

在矩阵代数与随机向量中使用numpy所需的知识点

一、文档

二、入门操作

1. 常用的模块及导入
2. 创建数组
 - 2.1 普通数组
 - 2.2 特殊数组
 - 2.2.1 对角矩阵
 - 2.2.2 单位矩阵
 - 2.2.2 全零数组
 - 2.2.3 全1数组
3. 查看数组的属性
 - 3.1 长度
 - 3.2 维度
 - 3.2.1 array.ndim
 - 3.2.2 array.shape
 - 3.3 大小
 - 3.4 类型
4. 设置数组属性
 - 4.1 维度
 - 4.1.1 reshape
 - 4.1.2 resize
 - 4.2 方向
 - 4.3 数据类型
5. 矩阵内的元素级运算
 - 5.1 对轴的理解
 - 5.2 沿轴求和，求均值
 - 5.2.1 sum
 - 5.2.2 mean
 - 5.3 通用函数
 - 5.3.1 广播机制broadcast
 - 5.3.2 sqrt
 - 5.3.3 multiply
6. 矩阵间的运算
 - 6.1 矩阵间的加减
 - 6.2 矩阵间的乘法
7. 线性代数模块的使用
 - 7.1 矩阵的逆
 - 7.2 求矩阵的行列式
 - 7.3 求线性矩阵方程的解
 - 7.3 求矩阵的特征值和特征向量及验证
 - 7.4 求矩阵的奇异值分解

一、文档

学习一门语言或者库最好的学习资料必须是它的官方文档。

Numpy的官方文档: [Numpy的官方文档\(英文\)](#)

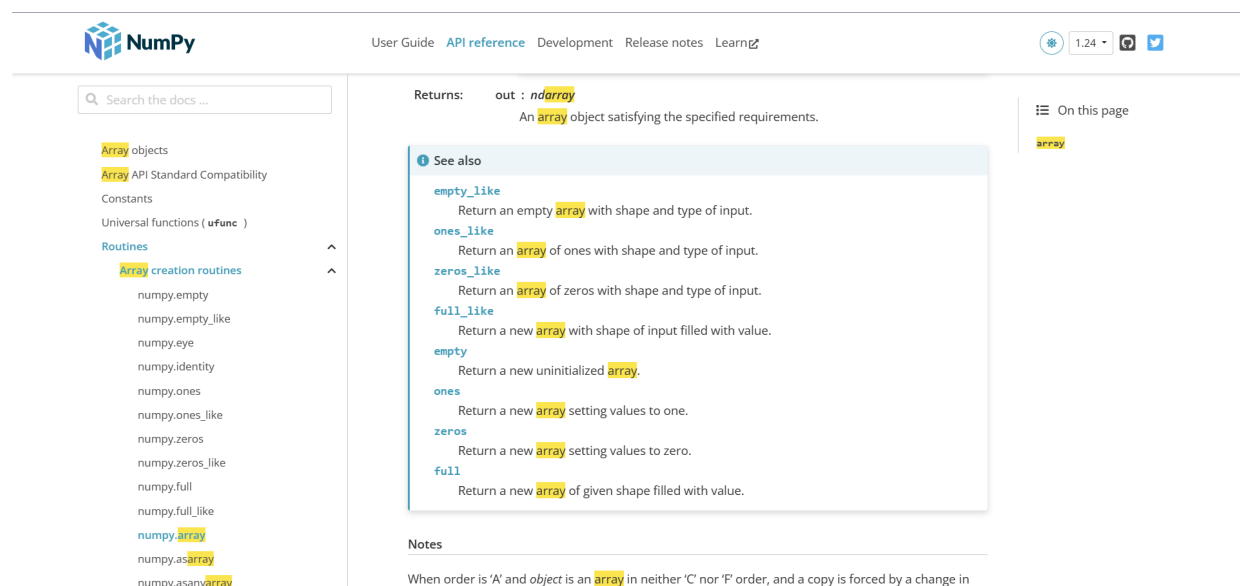
Numpy的中文文档: [Numpy的中文文档](#)

以中文官方文档为里, 当我们在新接触或者不熟悉某个库的用法时, 可以在其官方文档中, 找到**文章**、**Numpy 介绍**、**快速入门教程**以及**Numpy 基础知识**, 这四个地方可以让我们快速入门Numpy。

