

- 前言
- 第一章 预备知识
- 第二章 Pandas基础
- 第三章 索引
- 第四章 分组
- 第五章 变形
- 第六章 合并
- 第七章 缺失数据**
- 第八章 文本数据
- 第九章 分类数据
- 第十章 时序数据
- 第十一章 数据清洗
- 第十二章 特征工程
- 第十三章 性能优化
- 第十四章 案例分析
- 参考答案

第七章 缺失数据

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

In [2]: import pandas as pd
```

一、缺失值的统计和删除

1. 缺失信息的统计

缺失数据可以使用 `isna` 或 `isnull` （两个函数没有区别）来查看每个单元格是否缺失，通过和 `sum` 的组合可以计算出每列缺失值的比例：

```
In [3]: df = pd.read_csv('data/learn_pandas.csv',
...:                    usecols = ['Grade', 'Name', 'Gender', 'Height',
...:                               'Weight', 'Transfer'])
...:

In [4]: df.isna().head()
Out[4]:
   Grade  Name  Gender  Height  Weight  Transfer
0  False  False  False   False   False    False
1  False  False  False   False   False    False
2  False  False  False   False   False    False
3  False  False  False    True   False    False
4  False  False  False   False   False    False

In [5]: df.isna().sum()/df.shape[0] # 查看缺失的比例
Out[5]:
Grade      0.000
Name       0.000
Gender     0.000
Height     0.085
Weight     0.055
Transfer   0.060
dtype: float64
```

如果想要查看某一列缺失或者非缺失的行，可以利用 `Series` 上的 `isna` 或者 `notna` 进行布尔索引。例如，查看身高缺失的行：

```
In [6]: df[df.Height.isna()].head()
Out[6]:
   Grade      Name  Gender  Height  Weight  Transfer
3  Sophomore  Xiaojuan Sun  Female    NaN    41.0         N
12   Senior      Peng You  Female    NaN    48.0        NaN
26   Junior      Yanli You  Female    NaN    48.0         N
36  Freshman  Xiaojuan Qin   Male    NaN    79.0         Y
60  Freshman   Yanpeng Lv   Male    NaN    65.0         N
```

如果想要同时对几个列，检索出全部为缺失或者至少有一个缺失或者没有缺失的行，可以使用 `isna`，`notna` 和 `any`，`all` 的组合。例如，对身高、体重和转系情况这3列分别进行这三种情况的检索：

```
In [7]: sub_set = df[['Height', 'Weight', 'Transfer']]

In [8]: df[sub_set.isna().all(1)] # 全部缺失
Out[8]:
```

	Grade	Name	Gender	Height	Weight	Transfer
102	Junior	Chengli Zhao	Male	NaN	NaN	NaN

```
In [9]: df[sub_set.isna().any(1)].head() # 至少有一个缺失
Out[9]:
```

	Grade	Name	Gender	Height	Weight	Transfer
3	Sophomore	Xiaojuan Sun	Female	NaN	41.0	N
9	Junior	Juan Xu	Female	164.8	NaN	N
12	Senior	Peng You	Female	NaN	48.0	NaN
21	Senior	Xiaopeng Shen	Male	166.0	62.0	NaN
26	Junior	Yanli You	Female	NaN	48.0	N

```
In [10]: df[sub_set.notna().all(1)].head() # 没有缺失
Out[10]:
```

	Grade	Name	Gender	Height	Weight	Transfer
0	Freshman	Gaopeng Yang	Female	158.9	46.0	N
1	Freshman	Changqiang You	Male	166.5	70.0	N
2	Senior	Mei Sun	Male	188.9	89.0	N
4	Sophomore	Gaojuan You	Male	174.0	74.0	N
5	Freshman	Xiaoli Qian	Female	158.0	51.0	N

2. 缺失信息的删除

数据处理中经常需要根据缺失值的大小、比例或其他特征来进行行样本或列特征的删除，pandas 中提供了 dropna 函数来进行操作。

dropna 的主要参数为轴方向 axis（默认为0，即删除行）、删除方式 how、删除的非缺失值个数阈值 thresh（非缺失值 没有达到这个数量的相应维度会被删除）、备选的删除子集 subset，其中 how 主要有 any 和 all 两种参数可以选择。

例如，删除身高体重至少有一个缺失的行：

```
In [11]: res = df.dropna(how = 'any', subset = ['Height', 'Weight'])

