

重采样方法 (resample)

例如,通过resample()方法对数据重新采样。

time_ser.resample('W-MON').mean()

how参数不再建议使用,而是采用新的方式".resample(...).mean()"求平均值。

重采样方法 (resample)

如果重采样时传入closed参数为left,则表示采样的范围是左闭右开型的。

换句话说位于某范围的时间序列中, 开头的时间戳包含在内, 结尾的时间戳是不包含在内的。

time_ser.resample('W-MON', closed='left').mean()

降采样

降采样时间颗粒会变 大,数据量是减少的 。为了避免有些时间 戳对应的数据闲置, 可以利用内置方法聚 合数据。

	1	
2018-1-1		
2018-2-1		
2018-3-1		2018-1-1
2018-4-1		2018-4-1
2018-5-1		2018-7-1
2018-6-1		
2018-7-1		

降采样

股票数据比较常见的是OHLC重采样,包括开盘价、最高价、最低价和收盘价。

Pandas中专门提供了一个ohlc()方法。

```
date_index = pd.date_range('2018/06/01', periods=30)
shares_data = np.random.rand(30)
time_ser = pd.Series(shares_data, index=date_index)
time_ser.resample('7D').ohlc()
```

降采样

降采样相当于另外一种形式的分组操作,它会按照日期将时间序列进行分组,之后对每个分组应用聚合方法得出一个结果。

time_ser.groupby(lambda x: x.week).mean()

升采样

升采样的时间颗粒 是变小的,数据量 会增多,这很有可 能导致某些时间戳 没有相应的数据。

2018-1-1	
2018-4-1	
2018-7-1	



2018-1-1

升采样

遇到这种情况,常用的解决办法就是插值, 具体有如下几种方式:

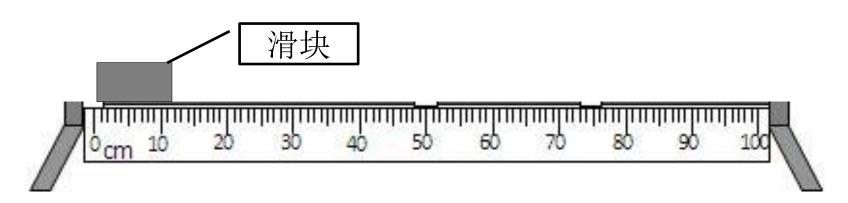
- 通过ffill(limit)或bfill(limit)方法,取空值前面 或后面的值填充,limit可以限制填充的个数。
- 通过fillna('ffill')或fillna('bfill')进行填充,传入ffill则表示用NaN前面的值填充,传入bfill则表示用后面的值填充。
- 使用interpolate()方法根据插值算法补全数据。



- 01 时间序列的基本操作
- 02 固定频率的时间序列
- 03 时间周期及计算
- 04 重采样
- 05 数据统计—滑动窗口
- 06 时序模型—ARIMA

滑动窗口指的是根据指定的单位长度来框住时间序列,从而计算框内的统计指标。

相当于一个长度指定的滑块在刻度尺上面滑动,每滑动一个单位即可反馈滑块内的数据。



滑动窗口的概念比较抽象,下面我们来举个例子描述一下。

某分店按天统计了2017年全年的销售数据,现在总经理想抽查分店8月28日(七夕)的销售情况,如果只是单独拎出来当天的数据,则这个数据比较绝对,无法很好地反映出这个日期前后销售的整体情况。

2017-01-01 | 2017-12-31

为了提升数据的准确性,可以将某个点的取值扩大到包含这个点的一段区间,用区间内的数据进行判断。

例如,我们可以将8月24日到9月2日的数据拿出来,求此区间的平均值作为抽查结果。

2017-01-01 2017-12-31



这个区间就是窗口,它的单位长度为10,数据是按天统计的,所以统计的是10天的平均指标,这样显得更加合理,可以很好地反映了七夕活动的整体情况。

移动窗口就是窗口向一端滑行,每次滑行并不是区间整块的滑行,而是一个单位一个单位的滑行。

例如,窗口向右边滑行一个单位,此时窗口框住的时间区间范围为2017-08-25到2017-09-03。

2017-01-01 2017-12-31



每次窗口移动,一次只会移动一个单位的长度,并且窗口的长度始终为10个单位长度,直至移动到末端。

由此可知,通过滑动窗口统计的指标会更加平稳一些,数据上下浮动的范围会比较小。

Pandas中提供了一个窗口方法rolling()。

rolling(window, min_periods=None, center=False, win_ty pe=None, on=None, axis=0, closed=None)

- ▶ window -- 表示窗口的大小。
- > min_periods -- 每个窗口最少包含的观测值数量。
- ▶ center -- 是否把窗口的标签设置为居中。
- ➤ win_type -- 表示窗口的类型。
- > closed -- 用于定义区间的开闭。



- 01 时间序列的基本操作
- 02 固定频率的时间序列
- 03 时间周期及计算
- 04 重采样
- 05 数据统计—滑动窗口
- 06 时序模型—ARIMA



思考:

什么是ARIMA模型?

ARIMA的全称叫做差分整合移动平均自回归模型,又称作整合移动平均自回归模型,是一种用于时间序列预测的常见统计模型。

记作:

ARIMA(p,d,q)

ARIMA模型主要由AR、I与MA模型三个部分组成。

AR(p)模型

I模型

MA(q)模型

ARIMA(p,d,q)模型可以表示为:

$$\left(1-\sum_{i=1}^p \phi_i L^i
ight)(1-L)^d X_t = \left(1+\sum_{i=1}^q heta_i L^i
ight)arepsilon_t$$

- ▶p--代表预测模型中采用的时序数据本身的滞后数,即自回归项数。
- ▶d--代表时序数据需要进行几阶差分化,才是稳定的,即差分的阶数。
- ▶q--代表预测模型中采用的预测误差的滞后数,即滑动平均项数。



ARIMA模型的基本思想是:将预测对象随时间推移而形成的数据序列视为一个随机序列,用一定的数学模型来近似描述这个序列,这个模型一旦被识别后,就可以从时间序列的过去值及现在值来预测未来值。

ARIMA模型建立的基本步骤如下:

获取被观测的 时间序列数据 根据时间序列 数据进行绘图 , 观测是否为 平稳时间序列 从平稳的时间序列中求得自相关系数ACF和偏自相关系数PACF,得到最佳的阶层p和阶数q

根据上述计算的d、q、p得到ARIMA模型, 然后对模型进行检验

第1步

第2步

第3步

第4步



对于一个时间序列来说,如果它的均值没有系统的变化(无趋势),方差没有系统变化,并且严格消除了周期性的变化,就称为是平稳的。

本章小结

本章主要介绍了Pandas中用于处理时间序列的相关内容,包括创建时间序列、时间戳索引和切片操作、固定频率的时间序列、时期及计算、重采样、滑动窗口和时序模型,最后开发了一个股票预测分析的案例。

通过对本章内容的学习,读者应该掌握处理时间序列数据的一些技巧,并灵活加以运用。