其中的参考手册则能让我们查阅到某些函数的具体参数及含义。



当你在查找某些函数时, 页面会出现实现功能相近的函数, 我们可以利用这点来实现在不知道某些函数名, 但是知道实现的结果, 此时我们就可以查找与我们想要功能相近的函数。



二、入门操作

1. 常用的模块及导入

首先我们需要导入 *Numpy* 库

其次是在前两章的学习中我们最常用到的一个模块，线性代数模块：*linalg*

```
import numpy as np
import numpy.linalg as LA
```

在使用的过程中可以 *help()* 查找模块和函数的具体方法

```
help(numpy.array)    # 在已有导入包时
help('numpy.array')  # 在没有导入包时
```

或者使用 *dir()* 来查看模块和函数的方法有哪些

```
dir(numpy.array)     # 在已有导入包时
dir('numpy.array')   # 在没有导入包时
```

2. 创建数组

2.1 普通数组

*numpy.array*的初始化为：

```
array(object, dtype=None, *, copy=True, order='K', subok=False, ndmin=0, like=None)
```

这里讲几个常用的参数（除了 *object* 其他都为可选参数）：

1. 其中 *object* 可以是一个有序数列如：列表、元组、字符串
2. *dtype* 可设置数组的数据类型
3. *order* 的参数可以简单理解为 $\begin{cases} 'K': \text{保留原数据的存储格式} \\ 'A': \text{原数据为列则按列存储否则按行} \\ 'C': \text{按行存储} \\ 'F': \text{按列存储} \end{cases}$

若感兴趣可以参考这篇文章：[深入理解numpy库中的order参数numpy order我是个烧饼啊的博客-CSDN博客](#)

5. *ndim* 的参数可以设置 *ndarray* 对象的维度

注意：一维向量既为行向量又为列向量

Example

```
>>> np.array([1, 2, 3])
array([1, 2, 3])
```

```
>>> np.array([1, 2, 3.0])
array([ 1.,  2.,  3.])
```

```
>>> np.array([[1, 2], [3, 4]])
array([[1, 2],
       [3, 4]])
```

```
>>> np.array([1, 2, 3], ndmin=2)
array([[1, 2, 3]])
```

```
>>> np.array([1, 2, 3], dtype=complex)
array([ 1.+0.j,  2.+0.j,  3.+0.j])
```

```
>>> x = np.array([(1,2),(3,4)], dtype=[('a', '<i4'), ('b', '<i4')])
>>> x['a']
array([1, 3])
```

```
>>> np.array(np.mat('1 2; 3 4'))
array([[1, 2],
       [3, 4]])
```

2.2 特殊数组

2.2.1 对角矩阵

*numpy.diag*的初始化为：

```
numpy.diag(v, k=0)
```

其中 *k* 为可选参数，设置对角线的位置 *>0* 为主对角线上方，*<0* 为主对角线下方，*v* 为N维的数组，也可为单位矩阵的阶数（则生成N阶对角矩阵）

描述：提取对角线或构造对角线数组

注意：

当 *array* 是一个一维数组时，结果形成一个以一维数组为对角线元素的矩阵

当 *array* 是一个二维矩阵时，结果输出矩阵的对角线元素

Example

```
>>> x = np.arange(9).reshape((3,3))
>>> x
array([[0, 1, 2],
       [3, 4, 5],
       [6, 7, 8]])
```

```
>>> np.diag(x)
array([0, 4, 8])
>>> np.diag(x, k=1)
array([1, 5])
>>> np.diag(x, k=-1)
array([3, 7])
```

```
>>> np.diag(np.diag(x))
array([[0, 0, 0],
       [0, 4, 0],
       [0, 0, 8]])
```

2.2.2 单位矩阵

实现单位矩阵有两种方式，一种是 2.2.1 中的 [numpy.diag](#) 还有一种则是以下这种方式。

*numpy.eye*的初始化为：

```
numpy.eye(N, M=None, k=0, dtype=<class 'float'>, order='C', *, like=None)
```

其中除了 *N*，其他全为可选参数，经常使用 *N*，作为单位矩阵的长度

Example

```
>>> np.eye(2, dtype=int)
array([[1, 0],
       [0, 1]])
>>> np.eye(3, k=1)
array([[0., 1., 0.],
       [0., 0., 1.],
       [0., 0., 0.]])
```