In [12]: res.shape
Out[12]: (174, 6)
```

例如，删除超过15个缺失值的列：

```
In [13]: res = df.dropna(1, thresh=df.shape[0]-15) # 身高被删除

In [14]: res.head()
Out[14]:
```

	Grade	Name	Gender	Weight	Transfer
0	Freshman	Gaopeng Yang	Female	46.0	N
1	Freshman	Changqiang You	Male	70.0	N
2	Senior	Mei Sun	Male	89.0	N
3	Sophomore	Xiaojuan Sun	Female	41.0	N
4	Sophomore	Gaojuan You	Male	74.0	N

当然，不用 dropna 同样是可行的，例如上述的两个操作，也可以使用布尔索引来完成：

```
In [15]: res = df.loc[df[['Height', 'Weight']].notna().all(1)]

In [16]: res.shape
Out[16]: (174, 6)

In [17]: res = df.loc[:, ~(df.isna().sum())>15]

In [18]: res.head()
Out[18]:
```

	Grade	Name	Gender	Weight	Transfer
0	Freshman	Gaopeng Yang	Female	46.0	N
1	Freshman	Changqiang You	Male	70.0	N
2	Senior	Mei Sun	Male	89.0	N
3	Sophomore	Xiaojuan Sun	Female	41.0	N
4	Sophomore	Gaojuan You	Male	74.0	N

二、缺失值的填充和插值

1. 利用fillna进行填充

在 `fillna` 中有三个参数是常用的：`value`，`method`，`limit`。其中，`value` 为填充值，可以是标量，也可以是索引到元素的字典映射；`method` 为填充方法，有用前面的元素填充 `ffill` 和用后面的元素填充 `bfill` 两种类型，`limit` 参数表示连续缺失值的最大填充次数。

下面构造一个简单的 `Series` 来说明用法：

```
In [19]: s = pd.Series([np.nan, 1, np.nan, np.nan, 2, np.nan],
....:                  list('aaabcd'))
....:

In [20]: s
Out[20]:
a    NaN
a    1.0
a    NaN
b    NaN
c    2.0
d    NaN
dtype: float64

In [21]: s.fillna(method='ffill') # 用前面的值向后填充
Out[21]:
a    NaN
a    1.0
a    1.0
b    1.0
c    2.0
d    2.0
dtype: float64

In [22]: s.fillna(method='ffill', limit=1) # 连续出现的缺失，最多填充一次
Out[22]:
a    NaN
a    1.0
a    1.0
b    NaN
c    2.0
d    2.0
dtype: float64

In [23]: s.fillna(s.mean()) # value为标量
Out[23]:
a    1.5
a    1.0
a    1.5
b    1.5
c    2.0
d    1.5
dtype: float64

In [24]: s.fillna({'a': 100, 'd': 200}) # 通过索引映射填充的值
Out[24]:
a    100.0
a    1.0
a    100.0
b     NaN
c     2.0
d    200.0
dtype: float64
```

有时为了更加合理地填充，需要先进行分组后再操作。例如，根据年级进行身高的均值填充：

```
In [25]: df.groupby('Grade')['Height'].transform(
....:         lambda x: x.fillna(x.mean()))
....:
Out[25]:
0    158.900000
1    166.500000
2    188.900000
3    163.075862
4    174.000000
Name: Height, dtype: float64
```

💡 练一练

对一个序列以如下规则填充缺失值：如果单独出现的缺失值，就用前后均值填充，如果连续出现的缺失值就不填充，即序列[1, NaN, 3, NaN, NaN]填充后为[1, 2, 3, NaN, NaN]，请利用 `fillna` 函数实现。（提示：利用 `limit` 参数）

2. 插值函数

在关于 `interpolate` 函数的 [文档](#) 描述中，列举了许多插值法，包括了大量 `Scipy` 中的方法。由于很多插值方法涉及到比较复杂的数学知识，因此这里只讨论比较常用且简单的三类情况，即线性插值、最近邻插值和索引插值。

对于 `interpolate` 而言，除了插值方法（默认为 `linear` 线性插值）之外，有与 `fillna` 类似的两个常用参数，一个是控制方向的 `limit_direction`，另一个是控制最大连续缺失值插值个数的 `limit`。其中，限制插值的方向默认为 `forward`，这与 `fillna` 的 `method` 中的 `ffill` 是类似的，若想要后向限制插值或者双向限制插值可以指定为 `backward` 或 `both`。