2.2.2 全零数组

*numpy.zeros*的初始化为：

```
numpy.zeros(shape, dtype=float, order='C', *, like=None)
```

其中除了 *shape* 其他都为可选参数

1. *shape* 为数组的各个维度上的大小，例如(2, 3) 或者 2
2. *dtype* 为设置数组中元素的数据类型
3. *order* , 默认为 'C' $\begin{cases} 'C': \text{按行存储} \\ 'F': \text{按列存储} \end{cases}$

Example

```
>>> np.zeros(5)
array([ 0.,  0.,  0.,  0.,  0.])
```

```
>>> np.zeros(5)
array([ 0.,  0.,  0.,  0.,  0.])
```

```
>>> np.zeros((5,), dtype=int)
array([0, 0, 0, 0, 0])
```

```
>>> np.zeros((2, 1))
array([[ 0.],
       [ 0.]])
```

```
>>> s = (2,2)
>>> np.zeros(s)
array([[ 0.,  0.],
       [ 0.,  0.]])
```

2.2.3 全1数组

numpy.ones 的初始化为：

```
numpy.ones(shape, dtype=None, order='C', *, like=None)
```

其中除了 *shape* 其他都为可选参数

1. *shape* 为数组的各个维度上的大小，例如(2, 3) 或者 2
2. *dtype* 为设置数组中元素的数据类型
3. *order* , 默认为 'C' $\begin{cases} 'C': \text{按行存储} \\ 'F': \text{按列存储} \end{cases}$

Example

```
>>> np.ones(5)
array([1., 1., 1., 1., 1.])
```

```
>>> np.ones((5,), dtype=int)
array([1, 1, 1, 1, 1])
```

```
>>> np.ones((2, 1))
array([[1.],
       [1.]])
```

```
>>> s = (2,2)
>>> np.ones(s)
array([[1., 1.],
       [1., 1.]])
```

3. 查看数组的属性

3.1 长度

当 *array* 为一维数组时，返回值为该数组的**长度**

当 *array* 为N维数组时，返回值为该数组的**维度**

```
len(array)
```

3.2 维度

3.2.1 array.ndim

使用 *array.ndim* 返回的是 *array* 数组的维度（一个数）

```
array.ndim
```

Example

```
>>> x = np.array([1, 2, 3])
>>> x.ndim
1
```

```
>>> y = np.zeros((2, 3, 4))
>>> y.ndim
3
```

3.2.2 array.shape

使用 `array.shape` 返回的是 `array` 数组各个维度的维数，用一个元组来表示

也可以跟 4.2.1 中的 `array.reshape` 一样更改 `array` 对象各个维度上的大小，但是当各个维度上的大小相乘**不等于**原来的大小，则会更改失败

```
array.shape
```

Example

```
>>> x = np.array([1, 2, 3, 4])
>>> x.shape
(4,)
```



```
>>> y = np.zeros((2, 3, 4))
>>> y.shape
(2, 3, 4)
```



```
>>> y.shape = (3, 8)
>>> y
array([[ 0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.],
       [ 0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.],
       [ 0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.,  0.]])
```



```
>>> y.shape = (3, 6)
Traceback (most recent call last):
  File "<stdin>", line 1, in <module>
ValueError: total size of new array must be unchanged
np.zeros((4,2))[:,2].shape = (-1,)
Traceback (most recent call last):
  File "<stdin>", line 1, in <module>
AttributeError: Incompatible shape for in-place modification. Use
`.reshape()` to make a copy with the desired shape.
```

3.3 大小

返回值为 `array` 数组各个维度上的维数相乘

```
ndarray.size
```

Example


```
>>> x = np.zeros((3, 5, 2), dtype=np.complex128)
>>> x.size
30
```

3.4 类型

*ndarray*对象中元素的数据类型

```
ndarray.dtype
```

*ndarray*对象的数据类型

```
type(array)
```

Example

```
>>> x
array([[0, 1],
       [2, 3]])
>>> x.dtype
dtype('int32')
>>> type(x.dtype)
<type 'numpy.dtype'>
```

4. 设置数组属性

4.1 维度

4.1.1 reshape

*numpy.reshape*的初始化为:

```
numpy.reshape(a, newshape, order='C')
```

其中*reshape* 的参数有:

1. *a* 为*array* 数组
2. *newshape* 为新*array* 的大小, 用一个元组表示
3. *order* (可选)的参数有 $\begin{cases} 'A': \text{原数据为列则按列存储否则按行} \\ 'C': \text{按行存储} \\ 'F': \text{按列存储} \end{cases}$

注意: 当各个维度上的大小相乘**不等于**原来的大小, 则会更改失败

有返回值，所谓有返回值，即不对原始多维数组进行修改

Example

```
>>> a = np.array([[1,2,3], [4,5,6]])
>>> np.reshape(a, 6)
array([1, 2, 3, 4, 5, 6])
```

```
>>> np.reshape(a, 6, order='F')
array([1, 4, 2, 5, 3, 6])
```

ndarray.reshape 的初始化为：

```
ndarray.reshape(shape, order='C')
```

4.1.2 resize

numpy.resize 的初始化为：

```
numpy.resize(a, new_shape)
```

其中 *a* 为数组对象

new_shape 为更改后的数组各个维度上的大小

注意： 无返回值，所谓无返回值，即会对原始多维数组进行修改

Example

```
>>> a=np.array([[0,1],[2,3]])
>>> np.resize(a,(2,3))
array([[0, 1, 2],
       [3, 0, 1]])

>>> np.resize(a,(1,4))
array([[0, 1, 2, 3]])

>>> np.resize(a,(2,4))
array([[0, 1, 2, 3],
       [0, 1, 2, 3]])
```

4.2 方向

`ndarray.T`

对 `ndarray` 数组进行转置

原理：将第一行变为第一列，将第二行变为第二列，以此类推

Example

```
>>> a = np.array([[1, 2], [3, 4]])
>>> a
array([[1, 2],
       [3, 4]])
>>> a.T
array([[1, 3],
       [2, 4]])
```

```
>>> a = np.array([1, 2, 3, 4])
>>> a
array([1, 2, 3, 4])
>>> a.T
array([1, 2, 3, 4])
```

4.3 数据类型

`ndarray.astype` 的初始化为：

```
ndarray.astype(dtype, order='K', casting='unsafe', subok=True, copy=True)
```

其中除了 `dtype` 其他都为可选参数

1. `dtype` 参数为需要转换成的数据类型

2. `order` 参数为

{	'K':	保留原数据的存储格式
	'A':	原数据为列则按列存储否则按行
	'C':	按行存储
	'F':	按列存储

3. `casting` 参数为

{	'no'	表示根本不应强制转换数据类型。
	'equiv'	表示只允许字节顺序更改。
	'safe'	表示只允许保留值的强制转换。
	'same_kind'	表示仅安全施放或同类内的施法，像 <code>float64</code> 到 <code>float32</code> ，是允许的。
	'unsafe'	是指可以进行任何数据转换

Example

```
>>> x = np.array([1, 2, 2.5])
>>> x
array([1. , 2. , 2.5])
```

```
>>> x.astype(int)
array([1, 2, 2])
```

5. 矩阵内的元素级运算

5.1 对轴的理解

对简单的二维矩阵，沿着竖轴方向的为0轴，沿着横轴方向的为1轴。

5.2 沿轴求和，求均值

5.2.1 sum

numpy.sum 的初始化为：

```
numpy.sum(a, axis=None, dtype=None, out=None, keepdims=<no value>, initial=<no value>, where=<no value>)
```

其中除了 *a* 其他都为可选参数，这里讲一个常用的可选参数

1. *a* 为需要求和的数组
2. *axis* 为轴，需要沿哪条轴进行计算求和，若不加这个参数，则求和变为求该数组的内部累加和

Example

```
>>> np.sum([0.5, 1.5])
2.0
>>> np.sum([0.5, 0.7, 0.2, 1.5], dtype=np.int32)
1
>>> np.sum([[0, 1], [0, 5]])
6
>>> np.sum([[0, 1], [0, 5]], axis=0)
array([0, 6])
>>> np.sum([[0, 1], [0, 5]], axis=1)
array([1, 5])
>>> np.sum([[0, 1], [np.nan, 5]], where=[False, True], axis=1)
array([1., 5.])
```

ndarray.sum 的初始化为：

```
ndarray.sum(axis=None, dtype=None, out=None, keepdims=False, initial=0, where=True)
```