```
In [26]: s = pd.Series([np.nan, np.nan, 1,
....:                  np.nan, np.nan, np.nan,
....:                  2, np.nan, np.nan])
....:

In [27]: s.values
Out[27]: array([nan, nan,  1., nan, nan, nan,  2., nan, nan])
```

例如，在默认线性插值法下分别进行 `backward` 和双向限制插值，同时限制最大连续条数为1：

```
In [28]: res = s.interpolate(limit_direction='backward', limit=1)

In [29]: res.values
Out[29]: array([ nan,  1. ,  1. ,  nan,  nan,  1.75,  2. ,  nan,  nan])

In [30]: res = s.interpolate(limit_direction='both', limit=1)

In [31]: res.values
Out[31]: array([ nan,  1. ,  1. ,  1.25,  nan,  1.75,  2. ,  2. ,  nan])
```

第二种常见的插值是最近邻插补，即缺失值的元素和离它最近的非缺失值元素一样：

```
In [32]: s.interpolate('nearest').values
Out[32]: array([nan, nan,  1.,  1.,  1.,  2.,  2., nan, nan])
```

最后来介绍索引插值，即根据索引大小进行线性插值。例如，构造不等间距的索引进行演示：

```
In [33]: s = pd.Series([0,np.nan,10],index=[0,1,10])

In [34]: s
Out[34]:
0      0.0
1      NaN
10     10.0
dtype: float64

In [35]: s.interpolate() # 默认的线性插值，等价于计算中点的值
Out[35]:
0      0.0
1      5.0
10     10.0
dtype: float64

In [36]: s.interpolate(method='index') # 和索引有关的线性插值，计算相应索引大小对应的值
Out[36]:
0      0.0
1      1.0
10     10.0
dtype: float64
```

同时，这种方法对于时间戳索引也是可以使用的，有关时间序列的其他话题会在第十章进行讨论，这里举一个简单的例子：

```
In [37]: s = pd.Series([0,np.nan,10],
.....:                  index=pd.to_datetime(['20200101',
.....:                                         '20200102',
.....:                                         '20200111']))
.....:

In [38]: s
Out[38]:
2020-01-01    0.0
2020-01-02    NaN
2020-01-11   10.0
dtype: float64

In [39]: s.interpolate()
Out[39]:
2020-01-01    0.0
2020-01-02    5.0
2020-01-11   10.0
dtype: float64

In [40]: s.interpolate(method='index')
Out[40]:
2020-01-01    0.0
2020-01-02    1.0
2020-01-11   10.0
dtype: float64
```

⚠ 关于polynomial和spline插值的注意事项

在 `interpolate` 中如果选用 `polynomial` 的插值方法，它内部调用的是 `scipy.interpolate.interp1d(*,*,kind=order)`，这个函数内部调用的是 `make_interp_spline` 方法，因此其实是样条插值而不是类似于 `numpy` 中的 `polyfit` 多项式拟合插值；而当选用 `spline` 方法时，`pandas` 调用的是 `scipy.interpolate.UnivariateSpline` 而不是普通的样条插值。这一部分的文档描述比较混乱，而且这种参数的设计也是不合理的，当使用这两类插值方法时，用户一定要小心谨慎地根据自己的实际需求选取恰当的插值方法。

三、Nullable类型

1. 缺失记号及其缺陷

在 `python` 中的缺失值用 `None` 表示，该元素除了等于自己本身之外，与其他任何元素不相等：

```
In [41]: None == None
Out[41]: True

In [42]: None == False
Out[42]: False

In [43]: None == []
Out[43]: False

In [44]: None == ''
Out[44]: False
```

在 `numpy` 中利用 `np.nan` 来表示缺失值，该元素除了不和其他任何元素相等之外，和自身的比较结果也返回 `False`：

```
In [45]: np.nan == np.nan
Out[45]: False

In [46]: np.nan == None
Out[46]: False

In [47]: np.nan == False
Out[47]: False
```

在 `pandas` 中无论是 `None` 还是 `np.nan`，存入序列或表中都会以 `np.nan` 的形式存储：