5.2.2 mean

`numpy.mean` 的初始化为:

```
numpy.mean(a, axis=None, dtype=None, out=None, keepdims=<no value>, *, where=<no value>)[source]
```

其中除了 `a` 其他都为可选参数, 这里讲一个常用的可选参数

1. `a` 为需要求均值的数组
2. `axis` 为轴, 需要沿哪条轴进行计算求均值, 若不加这个参数, 则求和变为求该数组的内部总的均值

Example

```
>>> a = np.array([[1, 2], [3, 4]])
>>> np.mean(a)
2.5
>>> np.mean(a, axis=0)
array([2., 3.])
>>> np.mean(a, axis=1)
array([1.5, 3.5])
```

5.3 通用函数

5.3.1 广播机制broadcast

官方文档的描述为: 受某些限制, 较小的阵列在较大的阵列上“广播”, 以便它们 具有兼容的形状。

我的理解是从低维的角度对高维进行操作

官方文档关于这一部分的说明在[广播 — NumPy v1.24 手册](#)

如果看不懂官方文档的可以参考《利用Python进行数据分析》这本书的P435-P442, 或者[numpy的广播机制](#)这篇文章

5.3.2 sqrt

`numpy.sqrt` 的初始化为:

```
numpy.sqrt(x, /, out=None, *, where=True, casting='same_kind', order='K',
dtype=None, subok=True[, signature, extobj]) = <ufunc 'sqrt'>
```

虽然看上去很复杂但是实际上目前经常用到的也只有`x`

`np.sqrt(ndarray)` 即是对 `ndarray` 中的每一个元素进行求开平方

Example

```
>>> np.sqrt([1,4,9])
array([ 1.,  2.,  3.])
>>> np.sqrt([4, -1, -3+4j])
array([ 2.+0.j,  0.+1.j,  1.+2.j])
>>> np.sqrt([4, -1, np.inf])
array([ 2., nan, inf])
```

5.3.3 multiply

`numpy.multiply` 的初始化为:

```
numpy.multiply(x1, x2, /, out=None, *, where=True, casting='same_kind', order='K',
dtype=None, subok=True[, signature, extobj]) = <ufunc 'multiply'>
```

我们只需用到 `x1` 与 `x2`, 这两个参数为两个需要相乘的数组, 其用法与 `*` 相同, 计算的是元素级的运算

Example

```
>>> np.multiply(2.0, 4.0)
8.0
```

```
>>> x1 = np.arange(9.0).reshape((3, 3))
>>> x2 = np.arange(3.0)
>>> np.multiply(x1, x2)
array([[ 0.,  1.,  4.],
       [ 0.,  4., 10.],
       [ 0.,  7., 16.]])
```

```
>>> x1 = np.arange(9.0).reshape((3, 3))
>>> x2 = np.arange(3.0)
>>> x1 * x2
array([[ 0.,  1.,  4.],
       [ 0.,  4., 10.],
       [ 0.,  7., 16.]])
```

6. 矩阵间的运算

6.1 矩阵间的加减

这一部分的普遍用法是使用一个函数或者一个符号进行运算

Example

```
>>> np.add(1.0, 4.0)
5.0
>>> x1 = np.arange(9.0).reshape((3, 3))
>>> x2 = np.arange(3.0)
>>> np.add(x1, x2)
array([[ 0.,  2.,  4.],
       [ 3.,  5.,  7.],
       [ 6.,  8., 10.]])
```

```
>>> x1 = np.arange(9.0).reshape((3, 3))
>>> x2 = np.arange(3.0)
>>> x1 + x2
array([[ 0.,  2.,  4.],
       [ 3.,  5.,  7.],
       [ 6.,  8., 10.]])
```