```
In [48]: pd.Series([1, None])
Out[48]:
0    1.0
1    NaN
dtype: float64

In [49]: pd.Series([1, np.nan])
Out[49]:
0    1.0
1    NaN
dtype: float64
```

值得注意的是，虽然在元素逐个比较的时候会返回 `False`，但是在使用 `equals` 函数进行两张表或两个序列的相同性检验时，会自动跳过至少存在一个缺失值的位置：

```
In [50]: s1 = pd.Series([1, np.nan])

In [51]: s2 = pd.Series([1, 2])

In [52]: s1 == 1
Out[52]:
0    True
1    False
dtype: bool

In [53]: s1.equals(s2)
Out[53]: False
```

在时间序列的对象中，`pandas` 利用 `pd.NaT` 来指代缺失值，它的作用和 `np.nan` 是一致的（时间序列的对象和构造将在第十章讨论）：

```
In [54]: pd.to_timedelta(['30s', np.nan]) # Timedelta 中的 NaT
Out[54]: TimedeltaIndex(['0 days 00:00:30', NaT], dtype='timedelta64[ns]', freq=None)

In [55]: pd.to_datetime(['20200101', np.nan]) # Datetime 中的 NaT
Out[55]: DatetimeIndex(['2020-01-01', 'NaT'], dtype='datetime64[ns]', freq=None)
```

那么为什么要引入 `pd.NaT` 来表示时间对象中的缺失呢？仍然以 `np.nan` 的形式存放会有什么问题？在 `pandas` 中可以看到 `object` 类型的对象，而 `object` 是一种混杂对象类型，如果出现了多个类型的元素同时存储在 `Series` 中，它的类型就会变成 `object`。例如，同时存放整数和字符串的列表：

```
In [56]: pd.Series([1, 'two'])
Out[56]:
0    1
1   two
dtype: object
```

`NaT` 问题的根源来自于 `np.nan` 的本身是一种浮点类型，而如果浮点和时间类型混合存储，如果不设计新的内置缺失类型来处理，就会变成含糊不清的 `object` 类型，这显然是不希望看到的。

```
In [57]: type(np.nan)
Out[57]: float
```

同时，由于 `np.nan` 的浮点性质，如果在一个整数的 `Series` 中出现缺失，那么其类型会转变为 `float64`；而如果在布尔类型的序列中出现缺失，那么其类型就会转为 `object` 而不是 `bool`：

```
In [58]: pd.Series([1, np.nan]).dtype
Out[58]: dtype('float64')

In [59]: pd.Series([True, False, np.nan]).dtype
Out[59]: dtype('O')
```

因此，在进入 `1.0.0` 版本后，`pandas` 尝试设计了一种新的缺失类型 `pd.NA` 以及三种 `Nullable` 序列类型来应对这些缺陷，它们分别是 `Int`、`boolean` 和 `string`。

2. Nullable类型的性质

从字面意义上看 `Nullable` 就是可空的，言下之意就是序列类型不受缺失值的影响。例如，在上述三个 `Nullable` 类型中存储缺失值，都会转为 `pandas` 内置的 `pd.NA`：


```
In [60]: pd.Series([np.nan, 1], dtype = 'Int64') # "i"是大写的
Out[60]:
0      <NA>
1         1
dtype: Int64

In [61]: pd.Series([np.nan, True], dtype = 'boolean')
Out[61]:
0      <NA>
1     True
dtype: boolean

In [62]: pd.Series([np.nan, 'my_str'], dtype = 'string')
Out[62]:
0      <NA>
1    my_str
dtype: string
```

在 `Int` 的序列中，返回的结果会尽可能地成为 `Nullable` 的类型：

```
In [63]: pd.Series([np.nan, 0], dtype = 'Int64') + 1
Out[63]:
0      <NA>
1         1
dtype: Int64

In [64]: pd.Series([np.nan, 0], dtype = 'Int64') == 0
Out[64]:
0      <NA>
1     True
dtype: boolean

In [65]: pd.Series([np.nan, 0], dtype = 'Int64') * 0.5 # 只能是浮点
Out[65]:
0     NaN
1     0.0
dtype: float64
```

对于 `boolean` 类型的序列而言，其和 `bool` 序列的行为主要有两点区别：

第一点是带有缺失的布尔列表无法进行索引器中的选择，而 `boolean` 会把缺失值看作 `False`：

```
In [66]: s = pd.Series(['a', 'b'])

In [67]: s_bool = pd.Series([True, np.nan])

In [68]: s_boolean = pd.Series([True, np.nan]).astype('boolean')

# s[s_bool] # 报错
In [69]: s[s_boolean]
Out[69]:
0     a
dtype: object
```

第二点是在进行逻辑运算时，`bool` 类型在缺失处返回的永远是 `False`，而 `boolean` 会根据逻辑运算是否能确定唯一结果来返回相应的值。那什么叫能否确定唯一结果呢？举个简单例子：`True | pd.NA` 中无论缺失值为什么值，必然返回 `True`；`False | pd.NA` 中的结果会根据缺失值取值的不同而变化，此时返回 `pd.NA`；`False & pd.NA` 中无论缺失值为什么值，必然返回 `False`。

```
In [70]: s_boolean & True
Out[70]:
0     True
1      <NA>
dtype: boolean

In [71]: s_boolean | True
Out[71]:
0     True
1     True
dtype: boolean

In [72]: ~s_boolean # 取反操作同样是无法唯一地判断缺失结果
Out[72]:
0    False
1      <NA>
dtype: boolean
```

关于 `string` 类型的具体性质将在下一章文本数据中进行讨论。

一般在实际数据处理时，可以在数据集读入后，先通过 `convert_dtypes` 转为 `Nullable` 类型：

```
In [73]: df = pd.read_csv('data/learn_pandas.csv')

In [74]: df = df.convert_dtypes()

In [75]: df.dtypes
Out[75]:
School          string
Grade           string
Name            string
Gender          string
Height         float64
Weight          Int64
Transfer        string
Test_Number     Int64
Test_Time       string
Time_Record     string
dtype: object
```

3. 缺失数据的计算和分组

当调用函数 `sum`，`prob` 使用加法和乘法的时候，缺失数据等价于被分别视作0和1，即不改变原来的计算结果：

```
In [76]: s = pd.Series([2,3,np.nan,4,5])

In [77]: s.sum()
Out[77]: 14.0

In [78]: s.prod()
Out[78]: 120.0
```

当使用累计函数时，会自动跳过缺失值所处的位置：

```
In [79]: s.cumsum()
Out[79]:
0      2.0
1      5.0
2      NaN
3      9.0
4     14.0
dtype: float64
```

当进行单个标量运算的时候，除了 `np.nan ** 0 = 1` 和 `1 ** np.nan = 1` 这两种情况为确定的值之外，所有运算结果全为缺失（`pd.NA` 的行为与此一致），并且 `np.nan` 在比较操作时一定返回 `False`，而 `pd.NA` 返回 `pd.NA`：

```
In [80]: np.nan == 0
Out[80]: False

In [81]: np.nan > 0
Out[81]: False

In [82]: np.nan + 1
Out[82]: nan

In [83]: np.log(np.nan)
Out[83]: nan

In [84]: np.add(np.nan, 1)
Out[84]: nan
```

另外需要注意的是，`diff`，`pct_change` 这两个函数虽然功能相似，但是对于缺失的处理不同，前者凡是参与缺失计算的部分全部设为了缺失值，而后者缺失值位置会被设为 0% 的变化率：


```

In [85]: s.diff()
Out[85]:
0      NaN
1      1.0
2      NaN
3      NaN
4      1.0
dtype: float64

In [86]: s.pct_change()
Out[86]:
0          NaN
1      0.500000
2      0.000000
3      0.333333
4      0.250000
dtype: float64

```

对于一些函数而言，缺失可以作为一个类别处理，例如在 `groupby`，`get_dummies` 中可以设置相应的参数来进行增加缺失类别：

```

In [87]: df_nan = pd.DataFrame({'category': ['a', 'a', 'b', np.nan, np.nan],
.....:                        'value': [1, 3, 5, 7, 9]})
.....:

In [88]: df_nan
Out[88]:
   category  value
0         a      1
1         a      3
2         b      5
3        NaN      7
4        NaN      9

In [89]: df_nan.groupby('category',
.....:                  dropna=False)['value'].mean() # pandas 版本大于1.1.0
.....:
Out[89]:
category
a         2
b         5
NaN        8
Name: value, dtype: int64

In [90]: pd.get_dummies(df_nan.category, dummy_na=True)
Out[90]:
   a  b  NaN
0  1  0   0
1  1  0   0
2  0  1   0
3  0  0   1
4  0  0   1

```