从上面的例子可以看出，不管是使用函数 *numpy.add* 还是使用 操作符+，这两种计算的结果都是相同的。

减法则如以下这些例子

Example

```
>>> np.subtract(1.0, 4.0)
-3.0
```

```
>>> x1 = np.arange(9.0).reshape((3, 3))
>>> x2 = np.arange(3.0)
>>> np.subtract(x1, x2)
array([[ 0.,  0.,  0.],
       [ 3.,  3.,  3.],
       [ 6.,  6.,  6.]])
```

```
>>> x1 = np.arange(9.0).reshape((3, 3))
>>> x2 = np.arange(3.0)
>>> x1 - x2
array([[ 0.,  0.,  0.],
       [ 3.,  3.,  3.],
       [ 6.,  6.,  6.]])
```

6.2 矩阵间的乘法

`numpy.dot` 计算的是矩阵的内积即是对两个矩阵进行线性代数的计算，其与使用 `@` 结果是相同的

Example

```
>>> np.dot(3, 4)
12
```

```
>>> np.dot([2j, 3j], [2j, 3j])
(-13+0j)
```

```
>>> a = [[1, 0], [0, 1]]
>>> b = [[4, 1], [2, 2]]
>>> np.dot(a, b)
array([[4, 1],
       [2, 2]])
```

也可以使用其方法 `ndarray.dot()`

7. 线性代数模块的使用

7.1 矩阵的逆

`numpy.linalg.inv` 的初始化为：

```
linalg.inv(a)
```

Example

```
>>> a = np.array([[[1., 2.], [3., 4.]], [[1, 3], [3, 5]]])
>>> inv(a)
array([[-2.   ,  1.   ],
       [ 1.5 , -0.5  ]],
      [[-1.25,  0.75],
       [ 0.75, -0.25]])
```

7.2 求矩阵的行列式

`numpy.linalg.det` 的初始化为：

```
linalg.det(a)
```


Example

```
>>> a = np.array([[1, 2], [3, 4]])
>>> np.linalg.det(a)
-2.0
```

```
>>> a = np.array([ [1, 2], [3, 4]], [[1, 2], [2, 1]], [[1, 3], [3, 1]] ])
>>> a.shape
(3, 2, 2)
>>> np.linalg.det(a)
array([-2., -3., -8.])
```

7.3 求线性矩阵方程的解

`numpy.linalg.solve` 的初始化为:

```
linalg.solve(a, b)
```

其中 a 为系数矩阵, b 为结果矩阵, 返回值为解矩阵

```
>>> a = np.array([[1, 2], [3, 5]])
>>> b = np.array([1, 2])
>>> x = np.linalg.solve(a, b)
>>> x
array([-1., 1.])
```

7.3 求矩阵的特征值和特征向量及验证

`numpy.linalg.eig` 的初始化为:

```
linalg.eig(a)
```

Example

```
>>> import numpy.linalg as LA
>>> w, v = LA.eig(np.diag((1, 2, 3)))
>>> w; v
array([1., 2., 3.])
array([[1., 0., 0.],
       [0., 1., 0.],
       [0., 0., 1.]])
```

其中第一个数组为**特征值**，第二个数组，每列都是一个与第一个数组对应的**特征向量**，如1的特征向量为 $[1, 0, 0]$

验证： $Ax = \lambda x$

其中 A 为 p 阶方阵， λ 为 A 的特征值，称 x 为 A 的属于特征值 λ 的一个特征向量

注意：因为在矩阵计算时，计算机会因为精度问题，导致小数点后很多位会出现误差，所以我们在比较时就使用 `numpy.allclose`

7.4 求矩阵的奇异值分解

`numpy.linalg.svd` 的初始化为：

```
linalg.svd(a, full_matrices=True, compute_uv=True, hermitian=False)
```

其中，我们只需要将需要奇异值分解的矩阵当作 a 参数放入函数中即能运行分解

Example

```
>>> import numpy.linalg as LA
>>> A = np.array([1, 1, 2, -2, 2, 2]).reshape((2,3), order="F")
>>> A
array([[ 1,  2,  2],
       [ 1, -2,  2]])

>>> svd(A)
(array([[-0.70710678, -0.70710678],
        [-0.70710678,  0.70710678]]),
 array([3.16227766, 2.82842712]),
 array([[-4.47213595e-01, -4.15130595e-16, -8.94427191e-01],
        [ 7.32343785e-17, -1.00000000e+00,  3.39211021e-16],
        [-8.94427191e-01,  6.18327757e-17,  4.47213595e-01]]))
```